



**Déforestation et dégradation du *miombo* dans
l'écorégion zambézienne : dynamique spatio-
temporelle et impacts des pressions anthropiques
dans le bassin de production de charbon de bois de
Lubumbashi (Haut-Katanga, RD Congo)**

Héritier KHOJI MUTEYA

COMMUNAUTÉ FRANÇAISE DE BELGIQUE
UNIVERSITÉ DE LIÈGE – GEMBLoux AGRO-BIO TECH

Et

UNIVERSITE DE LUBUMBASHI

**Déforestation et dégradation du *miombo* dans
l'écorégion zambézienne : dynamique spatio-
temporelle et impacts des pressions anthropiques
dans le bassin de production de charbon de bois de
Lubumbashi (Haut-Katanga, RD Congo)**

Héritier KHOJI MUTEYA

Thèse en cotutelle

Dissertation originale présentée (ou essai présenté) en vue de l'obtention du
grade de doctorat en sciences agronomiques et ingénierie biologique

Promoteurs : Jan BOGAERT (Université de Liège – Gembloux Agro-Bio Tech)

Yannick USENI SIKUZANI (Université de Lubumbashi)

Année civile (= année du dépôt) : 2025

© Héritier Khoji Muteya, Mai 2025

Citation : Khoji M.H., 2025. Déforestation et dégradation du *miombo* dans l'écorégion zambézienne : dynamique spatio-temporelle et impacts des pressions anthropiques dans le bassin de production de charbon de bois de Lubumbashi (Haut-Katanga, RD Congo). Thèse de doctorat, Gembloux Agro-Bio Tech – ULiège, Gembloux, BE et Faculté des Sciences Agronomiques – UNILU.

Photo de couverture

Les deux images à gauche : vue d'une forêt de *miombo* intacte prise depuis une colline dans la région de Luisha (11°10' S ; 27°01' E) en haut, illustrant un paysage relativement préservé (crédit photo : Khoji M.H., 2023). En bas : Construction en cours d'une meule traditionnelle destinée à la production de charbon de bois dans le village de Nsela (11°20' S ; 27°36' E, crédit photo : Khoji M.H., 2023).

L'image au milieu : une meule de charbon de bois, avec des sacs de charbon déjà remplis dans le village Luisha (11°10' S ; 27°01' E, crédit photo : Khoji M.H., 2023).

L'image à droite est une composition en vraies couleurs issue d'une image satellitaire Landsat de 2023, représentant le paysage de Lubumbashi ainsi qu'une partie de son bassin de production de charbon de bois.

Dédicace

À la mémoire de ma mère Jeanne Khoji Hitshika, qui a laissé en moi une lumière qui ne s'éteint pas. Sa présence silencieuse m'a accompagné tout au long de ce parcours, que son âme repose en paix.

À mon père Ernest Muteya,

Aux Muteya : mes grands frères : Michel Manika, Charles Muzangu, Augustin Mbunda, ma grande sœur Jolie Marianna et mon petit frère Franck Fupa,

À ma femme, ma fleur Detia Ngoie wa Mwanza,

*A ma fille, ma consolation Shalom Khoji Hitshika,
Et à mes futurs enfants.*

Epigraphe

Lorsque le dernier arbre sera abattu, la dernière rivière empoisonnée, le dernier poisson pêché, alors l'homme comprendra que l'argent ne se mange pas.

Proverbe amérindien

Résumé

Les activités anthropiques, accentuées par une croissance démographique rapide, exercent une forte pression sur les écosystèmes forestiers. Les forêts tropicales sèches, telles que celles de l'écorégion zambézienne en Afrique centro-australe, comptent parmi les plus touchées. Dans la région minière du sud-est de la République Démocratique du Congo (RD Congo), en particulier dans le bassin de production du charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi, les forêts claires de *miombo* subissent une déforestation et une dégradation rapides, exacerbées par l'urbanisation et la demande croissante en produits agricoles et énergétiques, dans un contexte de gouvernance forestière insuffisante.

Dans ce contexte, cette étude a analysé les dynamiques spatio-temporelles de la déforestation et de la dégradation des forêts de *miombo* dans l'écorégion zambézienne, en évaluant l'impact des pressions anthropiques dans le BPCB de Lubumbashi (Haut-Katanga). Pour atteindre cet objectif, une approche intégrée a été adoptée, combinant des techniques de télédétection (à partir d'images satellitaires Landsat couvrant la période de 1979 à 2023), les systèmes d'information géographique (SIG), la cartographie, ainsi que des analyses d'écologie du paysage. En complément, des inventaires écologiques ont été réalisés dans 256 placettes d'échantillonnage réparties dans cinq villages du BPCB et un domaine protégé. Ces relevés ont permis d'identifier les principaux facteurs de dégradation et de caractériser la diversité floristique et les paramètres dendrométriques associés.

Les résultats de l'analyse de la dynamique paysagère révèlent une réduction significative des forêts dans l'écorégion zambézienne, avec un taux de déforestation de 0,93 %, ainsi que des variations selon les pays entre 2000 et 2023. Au Sud-Est de la RD Congo, autour des agglomérations, la couverture naturelle a été remplacée par l'agriculture, la production énergétique et l'urbanisation. Entre 2010 et 2020, ces perturbations se sont accentuées, notamment dans un rayon de 25 km autour de Lubumbashi et Kolwezi, où les zones bâties devraient dominer respectivement d'ici 2060 et 2075.

Dans le BPCB de Lubumbashi, le taux de déforestation a atteint 1,51 % par an sur la période 1990–2022, au profit des savanes, sans épargner les aires protégées. En effet, dans le Domaine de Chasse de Kiziba-Baluba (DCKB), la déforestation annuelle a été de l'ordre de 1,84 % entre 1989 et 2023. Ces pertes forestières s'accompagnent d'une fragmentation accrue, isolant les taches forestières, tandis que les savanes se caractérisent par une agrégation et une expansion de leurs taches. Les inventaires indiquent que les coupes pour la production de charbon de bois et les feux de végétation sont les principales causes de la dégradation forestière, induisant une faible diversité floristique et de faibles valeurs dendrométriques particulièrement dans les écosystèmes jeunes. Toutefois, les forêts de *miombo* au sein du BPCB montrent un potentiel de régénération et de préservation de leur diversité, offrant ainsi des perspectives prometteuses pour la restauration.

Ces résultats illustrent l'intensification des pressions anthropiques dans l'écorégion zambézienne, et plus particulièrement dans le BPCB de Lubumbashi. Ils soulignent l'urgence d'élaborer des stratégies régionales et nationales intégrant une gouvernance forestière participative, la régénération naturelle, l'agriculture durable et la promotion des énergies propres pour atténuer la déforestation et préserver ces écosystèmes fragiles.

Mots clés : pression anthropique, forêts claires de *miombo*, déboisement, dégradation, changement d'affectation des terres, aménagement forestier, restauration des écosystèmes, structure spatiale, diversité des espèces, Lubumbashi.

Abstract

Deforestation and degradation of *miombo* in the Zambezi ecoregion: spatiotemporal dynamics and impacts of anthropogenic pressures in the Lubumbashi charcoal production basin (Upper Katanga, DR Congo)

Anthropogenic activities, exacerbated by rapid population growth, are placing increasing pressure on forest ecosystems. Among the most affected are tropical dry forests, such as those of the Zambezi ecoregion in south-central Africa. In the mining region of southeastern Democratic Republic of Congo (DRC), particularly within the Lubumbashi charcoal production basin (LCPB), the *miombo* woodlands are experiencing rapid deforestation and degradation, driven by urbanization and the growing demand for agricultural and energy resources, against a backdrop of weak forest governance.

In this context, this study analyzed the spatio-temporal dynamics of deforestation and degradation of *miombo* forests within the Zambezi ecoregion, assessing the impact of anthropogenic pressures in the LCPB (Upper Katanga). To achieve this objective, an integrated approach was adopted, combining remote sensing techniques (using Landsat satellite imagery from 1979 to 2023), geographic information systems (GIS), cartographic analysis, and landscape ecology assessments. In addition, ecological surveys were conducted in 256 sampling plots distributed across five villages within the BPCB and one protected area. These field inventories enabled the identification of key degradation drivers and the characterization of the associated floristic diversity and dendrometric parameters.

The results of the landscape dynamics analysis revealed a significant reduction of forests in the Zambezi ecoregion, with an overall deforestation rate of 0.93%, along with notable variations among countries between 2000 and 2023. In southeastern DRC, around urban agglomerations, natural cover has been increasingly replaced by agriculture, energy production, and urban infrastructure. Between 2010 and 2020, these disturbances intensified, especially within a 25 km radius around Lubumbashi and Kolwezi, where built-up areas are projected to dominate by 2060 and 2075, respectively.

In the LCPB, the deforestation rate reached 1.51% per year between 1990 and 2022, favoring the expansion of savannas and affecting even protected areas. Within the Kiziba-Baluba Hunting Domain (KBHD), annual deforestation was about 1.84% between 1989 and 2023. These forest losses were accompanied by increased fragmentation, isolating forest patches, while savannas showed aggregation and expansion of their patches. Inventories identified wood harvesting for charcoal production and fire vegetation as the main drivers of forest degradation, leading to low floristic diversity and reduced dendrometric values, particularly in degraded ecosystems. However, *miombo* forests within the LCPB still exhibit regeneration potential and the capacity to maintain biodiversity, offering promising prospects for restoration.

These findings highlight the intensification of anthropogenic pressures within the Zambezian ecoregion, particularly in the LCPB, and underscore the urgent need for the development of regional and national strategies that incorporate participatory forest governance, natural regeneration, sustainable agriculture, and the promotion of clean energy to mitigate deforestation and conserve these fragile ecosystems.

Keywords: Anthropogenic pressure, *miombo* woodlands, deforestation, degradation, land-use change, forest management, ecosystem restoration, spatial structure, species diversity, Lubumbashi.

Remerciements

Ce parcours doctoral n'aurait pu aboutir sans le soutien constant, les encouragements précieux et les conditions favorables qui m'ont été offerts tout au long de ces années universitaires. J'adresse mes remerciements les plus sincères à toutes les personnes, physiques ou morales, qui ont accompagné et soutenu mon cheminement académique.

La réalisation de ce travail a été rendue possible grâce à une bourse octroyée par l'Académie de Recherche et d'Enseignement Supérieur – Commission de la Coopération au Développement (ARES-CCD, Belgique), dans le cadre du Projet de Recherche pour le Développement (PRD) – Charbon de Lubumbashi (CHARLU), mené à l'Université de Lubumbashi (UNILU) en coopération avec l'Université de Liège (ULiège). Je tiens à exprimer ma reconnaissance aux recteurs des deux institutions pour avoir accepté de signer la convention de cotutelle.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude au Professeur Jan Bogaert, promoteur nord de cette thèse, pour l'accueil chaleureux qu'il m'a réservé au sein de l'unité Biodiversité, Écosystèmes et Paysage de l'Université de Liège, Gembloux Agro-Bio Tech. Je le remercie sincèrement pour sa disponibilité constante, la rigueur scientifique de son encadrement, ainsi que pour la qualité de ses remarques, commentaires et orientations, qui m'ont permis d'approfondir ma maîtrise de l'écologie du paysage et de la rédaction scientifique. Je lui suis également reconnaissant pour ses conseils avisés et son soutien moral, qui ont grandement contribué à la réalisation de cette thèse.

Je ne cesserai jamais de remercier le Professeur Yannick Useni Sikuzani, promoteur sud de cette thèse. En plus d'être l'initiateur principal de ce travail, il restera pour moi celui qui a guidé mes premiers pas dans la recherche scientifique, dès ma troisième année de licence, en tant qu'encadreur de mon travail de fin d'études. Sa direction de mon mémoire de master, de mon diplôme d'études approfondies, ainsi que son suivi attentif tout au long des différentes étapes de cette thèse, ont renforcé mon intérêt pour la télédétection, les systèmes d'information géographique et l'écologie du paysage. Je lui suis particulièrement reconnaissant pour sa rigueur, sa disponibilité légendaire, ainsi que pour sa réactivité exemplaire dans la lecture de mes manuscrits — y compris aux heures les plus tardives. Ses remarques approfondies m'ont non seulement permis d'apprendre, mais aussi d'améliorer considérablement mon travail à chaque étape du processus.

Je remercie également la coordination du PRD-CHARLU pour son soutien dans la réalisation de ce travail. Il s'agit du Professeur Jan Bogaert (ULiège), coordonnateur nord, et du Professeur Yannick Useni Sikuzani (UNILU), coordonnateur sud. Mes remerciements s'adressent également au Professeur César Nkuku Khonde (UNILU), gestionnaire du projet, pour ses encouragements et son soutien à notre nomination à l'Université de Lubumbashi.

Aux différents partenaires du projet qui sont intervenus dans ce travail : le Professeur François Munyemba (UNILU), Directeur de l'Observatoire des Forêts Claires de la RD Congo (OFCC), pour ses conseils, ainsi que pour sa lettre de

recommandation lors du dépôt de notre candidature à la bourse ; Le Docteur Atchoglo Kodjo, administrateur de programme à la Promotion de l'Éducation et de la Formation à l'Étranger (APEFE), pour ses conseils lors du choix des sites d'étude autour de Lubumbashi au début du projet ; Aux Professeur Jean-Paul Katond, Laurent Ndjibu, Jules Nkulu, Wilfrid Masengo et Sylvestre Cabala pour leurs remarques lors des réunions du projet.

Je remercie également le Centre pour le Partenariat et la Coopération au Développement (PACODEL), plus particulièrement Madame Lindsay Lebeau et Madame Manon Van De Weghe, pour leur soutien administratif concernant le voyage et le séjour en Belgique. Je n'oublie pas Madame Mireille Nsamba, secrétaire du projet à l'UNILU.

J'adresse également ma gratitude au Professeur François Malaisse (ULiège), qui, bien qu'étant à la retraite, a accepté de m'accompagner dans ce parcours doctoral en tant que membre du comité de thèse, à travers ses conseils et ses remarques. De même, le Professeur Quentin Ponette (Université Catholique de Louvain) trouve ici mes remerciements pour ses remarques pertinentes et sa disponibilité, en tant que membre du comité de thèse.

Je remercie également le Professeur Jean-François Bastin pour sa disponibilité, ses remarques pertinentes, et pour m'avoir initié à l'utilisation de Google Earth Engine, ce qui a révolutionné mon analyse des données satellitaires. Mes remerciements vont aussi à la Professeure Olivia Rakotondrasoa pour sa disponibilité et ses remarques pertinentes.

J'adresse mes remerciements au responsable de l'unité Biodiversité, Écosystèmes et Paysage de Gembloux Agro-Bio Tech. À notre arrivée en Belgique, cette unité était dirigée par le Professeur Jan Bogaert, et elle est maintenant sous la direction du Professeur Grégory Mahy. Je les remercie chaleureusement pour leur accueil. J'exprime également ma gratitude à tous les membres de cette unité pour l'ambiance conviviale que j'y ai vécue pendant mes séjours entre 2021 et 2025. Plus particulièrement, je remercie les secrétaires de l'unité, Madame Cynthia Thomas et Madame Emily Vander Elst, pour leur soutien technique. Que Harold Strammer reçoive aussi mes sincères remerciements pour son accueil en Belgique, sans oublier son accompagnement à l'aéroport lors de notre retour.

Mes remerciements vont aux autorités administratives et au corps enseignant de la Faculté des Sciences Agronomiques de l'UNILU pour leurs conseils et encouragements. Il s'agit notamment des Professeurs Michel Mpundu (doyen), Sylvestre Cabala (vice-doyen chargé de l'enseignement), Jonas Lwalaba (vice-doyen chargé de la recherche), Wilfried Masengo (vice-doyen chargé du tutorat), Mylor Ngoy (doyen honoraire), Jean-Noël Mputu, Joseph Mukalay, Paul Kazaba, Audry Tshibangu, Salvador Nsenga, Désiré Mujike, John Tshomba, Jacques Kilela, Félicien Mununga et Serge Langunu.

Je remercie les membres du jury pour leur analyse objective de cette thèse ainsi que pour les recommandations constructives formulées en vue de son amélioration. En

plus des promoteurs, il s'agit des professeurs Apollinaire Biloso, Jean-François Bastin, François Munyemba, Jean-Paul Katond et Sylvestre Cabala.

J'exprime également ma profonde reconnaissance aux co-auteurs des publications pour leur précieuse contribution scientifique dans les travaux publiés en lien avec cette recherche. Il s'agit des professeurs Jan Bogaert, Yannick Useni, François Malaisse, Jean-François Bastin, François Munyemba, Sylvestre Cabala et Kouagou Raoul Sambiéni ; le docteur Salomon Waselin, Harold Strammer ; les chefs des travaux Dieu-Donné N'Tambwe, Nathan Kasanda et Franco Mwamba; les assistants et masters Médard Mpanda, John Kikuni et Ildéphone Kipili.

Je remercie également les Professeurs Fidèle Cuma pour son soutien moral et financier ; Jonathan Ilunga et Bill Kasongo pour leur recommandation en vue de l'obtention de cette bourse de thèse.

Je remercie également mes amis et frères, les Assistants : Alphonse Kalambulwa, pour son soutien moral et ses multiples services rendus à notre égard ; Jonas Yona Mleci, pour soutien moral et son appui technique ; Urbain Mumba pour son soutien moral et son appui sur le terrain dans l'identification des espèces du *miombo*.

Je n'oublie pas les chefs de travaux Laurent Kabala, Israël Muschiza, James Nkulu, Myriam Meta, ainsi que les collègues assistants et master : Pacifique Kiwele, Augustin Kalumba, John Banza, Carmel Kalombo, Mawazo Omari, Patient Macho Haya et Fiston Mpange. Je remercie également tous les chefs de travaux et collègues assistants pour l'attention qu'ils m'ont portée. Je n'oublie pas papa Ilunga Jean-Marcel et papa Appariteur Léonard Tshibengambo.

Que les chefs de travaux Bienvenue Esoma, Dieudonné N'tambwe et Nathan Kasanda reçoivent mes remerciements pour les moments partagés ensemble dans ce projet, que ce soit à Lubumbashi, sur le terrain ou en Belgique. Nous avons terminé ce projet en tissant des liens fraternels au-delà des aspects professionnels et académiques.

Je tiens également à remercier chaleureusement les amis avec qui j'ai partagé d'agréables moments à Gembloux, notamment Dr Salomon Waselin pour son coaching et son initiation à la vie gembloutoise, Roselande Jesuka (je n'oublie pas son beau tableau qui m'a été offert), Hongyan Zheng (je n'oublie pas le cadeau offert à ma fille), Henry Kabanyegeye, Nadège Cireji, Charles Mumbere, Carlos Sodalo, Julien Balandi et Tuyen.

Je tiens à remercier aussi mes encadrés et toutes les personnes qui m'ont aidé sur le terrain lors des travaux de collecte des données, notamment : Modeste Nunu, Jonathan Tshitatika, Nelson Esomo, Gabriel Banza, Henriette Lubo, Christian Swedi, Manoah Kitoko et Emmanuel Nzunga.

Je tiens également à exprimer ma gratitude aux chefs des villages de Luisha, Makisemu, Mwawa, Nsela et Texas pour leur disponibilité, leur autorisation de mener nos travaux de terrain, ainsi que pour les précieux entretiens qu'ils ont bien voulu accorder.

Je remercie profondément celles et ceux qui m'ont soutenu moralement et spirituellement, notamment mes pasteurs : le couple Révérend Joseph Kasweka et

Révérende Véronique Kasweka, les Révérends Honoré Kasongo Lyemo, Kisisi Manda, Barnabé Ngoie, Samy Kabamba, Emmanuel Mwajinga, Josué Sabwe, Moïse Kayinda, Jacques Mukini, Emmanuel Mbayo et Joseph Pemba Moto.

J'exprime également ma reconnaissance aux frères aux aînés aînés de la Jeunesse Pour Christ : Stanislas Kayombo, Hubert Kabila, Jean-Pierre Tshijik, Guy Mambwe, Pedro Kamwimba, Patient Matuka, Yannick Kalonda, Fiston Ipinga, Alain Kiboko, Odon Ndala, James Banza, Jean-Paul Kabayo, Lewis Kalumba, Patrick Mutunda, Venègue Kanzenga et Justin Mukinda.

Mes pensées vont particulièrement à ma famille biologique pour son soutien moral, financier et spirituel, en particulier à mon père Ernest Muteya ; mes grands frères et belles-sœurs Michel Manika, Charles Muzangu, Augustin Mbunda, Anne Ntumba, Mujinga Kutemba, Florine Kalwa ; ma grande sœur Jolie Mariana et son mari Papy Nsungu ; mon petit frère Franck Fupa ; Je n'oublie pas le grand frère Muteba Mwaku, ainsi que tous mes nièces, neveux, cousins et cousines. Je pense également à ma belle-famille : papa Kila Anaclet et maman Yvonne Mwema. Je n'oublie pas notre couple parrain, papa Stanislas Kayombo et maman Astrid Itemo et leurs enfants.

Enfin, j'adresse mon immense gratitude à ma tendre épouse, Detia Ngoie wa Mwanza, que rien ne peut remplacer, qui a su supporter mes absences prolongées et répétées. Elle a été d'une aide précieuse tout au long de ce parcours doctoral jusqu'à sa finalisation. Je la remercie pour son courage, sa compréhension, sa confiance et ses prières. Merci également pour avoir pris soin de notre fille Shalom Khoji Hitshika, en mon absence, avec le soutien de Paul Kila Mwanabute, que je remercie aussi chaleureusement.

À toutes celles et ceux dont les noms ne figurent pas dans ces remerciements, mais qui ont contribué, de près ou de loin, aux activités de cette recherche ou ont apporté un soutien — qu'il soit financier, matériel, moral ou spirituel — je tiens à exprimer toute ma gratitude. Leurs contributions ont été précieuses et sont profondément appréciées

Khoji Muteya Héritier

Table des matières

Dédicace.....	I
Epigraphe.....	II
Résumé.....	III
Abstract.....	V
Remerciements.....	VII
Table des matières.....	XI
Liste des figures.....	XVII
Liste des tableaux.....	XXI
Liste des sigles, acronymes et abréviations.....	XXIV
Avant-propos.....	XXVI
Chapitre 1.....	1
Introduction générale.....	1
1.1. Problématique générale et contexte.....	3
1.2. Conception scientifique de la thèse.....	7
1.2.1. <i>Questions et hypothèses de la thèse</i>	7
1.2.2. <i>Objectifs de recherche</i>	9
1.3. Outline et structure de la thèse.....	10
Chapitre 2.....	15
Fondements théoriques et conceptuels.....	15
2.1. Les forêts : concepts fondamentaux, diversité écologique et focus sur les forêts claires zambéziennes.....	17
2.1.1. <i>Concepts fondamentaux liés aux forêts et services écosystémiques</i>	17
2.1.2. <i>Typologie écologique et répartition géographique des forêts tropicales</i>	20
2.1.3. <i>Les forêts claires zambéziennes : un écosystème clé des régions sèches d'Afrique centro-australe et du sud-est de la RD Congo</i>	22
2.2. Pressions anthropiques sur les forêts, résilience écologique et stratégies de conservation.....	24
2.2.1. <i>Déforestation et dégradation forestière : concepts, dynamiques spatiales et impacts</i>	24
2.2.2. <i>Causes de la déforestation et de la dégradation forestière</i>	27
2.2.3. <i>Résilience écologique du miombo face aux pressions anthropiques</i>	29
2.2.4. <i>Aires protégées : clés pour lutter contre la déforestation et la dégradation des forêts</i>	30
2.3. Écologie du paysage : approche géographique et écologique de l'analyse de la déforestation et de la dégradation forestière.....	33
2.3.1. <i>Définitions et émergence de la discipline</i>	33
2.3.2. <i>Paysage : définitions et éléments</i>	34
2.3.3. <i>Principes de l'écologie du paysage</i>	35
2.3.4. <i>Analyse de la dynamique paysagère</i>	38

2.4.	Les outils de base d'analyse du paysage : la télédétection et le Système d'Information Géographique (SIG)	45
2.5.	La chorologie, émergence d'une nouvelle discipline pour la gestion l'espace.....	48
Chapitre 3		51
Milieu d'étude et cadre méthodologique.....		51
3.1.	Milieu d'étude.....	53
3.1.1.	<i>Cadre physique</i>	53
3.1.2.	<i>Aspects démographiques</i>	59
3.1.3.	<i>Justification du choix des sites d'études</i>	62
3.2.	Matériels et méthodes	63
3.2.1.	<i>Analyse de l'évolution du paysage</i>	63
3.2.2.	<i>Analyse des facteurs et des indicateurs de dégradation du miombo ainsi que son potentiel de régénération</i>	80
Chapitre 4		89
Mapping and quantification of deforestation in the Zambezi Ecoregion of Central-Southern Africa: extent and spatial structure.....		89
4.1.	Référence bibliographique	91
4.2.	Contextualisation	91
4.3.	Résumé.....	91
4.4.	Abstract	92
4.5.	Introduction.....	92
4.6.	Materials and methods	94
4.6.1.	<i>Study area</i>	94
4.6.2.	<i>Source and selection of satellite data</i>	97
4.6.3.	<i>Image pre-processing</i>	97
4.6.4.	<i>Image classification</i>	98
4.6.5.	<i>Accuracy assessment and area estimation</i>	98
4.6.6.	<i>Analysis of landscape spatial structure dynamics</i>	99
4.7.	Results.....	100
4.7.1.	<i>Spectral features, accuracy assessment, area estimation, and mapping</i>	100
4.7.2.	<i>Dynamics of landscape composition</i>	103
4.7.3.	<i>Structural dynamics of the landscape</i>	108
4.8.	Discussion.....	111
4.8.1.	<i>Methodological Approach</i>	111
4.8.2.	<i>Deforestation trends in the Zambezi ecoregion and its countries</i>	112
4.8.3.	<i>Implications for forest management in the Zambezi ecoregion.</i>	114
4.9.	Conclusion	116
Chapitre 5		117
Quantification and simulation of landscape anthropization around the mining agglomerations of southeastern Katanga (DR Congo) between 1979 and 2090		117

5.1.	Référence bibliographique	119
5.2.	Contextualisation	119
5.3.	Résumé	119
5.4.	Abstract.....	120
5.5.	Introduction.....	120
5.6.	Materials and methods	123
5.6.1.	<i>Research Area</i>	123
5.6.2.	<i>Fitting the Nature–Agriculture–Urbanisation model to the Land-Cover of Southeastern Katanga</i>	124
5.7.	Results.....	127
5.7.1.	<i>Analysis of Satellite Data: Classification and Mapping (1979 to 2020)</i>	127
5.7.2.	<i>Dynamics of Landscape Anthropization between 1979 and 2090</i>	129
5.8.	Discussion.....	133
5.8.1.	<i>Methodological Approach</i>	133
5.8.2.	<i>Dynamics of Landscape Anthropization in Southern Katanga: Drivers, Patterns and Evolutionary Stages</i>	133
5.8.3.	<i>Implications for the Management of Peri-Urban Landscapes</i>	136
5.9.	Conclusions.....	138
Chapitre 6		139
Mapping and quantification of <i>miombo</i> deforestation in the Lubumbashi charcoal production basin (DR Congo): spatial extent and changes between 1990 and 2022.....		139
6.1.	Référence bibliographique	141
6.2.	Contextualisation	141
6.3.	Résumé	141
6.4.	Abstract.....	142
6.5.	Introduction.....	142
6.6.	Materials and methods	144
6.6.1.	<i>Research Area</i>	144
6.6.2.	<i>Acquisition and Processing of Satellite Data</i>	146
6.7.	Results.....	152
6.7.1.	<i>Classification Validation and Land Cover Mapping</i>	152
6.7.2.	<i>Landscape Composition Dynamics in the LCPB</i>	158
6.7.3.	<i>Structural Dynamics in the LCPB</i>	161
6.8.	Discussion.....	164
6.8.1.	<i>Dynamics of the Anthropisation of the Miombo Forest in the LCPB</i>	164
6.8.2.	<i>Implications for the Management of the LCPB</i>	167
6.9.	Conclusion	169
Chapitre 7		171
Protected area creation and its limited effect on deforestation: Insights from the Kiziba-Baluba hunting domain (DR Congo).....		171

7.1.	Référence bibliographique	173
7.2.	Contextualisation	173
7.3.	Résumé.....	173
7.4.	Abstract.....	174
7.5.	Introduction.....	174
7.6.	Materials and methods	176
7.6.1.	<i>Study area</i>	176
7.6.2.	<i>Landsat images acquisition and processing</i>	177
7.6.3.	<i>Landscape dynamics analysis</i>	179
7.7.	Results.....	180
7.7.1.	<i>Validation of Landsat images classification and mapping</i>	180
7.7.2.	<i>Landscape composition dynamics</i>	184
7.7.3.	<i>Spatial pattern dynamics of the landscape</i>	188
7.8.	Discussion.....	191
7.8.1.	<i>Methodological approach</i>	191
7.8.2.	<i>Anthropogenic pressure and associated spatiotemporal landscape dynamics within the KBHD</i>	192
7.8.3.	<i>Implications for landscape management</i>	194
7.9.	Conclusion	195
Chapitre 8		197
Anthropogenic drivers and biodiversity indicators of <i>miombo</i> woodlands degradation along environmental gradients in the Lubumbashi charcoal production basin (Upper Katanga, DR Congo).....		197
8.1.	Référence bibliographique	199
8.2.	Contextualisation	199
8.3.	Résumé.....	199
8.4.	Abstract.....	200
8.5.	Introduction.....	200
8.6.	Materials and methods	202
8.6.1.	<i>Study area</i>	202
8.6.2.	<i>Study Site Selection</i>	203
8.6.3.	<i>Data collection</i>	206
8.6.4.	<i>Data Analysis</i>	208
8.7.	Results.....	210
8.7.1.	<i>Degradation factors affecting woodland biodiversity in the LCPB</i>	210
8.7.2.	<i>Floristic composition and diversity</i>	213
8.7.3.	<i>Dendrometric parameters</i>	215
8.8.	Discussion.....	218
8.8.1.	<i>Methodological approach</i>	218
8.8.2.	<i>Underlying drivers and immediate pressures behind Miombo woodland degradation in the LCPB</i>	219
8.8.3.	<i>Floristic and dendrometric indicators of miombo degradation in the LCPB</i>	220

8.8.4.	<i>Implications for forest management</i>	222
8.9.	Conclusion	223
Chapitre 9		225
Floristic diversity and natural regeneration of <i>miombo</i> woodlands in the rural area of Lubumbashi, D.R. Congo.....		225
9.1.	Référence bibliographique	227
9.2.	Contextualisation	227
9.3.	Résumé	227
9.4.	Abstract.....	228
9.5.	Introduction.....	228
9.6.	Materials and methods	230
9.6.1.	<i>Study area</i>	230
9.6.2.	<i>Methods</i>	232
9.7.	Results.....	236
9.7.1.	<i>Floristic Characterization of the Three Habitats along an Anthropization Gradient</i>	236
9.7.2.	<i>Natural Regeneration of Miombo Woody Species in the Three Habitats</i>	238
9.7.3.	<i>Comparison of the Specific Richness of Woody Species Inventoried in Regeneration and Adult Stands</i>	244
9.8.	Discussion.....	244
9.8.1.	<i>Structure and Floristic Composition of Forest Strata and Stands along the Anthropization Gradient</i>	244
9.8.2.	<i>Regeneration of Miombo Woody Species along the Anthropization Gradient</i>	245
9.8.3.	<i>Similarity between Floristic Lists along the Anthropization Gradient</i>	247
9.8.4.	<i>Implications for Sustainable Miombo Woodlands Restoration in Anthropized Landscapes</i>	247
9.9.	Conclusion	248
Chapitre 10		249
Discussion générale		249
10.1.	Approches méthodologiques	251
10.1.1.	<i>Sites d'étude</i>	251
10.1.2.	<i>Potentiel de Google Earth Engine (GEE) pour l'Analyse des dynamiques forestières : avantages, défis et perspectives en Afrique</i>	252
10.1.3.	<i>Données satellitaires pour l'analyse de la déforestation</i>	253
10.1.4.	<i>Classification des images : algorithme et choix des classes</i>	255
10.1.5.	<i>Validation des classifications</i>	256
10.1.6.	<i>Application des principes de l'écologie du paysage pour la détection de changement</i>	257
10.1.7.	<i>Choix méthodologiques pour l'évaluation de la diversité végétale et des impacts anthropiques dans le miombo</i>	261
10.2.	Discussion des principaux résultats	262

10.2.1.	<i>Déforestation et échelle spatiale : influence de l'étendue sur les dynamiques forestières.....</i>	262
10.2.2.	<i>Prise en compte du niveau d'anthropisation des paysages dans le choix des sites d'implantation des aires protégées.....</i>	271
10.2.3.	<i>Conséquences de la déforestation et de la dégradation sur la santé des écosystèmes et leur résilience.....</i>	273
10.3.	<i>Implications pour l'aménagement du miombo à différentes échelles d'analyse</i>	277
10.3.1.	<i>Politiques forestières régionales et conservation du miombo : des approches participatives aux solutions transfrontalières</i>	277
10.3.2.	<i>Entre sécurité alimentaire et conservation : repenser les politiques agricoles face à la déforestation.....</i>	278
10.3.3.	<i>Densification urbaine et outils de planification : freiner l'étalement dans les villes minières du Sud-Est congolais</i>	279
10.3.4.	<i>Quand le charbon menace les forêts : alternatives renouvelables pour cuisiner autrement.....</i>	280
10.3.5.	<i>Aires protégées en zone urbaine : leçons du DCKB pour une planification territoriale intégrée en RD Congo</i>	282
10.3.6.	<i>Restauration écologique dans le miombo katangais : des forêts dégradées aux solutions durables</i>	282
10.3.7.	<i>Entre législation inadaptée et gouvernance fragile : repenser la régulation des forêts claires du miombo en RD Congo.....</i>	283
10.3.8.	<i>Intégrer les technologies spatiales dans les politiques de gestion forestière</i>	284
Chapitre 11	287	
Conclusion générale et perspectives	287	
11.1.	Conclusions.....	289
11.2.	Perspectives.....	291
Références bibliographiques.....	293	
Annexes	i	

Liste des figures

Figure 1-1: Schéma conceptuel de la logique d'organisation des parties et chapitres au regard des objectifs de la thèse.	13
Figure 2-1 : Répartition mondiale des forêts par domaine climatique	19
Figure 2-2 : Les quatre grandes catégories de services écosystémiques, chacune avec des exemples spécifiques	19
Figure 2-3 : Répartition mondiale des principaux types de forêts tropicales	21
Figure 2-4 : L'étendue potentielle des écosystèmes forestiers de <i>miombo</i> et de <i>mopane</i> dans la région australe de l'Afrique.....	24
Figure 2-5 : Principaux fronts mondiaux de déforestation dans les zones tropicales et subtropicales selon le WWF.....	25
Figure 2-6: Description de la démarche scientifique adoptée en écologie du paysage	34
Figure 2-7: Le paysage : un niveau d'organisation écologique intermédiaire entre l'écosystème et les échelles régionale et continentale.....	35
Figure 2-8: Illustration des trois composantes fondamentales des paysages : les taches, les corridors et la matrice	36
Figure 2-9: Les éléments essentiels qui gouvernent tous les systèmes écologiques.	38
Figure 2-10: Perspective historique de la dynamique typique du paysage (modèle théorique).	39
Figure 2-11: Quatre éléments fondamentaux définissent la configuration spatiale	41
Figure 2-12: Arbre de décision utilisé pour identifier les processus de transformation affectant la structure spatiale des paysages..	44
Figure 2-13: Processus de transformation spatiale généralement observés pour les types de taches naturelles (traits continus) et anthropiques (traits discontinus).	45
Figure 2-14: Schéma du processus de télédétection passive	46
Figure 2-15: Courbes typiques de réflectance spectrale pour la végétation, le sol et l'eau	47
Figure 3-1: Localisation géographique du bassin de production de charbon de bois de Lubumbashi, qui chevauche le domaine de chasse de Kiziba-Baluba et traversé par les routes nationales N° 1 et N°5, comprenant les villages producteurs du charbon de bois et Mikembo, dans la province du Haut-Katanga, au sud-est de la RD Congo, dans l'écorégion zambézienne. 55	55
Figure 3-2: La composition colorée (à gauche) en fausses couleurs de la portion de l'écorégion zambézienne couvrant le <i>miombo</i> . réalisée à partir de la médiane des images satellitaires Landsat 8-9 (OLI-TIRS II). À droite, une illustration du regroupement des valeurs radiométriques de l'image Landsat OLI 2023 en classes d'occupation du sol.....	68

Figure 3-3: Schéma méthodologique illustrant les différentes étapes d’analyses des images satellites depuis leur l’acquisition, en passant par leur classification, la dynamique de l’occupation du sol.	79
Figure 3-4: Illustrations des facteurs de perturbation de la végétation boisée dans le BPCB de Lubumbashi.	81
Figure 3-5: Représentation graphique du plan d’inventaire floristique montrant les parcelles principales et les sous-parcelles le long d’un transect de 500 mètres.	82
Figure 3-6: Modalités de mesure du DHP des arbres dans des cas particuliers, en dehors de la présence de contreforts.	83
Figure 4-1 : Location of the Zambezi Ecoregion in Southern and Central Africa.	95
Figure 4-2 : Spectral reflectance profiles of Zambezi woodlands and non-forest classes across the visible, near-infrared (NIR), and shortwave infrared (SWIR) regions.	100
Figure 4-3 : The maps illustrate changes in the spatial distribution of Zambezi woodlands derived from supervised classification of Landsat imagery for the years 2000, 2008, 2016, and 2023 using the Random Forest classifier.	103
Figure 4-4 : Changes in forest cover proportions in Angola (A), Burundi (B), Malawi (C), Mozambique (D), south-eastern DRC (E), Tanzania (F), Zambia (G), and Zimbabwe (H), derived from the supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm.	105
Figure 4-5 : Change maps illustrating shifts in forest cover across the Miombo ecoregion from 2000–2008, 2008–2016, and 2016–2023, derived from supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm.	106
Figure 4-6 : Changes in the proportion of stable forest, forest loss, and forest gain in Angola (A), Burundi (B), Malawi (C), Mozambique (D), south-eastern DRC (E), Tanzania (F), Zambia (G), and Zimbabwe (H), derived from the supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm.	107
Figure 4-7 : Changes in the relative values of forest area and patch number in Angola (A), Burundi (B), Malawi (C), Mozambique (D), south-eastern DRC (E), Tanzania (F), Zambia (G), and Zimbabwe (H), derived from the supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm.	109
Figure 4-8 : Visualization of spatial transformation processes in the countries of the Zambezi ecoregion (2018–2023), derived from the supervised classification of Landsat images using the Random Forest algorithm.	110

Figure 4-9 : Evolution of the forest LPI in the countries of the Zambezi ecoregion, derived from the supervised classification of Landsat images using the Random Forest algorithm.....	110
Figure 5-1 : Location of study sites in Southeastern Katanga: Lubumbashi, Likasi, Kolwezi and Fungurume.....	124
Figure 5-2 : Measuring the anthropization of the landscape around the main agglomerations in Southeastern Katanga.	126
Figure 5-3 : Land cover maps of Lubumbashi, Likasi, Fungurume and Kolwezi zones from the supervised classification of Landsat images from 1979, 2000 and 2020 based on the maximum likelihood algorithm as well as the 2060 and 2090 maps from the 1st order Markov chain modelling.	129
Figure 5-4 : Evolution of the total area of the occupation classes between 1979 and 2090 (total value of each anthropization pole = 1963.5 km ²) in the Lubumbashi, Likasi, Fungurume and Kolwezi areas.....	132
Figure 5-5 : Evolution of the total area of the occupation classes between 1979 and 2090.....	132
Figure 6-1: Geographic location of the Lubumbashi charcoal production basin (LCPB), comprising charcoal-producing villages located in the Kaponda, Bukanda, Balamba, Lufira and Kisamamba sectors of Upper Katanga Province in the DR Congo.	146
Figure 6-2 : Decision tree used to identify the transformation processes that modify the spatial structure of landscapes.	152
Figure 6-3 : Land cover maps of the LCPB in 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022 based on the supervised classification of the Landsat images using the random forest classifier.	153
Figure 7-1 : Location of the KBHD on the outskirts of the city of Lubumbashi, in the Upper Katanga province, DR Congo.....	177
Figure 7-2 : The decision tree algorithm used to show spatial transformation processes that change the spatial structure of landscapes.	180
Figure 7-3 : Land cover maps of the KBHD derived from supervised classification of Landsat images from 1989, 2006, 2023, 2040, and 2060 using the Random Forest classifier.....	184
Figure 7-4: Variation in the forest disturbance index within the KBHD from 1989 to 2023, derived from Landsat images classification using the Random Forest algorithm.	187
Figure 8-1 : Geographic location of the LCPB in the Haut-Katanga province, DR Congo, showing the selected charcoal-producing villages and the main charcoal transportation routes..	203
Figure 8-2 : Illustrations of vegetation degradation factors in the BPCB of Lubumbashi.	207
Figure 8-3 : Principal Component Analysis (PCA) of disturbance factors affecting woodland vegetation in the BPCB of Lubumbashi.....	211

Figure 8-4 : Heatmap of p-values from pairwise statistical tests between degradation factors in the LCPB, using the χ^2 independence test based on presence-absence data.	212
Figure 8-5 : The impact of ecosystem age (degradation level) on species richness (A), Shannon-Weaver diversity index (B), and Pielou's evenness index (C).	214
Figure 8-6 : The impact of ecosystem age (degradation level) on tree density (A), diameter at breast height (DBH, B), height (C), and basal area (D). .	216
Figure 8-7 : Distribution of tree diameter (cm, A) and height (m, B) in mature, moderately degraded, and severely degraded ecosystems. Data were collected from 16 plots of 1000 m ² per site.	216
Figure 8-8 : Asymptotic regression illustrating the diameter-height relationship of trees in 21-year-old (slightly degraded), 14-year-old (moderately degraded), and 7-year-old (severely degraded) ecosystems, based on inventories conducted in 16 plots of 1000 m ² per site.	217
Figure 9-1 : City of Lubumbashi (gray polygon) and its rural area (white space surrounding Lubumbashi).	231
Figure 9-2 : Graphical representation of the floristic inventory plan showing main plots and subplots along a 500 m transect	233
Figure 10-1 : Cadre intégré de réponses à la déforestation : leviers d'action du local au régional.....	285

Liste des tableaux

Tableau 2-1: Taux de déforestation, par domaine climatique, pour quatre périodes allant de 1990 à 2020	25
Tableau 2-2 Catégories de gestion des aires protégées.....	31
Tableau 3-1: Indicateurs caractéristiques de chaque pays dans l'écorégion zambézienne.....	60
Tableau 3-2: Coordonnées géographiques, nombre de ménages et distance par rapport à la ville de Lubumbashi des villages producteurs du charbon de bois sélectionnés dans la BPCB de Lubumbashi	63
Tableau 3-3: Caractéristiques des images Landsat MSS, TM ETM + et OLI-TIRS I et II. λ représente la longueur d'onde.	65
Tableau 3-4: Méthodes de sélection d'images Landsat et caractéristiques associées	66
Tableau 3-5: La matrice de confusion et certaines mesures courantes de la précision de la classification qui peuvent en être dérivées.....	72
Tableau 3-6: Facteurs et indicateurs de perturbation recensés dans le BPCB de Lubumbashi, sur base des enquêtes informelles réalisées auprès de cinq personnes pris aléatoirement dans chaque village retenu.	81
Table 4-1 : Key Indicators for each country in the Zambezi Ecoregion	96
Table 4-2 : Classification accuracy assessment and area estimation for land-cover classes and cover change from 2000–2008, 2008–2016, and 2016–2023, based on supervised classification of Landsat images using the Random Forest algorithm.	101
Table 5-1 : Accuracy of supervised classification of Landsat images of 1979, 1984, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015 and 2020 supported by the maximum likelihood algorithm.	128
Table 6-1 : Description of the land cover types for supervised classification of the landscape of the LCPB using the random forest classifier and points used as training data	149
Table 6-2 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 1990 to 1998 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier	154
Table 6-3 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 1998 to 2008 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier	155
Table 6-4 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 2008 to 2015 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier	156
Table 6-5 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 2015 to 2022 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier	157
Table 6-6 : Transition matrices illustrating the percentage of land cover change between 1990 and 1998, 1998 and 2008, 2008 and 2015 and 2015 and	

2022 based on the assisted classification of Landsat images using the random forest classifier.	159
Table 6-7 : Simpson’s diversity index (SIDI) and Simpson’s evenness index (SIEI) of the LCPB in 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022.	161
Table 6-8 : Summary of landscape metric characteristics of the LCPB dynamics for 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022 based on the supervised classification of Landsat images using the random forest classifier	162
Table 7-1 : Evaluation of classification accuracy and estimation of areas for land cover and land cover change classes from 1989-1998, 1998-2006, 2006-2014, and 2014-2023, based on supervised classification of Landsat images using the Random Forest classifier	182
Table 7-2 : Transition matrices highlighting the percentage of change in land cover between 1989-1998, 1998-2006, 2006-2014, and 2014-2023, derived from Landsat images classification using the Random Forest classifier.	186
Table 7-3 : Evolution of metrics characteristic of landscape spatial pattern dynamics in the DCKB in 1989, 1998, 2006, 2014, and 2023 derived from supervised classification of Landsat images using the Random Forest classifier..	189
Table 8-1 : Geographic coordinates, number of households, degradation level, distance from Lubumbashi, road conditions connecting the village to Lubumbashi, and main activities in the selected villages within the Charcoal Production Basin (BPCB) of Lubumbashi	205
Table 8-2 : Disturbance factors and indicators recorded in the LCPB of Lubumbashi, based on informal surveys conducted with five randomly selected individuals from each study village.	206
Table 8-3 : Presence-absence of disturbance factors in vegetation surrounding charcoal-producing villages within the BPCB of Lubumbashi (DR Congo).	211
Table 8-4 : Results of the binary logistic regression examining the effect of distance to the village on the distribution of disturbance factors.....	213
Table 8-5 : Diameter–height regression parameters by ecosystem age: the mature ecosystem, the moderately degraded ecosystem, and the severely degraded ecosystem	218
Table 9-1 : Presentation and description of the three surveyed habitats in Luisha area.....	232
Table 9-2 : Families, genera, and species of inventoried adult individuals in different habitats.	237
Table 9-3 : Dendrometric and floristic parameters of inventoried adult individuals in different habitats. Means $\pm$ standard deviations.	238
Table 9-4 : Floristic list of the top five regenerative plant species, showing high relative frequency/density (values in bold).....	240

Table 9-5 : Comparison of dendrometric parameters and species richness between the two classes of juvenile individuals inventoried in the three habitats. Means $\pm$ standard deviations.	241
Table 9-6 : Floristic list of the top five regenerative plant species, showing the natural regeneration index for each habitat (values in bold).....	243
Table 9-7 : Jaccard similarity between floristic lists of different strata in the three habitats.....	244

Liste des sigles, acronymes et abréviations

- ACK : Arc Cuprifère Katangais
- ACP : Analyse en Composantes Principales
- ANOVA : Analysis of Variance
- AP : Aire protégée
- ARES : Académie de Recherche et de l'Enseignement Supérieur
- BPCB : Bassin de Production du Charbon de Bois
- CCD : Commission de la Coopération au Développement
- CHARLU : Charbon de Lubumbashi
- DC : Domaine de Chasse
- DCKB : Domaine de Chasse de Kiziba-Baluba
- DCR : Domaine de Chasse et Réserve
- DeRE : Densité Relative
- Df : Dimension fractale
- DHP : Diamètre à Hauteur de Poitrine
- DoRE : Dominance Relative
- EPSG : European Petroleum Survey Group
- ETM+ : Enhanced Thematic Mapper Plus
- FAO : Food and Agriculture Organization
- FRE : Fréquence Relative
- GEE : Google Earth Engine
- GPS : Global Positioning System
- HLPE : High Level Panel of Experts
- HSD : Honestly Significant Difference
- ICCN : Institut Congolais pour la Conservation de la Nature
- IDH : Indice de Développement Humain
- IRN : Indice de Régénération Naturelle
- IVI : Indice de Valeur d'Importance
- LDA : Analyse Discriminante Linéaire
- LEDAPS : Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System
- LPI : Largest Patch Index
- MCE : Multi-Criteria Evaluation
- MEA : Millennium Ecosystem Assessment
- MLC : Maximum Likelihood Classification
- MSS : Multispectral Scanner
- OLI : Operational Land Imager
- PACO : Programme Afrique Centrale et de l'Ouest
- PFNLs : Produits Forestiers Non Ligneux

- PIB : Produit Intérieur Brut
- PIR : Proche infrarouge
- PN : Parc National
- PRD : Projet de Recherche et de Développement
- PROX : indice de Proximité
- R : Rouge
- RDC : République Démocratique du Congo
- RF : Réserve de faune
- RI : Réserve Intégrale
- RN : Réserve Naturelle
- RNA : Régénération Naturelle Assistée
- RNI : Réserve Naturelle Intégrale
- SADC : Southern African Development Community
- SIDI : Simpson's Diversity Index
- SIEI : Shannon's Evenness Index
- SIG : Systèmes d'Information géographique
- ST : Surface Terrière
- TgC : Téagramme de Carbone
- TIRS : Thermal Infrared Sensor
- TM : Thematic Mapper
- TOA : Top of Atmosphere
- TPD : Taux Périodique de Déforestation
- UICN : Union Internationale pour la Conservation de la Nature
- UNEP : United Nations Environment Programme
- UNESCO : United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization
- UTM : Universal Transverse Mercator
- V: Vert
- VIF : Facteur d'Inflation de la Variance
- WGS : World Geodetic System
- WWF : World Wide Fund for Nature

Avant-propos

A Lubumbashi, la croissance démographique rapide et les insuffisances du réseau électrique entraînent une forte dépendance au bois-énergie, notamment sous forme de charbon de bois et de bois de chauffe. Cette pression croissante accentue la dégradation des forêts claires de *miombo*, un écosystème essentiel à la biodiversité locale et au bien-être des populations du Haut-Katanga en RD Congo. Cependant, la mise en place d'une gestion durable de ces ressources reste entravée par des capacités techniques et méthodologiques limitées. Dans ce contexte, les communautés rurales, faute d'alternatives, continuent d'ouvrir de nouveaux espaces pour la carbonisation, intensifiant ainsi la fragmentation et la déforestation du *miombo*.

Face à ces enjeux, le Projet de Recherche pour le Développement (PRD) CHARLU, intitulé « *Renforcement des capacités de gestion durable de la forêt claire de miombo par l'évaluation de l'impact environnemental de la production de bois-énergie et l'amélioration des pratiques vis-à-vis des ressources forestières au Haut-Katanga* », a été initié dans le cadre d'une coopération entre l'Université de Lubumbashi et l'Université de Liège. Ce projet vise à élaborer des stratégies adaptées pour une exploitation forestière plus durable et efficace à travers quatre thèses de doctorat.

Les travaux de recherche issus de ce projet portent respectivement sur l'analyse des mécanismes formels et informels de gestion des ressources forestières dans l'espace périurbain et rural de Lubumbashi, la caractérisation de la filière bois-énergie, la quantification des stocks et flux d'éléments minéraux et l'évaluation des impacts paysagers de la production de bois-énergie. Cette thèse s'inscrit dans l'atteinte de l'objectif lié à l'analyser des impacts paysagers de la production de charbon de bois, en répondant aux questions suivantes : comment ont évolué la superficie du *miombo* dans le bassin de production du charbon de Lubumbashi et quels sont les facteurs et les indicateurs de leur dégradation ?

Pour y répondre, une approche combinant la télédétection, l'écologie spatiale et l'analyse paysagère a été adoptée afin d'évaluer quantitativement l'évolution de la composition et de la configuration du paysage forestier, ainsi que les processus de transformation spatiale sous-jacents. En complément, une valorisation des savoirs locaux à travers des enquêtes et un inventaire forestier a permis d'établir des indicateurs sylvicoles et floristiques de la dégradation du *miombo*, constituant un second axe essentiel de cette recherche. Enfin, une modélisation basée sur l'algorithme MARKOV a permis d'anticiper les tendances futures et d'évaluer les implications potentielles de ces transformations pour la gestion durable de ces écosystèmes. Par ailleurs, cette thèse s'inscrit dans une dynamique plus large, en complémentarité avec d'autres travaux doctoraux menés au sein du projet, qui abordent les dimensions socio-économiques, écologiques et de gouvernance de la gestion des ressources forestières. Ensemble, ces recherches visent à offrir une vision intégrée des enjeux liés à la production de bois-énergie et à la dégradation du *miombo* dans la région de Lubumbashi. Ce travail contribue ainsi à une meilleure compréhension des dynamiques de déforestation et de dégradation dans le bassin de

production du charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi et apporte des éléments concrets pour orienter les politiques de conservation et d'aménagement forestier en milieu périurbain et rural.

Chapitre 1

Introduction générale

1.1. Problématique générale et contexte

Les forêts, couvrant environ 4,06 milliards d'hectares, jouent un rôle fondamental dans l'équilibre écologique mondial en régulant le climat, influençant le cycle hydrologique et limitant l'érosion des sols (Thom et al., 2017; FAO, 2020). Elles abritent 80 % de la biodiversité terrestre (Aerts & Honnay, 2011) et constituent une ressource vitale pour de nombreuses communautés, fournissant des produits forestiers (non) ligneux indispensables à la subsistance et au développement économique (HLPE, 2017; Beatty et al., 2022).

Les forêts tropicales, qui représentent 45 % du couvert forestier mondial, figurent parmi les écosystèmes les plus riches en biodiversité et soutiennent directement plus de 1,5 milliard de personnes (ter Steege et al., 2015 ; FAO, 2020 ; Gould et al., 2024). Toutefois, elles sont particulièrement vulnérables aux pressions anthropiques, concentrant près des deux tiers des pertes forestières mondiales entre 2000 et 2018 (Pacheco et al., 2021). En Amérique du Sud, les forêts humides ont perdu 5 % de leur superficie entre 2000 et 2020 (Potapov et al., 2022), tandis qu'en Asie du Sud-Est, la déforestation a entraîné une perte nette de 4,87 % entre 1992 et 2018 (Paradis, 2021).

En Afrique, où les forêts couvrent environ 16 % des terres et assurent les moyens de subsistance de plus des deux tiers de la population, la couverture forestière a diminué de 4,6 % entre 2000 et 2020 (FAO, 2020 ; Potapov et al., 2022). Le bassin du Congo, deuxième plus grande forêt tropicale après l'Amazonie, a perdu environ 8,5 % de ses forêts denses entre 1990 et 2020 (Yuh et al., 2024). Cette déforestation ne concerne pas uniquement les forêts humides, mais aussi les forêts tropicales sèches, qui sont particulièrement vulnérables en raison de leur faible résilience écologique et de leur exploitation intensive (Hasnat & Hossain, 2020).

Parmi ces forêts sèches, l'écorégion zambézienne constitue la plus vaste forêt tropicale sèche au monde (Deweese et al., 2010). Elle s'étend sur huit pays d'Afrique centro-australe, dont la Zambie, la Tanzanie, la République Démocratique du Congo (RD Congo), l'Angola, le Mozambique, le Malawi, le Zimbabwe et le Burundi (Ribeiro et al., 2015 ; Nduwarugira et al., 2017). Sa végétation dominante, la forêt zambézienne (Malaisse, 2010), comprend plusieurs types de formations végétales, dont le *miombo* et le *mopane*, qui occupent une place prépondérante (Giliba et al., 2011a ; De Cauwer et al., 2018). Ces écosystèmes, riches en biodiversité et en endémisme, fournissent des services écosystémiques essentiels à plus de 100 millions de personnes (Deweese et al., 2010). Toutefois, ils subissent des pressions anthropiques croissantes, compromettant leur conservation à long terme (Ribeiro et al., 2020a).

La RD Congo, qui concentre environ 23 % du couvert forestier africain, possède un patrimoine forestier estimé à 145 millions d'hectares (FAO, 2010 ; Tchatchou et al., 2015). Ce territoire comprend une diversité d'écosystèmes, incluant des forêts denses humides, des forêts montagnardes, des paysages de transition de type mosaïque savane-forêt et des formations sèches telles que les forêts de *miombo* (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012 ; Potapov et al., 2012). Entre 2001 et 2019, le taux annuel de déforestation y a atteint -0,38 % (Eba'a Atyi et

al., 2022), marquant une augmentation par rapport aux estimations antérieures situées entre -0,2 % et -0,25 % (Megevand et al., 2013 ; Tchatchou et al., 2015 ; Gillet et al., 2016).

Afin de limiter ces pertes, environ 11-12 % du territoire national a été classé en aires protégées, dans l'objectif de préserver les écosystèmes forestiers (Butsic et al., 2015 ; Malankanga et al., 2019). Cependant, l'efficacité de ces espaces demeure limitée en raison d'une application insuffisante des réglementations environnementales et des contraintes socio-économiques qui entravent leur gestion (Kipute et al., 2021). Plutôt que de renforcer la gouvernance des aires existantes, les autorités congolaises ont opté pour une expansion de leur superficie à 15 %, notamment avec la création du Parc National de la Lomami (Kyale et al., 2019). Néanmoins, cette extension, souvent réalisée sans planification rigoureuse, pose d'importants défis de gestion, d'autant plus que certaines nouvelles zones protégées se trouvent dans des paysages fortement anthropisés (Kipute et al., 2021).

Dans ce contexte, la région de l'ancienne province du Katanga au sud-est de la RD Congo, caractérisée par une forte pression anthropique, constitue un exemple révélateur des défis de conservation des forêts sèches. Dans cette région, la forêt claire de *miombo*, qui couvre environ 11 % du territoire national, est dominante (Malaisse, 2010 ; Meerts & Hasson., 2017 ; Potapov et al., 2012). Depuis 1909, les activités minières ont profondément modifié les paysages de cette région, entraînant un développement agricole destiné à nourrir les travailleurs et une expansion urbaine pour répondre aux besoins en logement des populations (Banza et al., 2009). Depuis la libéralisation du secteur minier en 2002, l'attractivité économique de l'industrie extractive a engendré un exode rural massif, une croissance démographique accélérée et une expansion urbaine incontrôlée (Nkuku & Rémon, 2006 ; Banza et al., 2009 ; Dupin et al., 2013 ; Useni et al., 2018a).

Lubumbashi, la deuxième plus grande ville du pays, créée depuis 1910, et un pôle économique majeur (Malaisse, 2010 ; Useni et al., 2017a, 2018b), illustre cette dynamique. Sa population, qui dépassait 3 millions d'habitants en 2020 (United Nations, 2022), exerce une pression croissante sur les ressources naturelles. La demande alimentaire accrue favorise l'expansion agricole, tandis que les insuffisances dans l'approvisionnement énergétique poussent plus de 72 % des ménages à recourir au charbon de bois comme principale source d'énergie (Useni et al., 2017b ; Kabulu et al., 2018).

Ces facteurs contribuent à la déforestation et à la dégradation du rapide du *miombo* dans le bassin de production de charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi. La structure et la configuration des paysages forestiers ont été profondément modifiées, accentuant les processus d'anthropisation. Cette situation est aggravée par une gouvernance environnementale déficiente et une gestion inefficace des terres (Mwitwa et al., 2012 ; Useni et al., 2017b). Les conséquences de ces transformations ne se limitent pas aux zones périurbaines : elles affectent également les aires protégées situées à proximité, comme le Domaine de Chasse de Kiziba-Baluba (DCKB), qui subit des pressions anthropiques croissantes.

La déforestation et la dégradation forestière qui en découle perturbent l'équilibre écologique en fragmentant les habitats, réduisant la biodiversité et altérant les niches écologiques (Bogaert et al., 2008 ; Aerts & Honnay, 2011 ; Wilson et al., 2016). Cette dynamique compromet des services écosystémiques essentiels, notamment la régulation hydrologique et la séquestration du carbone (Ribeiro et al., 2015 ; Ryan et al., 2016). De plus, la conversion forestière en terres agricoles et l'exploitation du bois contribuent aux émissions de gaz à effet de serre, exacerbant les changements climatiques à l'échelle locale et régionale (Jinga & Ashley, 2019 ; Banerjee & Banerjee, 2021). En outre, l'érosion des sols et la perte de matière organique diminuent la fertilité des terres, menaçant la sécurité alimentaire des populations dépendantes des ressources forestières (Chirwa & Adeyemi, 2020 ; Rannestad & Gessesse, 2020). La raréfaction des produits forestiers non ligneux (PFNLs) fragilise la subsistance des communautés et l'économie locale (Soe & Yeo-Chang, 2019 ; N'tambwe et al., 2023a). Enfin, la dégradation des écosystèmes accentue les tensions liées à l'accès aux ressources naturelles, compromettant le bien-être des populations locales (Trefon, 2008 ; Ribeiro et al., 2020a ; Wang et al., 2021).

Bien que la dynamique du *miombo* dans l'écorégion zambézienne ait été étudiée, la majorité des travaux se sont concentrés sur des échelles nationales (Potapov et al., 2012 ; Gondwe et al., 2019 ; Nzunda & Midtgaard, 2019 ; Phiri et al., 2019 ; FAO, 2020 ; Depicker et al., 2021 ; Cianciullo et al., 2023), sur lesquelles reposent les données régionales (SADC, 2022 ; Hill, 2024 ; Kamnitzer, 2024). En outre, de nombreux travaux se sont focalisés sur des zones géographiques restreintes (Cabala et al., 2018a ; Chirima et al., 2018 ; Chiteculo et al., 2019 ; Havyarimana et al., 2017 ; Kissanga et al., 2024 ; Lisboa et al., 2024 ; Useni et al., 2024a, 2024b). À ce jour, aucune étude n'a quantifié de manière systématique, à l'échelle de l'écorégion, la dynamique spatio-temporelle de la déforestation, ce qui limite l'analyse intégrée des processus de transformation du paysage et des interactions écologiques associées.

Dans la région du Katanga, au sud-est de la RD Congo, plusieurs recherches ont abordé la dynamique du *miombo* à différentes échelles. Certaines ont adopté une approche régionale, portant sur l'ensemble de l'ancienne province du Katanga (Kabulu et al., 2008 ; Barima et al., 2011), l'Arc Cuprifère Katanga (ACK) (Cabala et al., 2017a, 2022), ou la région minière comprenant la ville de Kolwezi et ses environs, la cité de Fungurume et ses environs et la réserve de chasse de Basse-Kando (Dupin et al., 2013). Tandis que d'autres se sont focalisées sur des secteurs plus localisés, tels que la plaine de Lubumbashi (Munyemba & Bogaert, 2014 ; Cabala et al., 2018b), la ville de Lubumbashi (Useni et al., 2018b, 2020a), la Réserve de Biosphère de la Lufira (Useni et al., 2020b), la zone rurale de Kasomeno (Mpanda et al., 2022), les villes frontalières à la Zambie dans l'ACK (Useni et al., 2024d) et la commune rurale de Kasenga (Useni et al., 2024a). D'autres études ont documenté la diversité floristique et la structure des peuplements à travers des inventaires forestiers (Meerts & Hasson., 2017 ; Ilunga et al., 2018 ; Nkulu et al., 2018 ; Useni et al., 2019a).

Cependant, aucune de ces recherches n'a permis de quantifier précisément les stades d'anthropisation autour des agglomérations minières à l'échelle de la région de l'ancienne province du Katanga, ni d'analyser en détail la dynamique de déforestation et de dégradation dans le BPCB de Lubumbashi et le DCKB, pourtant particulièrement exposés aux pressions anthropiques. De plus, les principaux moteurs de la dégradation forestière demeurent insuffisamment caractérisés. Parmi ceux-ci figurent la forte dépendance au charbon de bois pour la consommation énergétique domestique (Kabulu et al., 2018 ; Péroches et al., 2021), exacerbée par des taux d'accès à l'électricité inférieurs à 20 % des ménages (Banza et al., 2016 ; World Bank, 2024), et par l'évolution des pratiques de carbonisation, encore largement artisanales et peu efficaces (Bailis et al., 2015). À cela s'ajoute une dynamique agricole duale, marquée d'une part par l'expansion des cultures sur brûlis et d'une agriculture de subsistance extensive, et d'autre part par l'essor de grandes exploitations agricoles orientées vers la commercialisation (Dupin et al., 2013 ; Useni et al., 2017b).

Par ailleurs, les indicateurs floristiques permettant d'évaluer l'état écologique du *miombo* et son potentiel de régénération sont encore très peu documentés, alors qu'ils constituent des outils essentiels pour orienter les stratégies de restauration dans des paysages dégradés.

Dans ce contexte, une approche multiscale s'avère nécessaire : à l'échelle de l'écorégion zambézienne, pour établir un diagnostic global des tendances spatio-temporelles de la déforestation ; et à l'échelle locale, dans la région du Katanga, et plus spécifiquement dans le BPCB de Lubumbashi, pour documenter avec précision les processus d'anthropisation, identifier les moteurs de la déforestation, évaluer l'état de dégradation écologique du *miombo* et analyser leur capacité de régénération.

Le choix du BPCB de Lubumbashi comme site d'étude est particulièrement pertinent. Ce bassin constitue l'un des principaux centres de production de charbon de bois au sud-est de la RD Congo, satisfaisant les besoins énergétiques de plus de 70 % de la population locale (Useni et al., 2017b ; Kabulu et al., 2018 ; Péroches et al., 2021). À cela s'ajoute la faiblesse des infrastructures électriques, renforçant la dépendance au bois énergie, ainsi qu'une pression démographique intense dans l'agglomération de Lubumbashi, qui stimule l'expansion agricole non planifiée et la déforestation.

Une compréhension approfondie de la dynamique spatio-temporelle de la déforestation et de la dégradation des forêts, analysée à différentes échelles spatiales, combinée à l'étude détaillée des facteurs moteurs et du potentiel de régénération écologique du *miombo* à l'échelle locale, est essentielle pour élaborer des stratégies de conservation adaptées aux réalités socio-économiques. Cette approche multiscale permet d'identifier les tendances générales de transformation des paysages tout en ciblant les leviers prioritaires d'action pour enrayer la dégradation, restaurer les écosystèmes et assurer la pérennité des services écosystémiques dont dépendent les populations locales.

1.2. Conception scientifique de la thèse

1.2.1. Questions et hypothèses de la thèse

Les écosystèmes tropicaux subissent une déforestation et une dégradation croissantes, entraînant une perte significative de couverture forestière et les plaçant parmi les régions les plus menacées au monde (Sarre, 2020). Depuis 1900, environ 21 % des forêts tropicales ont disparu (Aleman et al., 2018). Si cette tendance persiste, ces forêts deviendront de plus en plus fragmentées, structurellement appauvries et vulnérables sur le plan écologique (Barima et al., 2010a ; Edwards et al., 2019).

Ces dynamiques sont particulièrement préoccupantes en Afrique subsaharienne, où les forêts constituent une ressource vitale pour les populations rurales qui en dépendent pour leur alimentation, leur énergie et leurs revenus (Derebe & Alemu, 2023). Avec la croissance démographique la plus élevée au monde (Tabutin & Schoumaker, 2020), une urbanisation et une industrialisation en expansion (Mwitwa et al., 2012 ; Dupin et al., 2013 ; Useni, 2017 ; Amisi et al., 2018), les forêts africaines subissent des pressions accrues. En l'absence de stratégies de gestion durable adaptées aux contextes régionaux et locaux, ces tendances risquent d'aggraver la perte de couvert forestier (Fotio et al., 2023).

Face à cette situation, notre réflexion est articulée autour de cette question principale : *Comment ont évolué les forêts de miombo à différentes échelles d'analyse et quels sont les impacts des activités anthropiques sur les caractéristiques floristiques et dendrométriques ainsi que la régénération forestière dans le BPCB de Lubumbashi ?* Pour répondre à cette problématique, trois axes d'analyse ont été définis, chacun ayant fait l'objet d'études spécifiques donnant lieu à des publications scientifiques.

Questions 1. *Comment les forêts claires de miombo ont-elles évolué à différentes échelles d'analyses sous l'effet des pressions anthropiques ? comment la variation de l'échelle d'analyse affecte-elle l'ampleur de ces changements ? Quels sont les stades d'anthropisation observés dans le Sud-Est de la RD Congo ? Quel est l'avenir de la couverture naturelle si la magnitude de changement de l'occupation du sol est maintenue à son rythme actuel ? Quels sont les processus de transformation spatiale caractéristiques de cette dynamique dans le BPCB de Lubumbashi et dans le DCKB ?*

La déforestation et la dégradation forestière fragmentent les paysages naturels, modifiant leur structure et leur connectivité, et entraînant une perte significative de biodiversité (Beatty et al., 2022). De nombreuses études dans l'écorégion zambézienne montrent que ces phénomènes résultent principalement de l'expansion de l'agriculture, de la production de charbon de bois, des activités minières, de l'urbanisation et des feux de végétation (Chidumayo & Gumbo, 2013 ; Sedano et al., 2016 ; Jew et al., 2016 ; Useni et al., 2017b ; Ribeiro et al., 2020a ; Sedano et al., 2020, 2022 ; Useni et al., 2024d ; Lisboa et al., 2024). Ces impacts se voient exacerbés par une croissance démographique incontrôlée et par des lacunes en matière de gouvernance, compromettant ainsi la conservation, la sécurité alimentaire et les

régimes climatiques locaux (Mwitwa et al., 2012 ; Kalaba, 2016 ; Tabutin & Schoumaker, 2020 ; N'tambwe et al., 2023b). Par ailleurs, même les aires protégées ne sont pas épargnées (Hansen et al., 2020).

Nous testons l'hypothèse que les forêts zambéziennes subissent des pressions anthropiques entraînant leur déclin à diverses échelles d'analyse, les impacts étant plus marqués à une échelle spatiale réduite. Il est également prévu que la couverture naturelle décline autour des agglomérations du sud-est de la RD Congo, avec une ampleur plus importante à Lubumbashi, la principale ville de la région, au profit du développement agricole et énergétique. En l'absence de politiques de planification adaptées, cette tendance devrait se poursuivre en faveur de l'expansion urbaine. Cette dynamique a ainsi provoqué la dissection, la fragmentation et la suppression des taches forestières, des transformations spatiales caractéristiques des milieux fortement anthropisés, observées notamment dans le BPCB de Lubumbashi et même dans le DCKB, qui n'a pas permis de préserver le *miombo*, en raison de sa proximité au pôle d'anthropisation.

Question 2. *La coupe de bois pour la carbonisation constitue-elle la principale cause de la dégradation de la forêt claire de miombo actuellement ? Comment varie-t-elle en fonction de la proximité des villages producteurs du charbon de bois ? Quelles sont les caractéristiques floristiques et dendrométriques du miombo dégradé dans le BPCB de Lubumbashi ?*

Dans la région minière du Sud-Est de la RD Congo, la forêt claire de *miombo* subit de fortes pressions anthropiques menaçant sa durabilité (Cabala et al., 2022 ; Useni et al., 2017b). Cette situation est exacerbée par la demande croissante en charbon de bois, liée aux problèmes récurrents d'accès à l'énergie électrique, s'ajoutant aux besoins en produits alimentaires (Péroches et al., 2021). La déforestation et la dégradation qui en découlent affectent significativement la diversité végétale, altérant la composition floristique et menaçant les espèces forestières sensibles aux perturbations humaines (Moura et al., 2017). Ces changements réduisent la richesse spécifique et modifient la structure des communautés, favorisant les espèces pionnières au détriment des espèces endémiques (Mukumary et al., 2015).

Nous vérifions l'hypothèse selon laquelle la dégradation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi est principalement induite par les coupes de bois destinées à la carbonisation, avec une intensité décroissante à mesure que l'on s'éloigne des villages. Nous postulons également que l'intensité des perturbations influence la composition floristique et la structure dendrométrique, qui s'améliorent progressivement à mesure que l'écosystème gagne en maturité.

Question 3. *Quel est le potentiel de régénération naturelle des habitats perturbés par l'activité humaine dans la zone rurale de Lubumbashi ?*

La déforestation et la dégradation constituent une préoccupation croissante dans la région de Lubumbashi, illustrée par l'intensification de la production de charbon de bois en réponse à une demande élevée, ainsi que par l'expansion des terres agricoles autour de la ville (Kabulu et al., 2018 ; Péroches et al., 2021). Cette dynamique entraîne non seulement une perte directe de la couverture forestière, mais compromet

également la capacité naturelle des écosystèmes à se régénérer (Lisboa et al., 2024), en altérant la structure des peuplements et en appauvrissant la diversité floristique (Barima et al., 2011). Dans ce contexte, la restauration forestière apparaît comme une réponse clé pour rétablir les fonctions écologiques tout en répondant aux besoins des populations locales (Awono et al., 2023). Deux principales approches sont envisagées : la production de plants en pépinière et la régénération naturelle, cette dernière étant souvent plus durable et économiquement accessible (Holl & Aide, 2011). La régénération naturelle repose sur la capacité des peuplements adultes à se renouveler par l'émergence de juvéniles dans le sous-bois ($DHP < 10$ cm), un processus fortement influencé par le degré de perturbation et par la résilience des espèces ligneuses présentes (Montfort et al., 2021).

Nous testons l'hypothèse selon laquelle la capacité de régénération du *miombo* est plus élevée dans les forêts dégradées, du fait d'une plus grande disponibilité des ressources et d'une moindre concurrence.

1.2.2. Objectifs de recherche

L'objectif général est d'analyser les dynamiques spatio-temporelles de la déforestation et de la dégradation des forêts claires de *miombo* dans l'écorégion zambézienne, en évaluant l'impact des pressions anthropiques dans le BPCB de Lubumbashi (Haut-Katanga), afin de fournir des données scientifiques pour soutenir des stratégies de gestion durables et de conservation des écosystèmes. Les objectifs spécifiques sont :

1. Quantifier l'évolution de la déforestation et de la dégradation du *miombo* à différentes échelles d'analyses, afin de mettre en évidence les dynamiques de composition et de configuration des paysages forestiers
2. Identifier les facteurs anthropiques responsables de la dégradation ainsi que les indicateurs floristiques et dendrométriques de la dégradation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi ;
3. Evaluer le potentiel de régénération du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi.

Afin d'atteindre ces objectifs, différentes activités ont été réalisées :

- Le téléchargement des images satellitaires ;
- Le géoréférencement et le rééchantillonnage de ces images ;
- La classification des différentes images Landsat et l'évaluation du niveau de fiabilité de la classification à travers les matrices de confusion ;
- L'élaboration des matrices de transition des aires des classes d'occupation du sol ;
- Le calcul des indices de structures spatiale ; l'identification des processus de transformation spatiale ;
- La réalisation de la simulation à l'aide de la chaîne de Markov de premier ordre

- Les inventaires des facteurs de perturbation, des caractéristiques floristiques et dendrométriques de la forêt de *miombo* dans trois écosystèmes de différents âges ;
- Inventaire des données floristiques pour évaluer le potentiel de régénération du *miombo*.

1.3. Outline et structure de la thèse

Cette thèse doctorale est structurée autour de deux axes principaux. Le premier axe vise à enrichir les connaissances sur les tendances de la déforestation en adoptant une approche multi-échelle d'analyse, développée dans les chapitres 4, 5, 6 et 7. Cet axe se concentre sur la quantification de la dynamique spatio-temporelle de la déforestation, l'analyse de sa structure spatiale, l'exploration des processus de transformation paysagère et la simulation des tendances futures à une échelle particulière. Ces analyses permettent non seulement de dégager des lignes directrices pour les stratégies d'aménagement forestier, mais également de poser les bases d'une meilleure compréhension et résolution des problèmes écologiques découlant de la pression urbaine sur les forêts.

Le second axe contribue à approfondir les connaissances sur les facteurs responsables des perturbations de la végétation et évalue l'impact de la déforestation sur la composition floristique, la diversité végétale et les paramètres dendrométriques du *miombo*. Il explore également le potentiel de régénération de cette forêt dans le BPCB de Lubumbashi, comme détaillé dans les chapitres 8 et 9. Ce second axe revêt une importance cruciale en ce qu'il fournit des éléments essentiels pour guider les politiques de conservation et de restauration forestière. Ceci peut éclairer les initiatives visant à préserver la biodiversité et à améliorer la résilience écologique du *miombo* face aux pressions anthropiques croissantes (Figure 1-1).

De manière globale, cette recherche doctorale est organisée en 11 chapitres :

Le chapitre 1 constitue l'introduction générale de cette thèse et joue un rôle fondamental en établissant les bases du travail de recherche. Il propose une analyse synthétique de la problématique en mettant en lumière les dynamiques d'anthropisation et les processus de déforestation, qui constituent le cadre général de l'étude. Ce chapitre contextualise les enjeux environnementaux et socio-économiques associés à ces phénomènes, tout en justifiant l'intérêt scientifique et pratique de la recherche. Ce chapitre définit également les questions de recherche, formule les hypothèses, précise les objectifs poursuivis et expose la structure générale de la thèse. Il intègre également le schéma conceptuel illustrant la logique d'organisation des différentes parties et chapitres de la thèse.

Le chapitre 2 offre une synthèse rigoureuse de l'état actuel des recherches sur plusieurs thématiques majeures, en mettant l'accent sur les forêts dans leur globalité, avec un focus particulier sur les forêts tropicales. Parmi les forêts tropicales, ce chapitre examine les caractéristiques et les dynamiques de la forêt de *miombo*, ainsi que les phénomènes de déforestation et de dégradation forestière. Ce chapitre met

également en lumière le rôle crucial des aires protégées dans la lutte contre ces processus. Par ailleurs, il explore les concepts fondamentaux liés à l'écologie du paysage, présente les principaux outils utilisés pour l'analyse spatiale des paysages et aborde les notions liées à la chorologie.

Le chapitre 3 décrit le milieu d'étude ainsi que la méthodologie générale, en complément des aspects méthodologiques spécifiques détaillés dans les chapitres suivants. Cette présentation vise à fournir un cadre cohérent et une base solide pour garantir la reproductibilité des analyses menées dans cette thèse.

Le chapitre 4 se focalise sur la cartographie et la quantification de la déforestation dans l'écovégétation zambézienne, située en Afrique centro-australe. Il a examiné l'hypothèse selon laquelle les forêts zambéziennes ont subi des pressions significatives ayant conduit à une régression notable de leur couverture forestière entre 2000 et 2023, entraînant des processus caractéristiques de transformation spatiale propres aux milieux anthropisés. Par ailleurs, le chapitre a exploré la relation entre l'ampleur de la déforestation et les facteurs socio-économiques propres à chaque pays de l'écovégétation. Les résultats obtenus ont permis de confirmer l'hypothèse 1, offrant une base solide pour comprendre les dynamiques de déforestation dans cette région.

Le chapitre 5 quantifie et simule l'anthropisation des paysages autour des agglomérations du sud-est de la RD Congo, dans la région du Katanga. Il permet de vérifier que la couverture naturelle suit une dynamique régressive au profit de la production agricole et énergétique, qui en absence d'une politique de planification adéquate, devrait se poursuivre à l'avenir. Ce chapitre permet également de vérifier l'applicabilité du modèle de Bogaert et al. (2014) dans le contexte des forêts claires de *miombo* lorsqu'on combine la production du charbon et énergétique. Les résultats obtenus ont permis de valider l'hypothèse 1.

Le chapitre 6 se consacre à la cartographie et à la quantification de la déforestation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi, en analysant l'évolution de l'étendue spatiale et les changements survenus entre 1990 et 2022. Il met en lumière l'impact direct des activités liées à la production de charbon de bois et à l'agriculture, ainsi que l'impact indirect de l'absence de planification territoriale sur la dynamique régressive de la forêt. L'utilisation des matrices de transition, des indices de structure spatiale et des processus de transformation spatiale a permis de valider l'hypothèse 1 de cette thèse.

Le chapitre 7 se concentre sur l'analyse de la création d'une aire protégée et de son effet limité sur la déforestation, en se basant sur les enseignements tirés du DCKB. Il permet de vérifier que l'établissement d'une aire protégée dans une région fortement anthropisée a échoué à préserver les forêts, principalement en raison de la persistance des activités humaines à l'intérieur de la zone, ce qui résulte d'une application insuffisante des lois environnementales. Les résultats obtenus ont permis de valider l'hypothèse 1.

Le chapitre 8 analyse les facteurs anthropiques, ainsi que les indicateurs floristiques et dendrométriques de la perturbation du *miombo* dans le bassin de production de

charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi, à travers des inventaires forestiers. Ce chapitre vérifie que les coupes de bois pour la production de charbon de bois, combinées aux feux, sont les principaux facteurs de dégradation du *miombo* dans cette région, avec une intensité décroissante à mesure que l'on s'éloigne des villages. Il vérifie également que l'âge des écosystèmes influence de manière significative la composition floristique et la structure dendrométrique, avec une augmentation progressive de la diversité, de la densité et de la proportion d'individus matures à mesure que les écosystèmes atteignent leur maturité. Les résultats obtenus ont permis de valider l'hypothèse 2.

Le chapitre 9 aborde la diversité floristique et la régénération naturelle dans les forêts claires de *miombo* dans la zone rurale de Lubumbashi. Il permet de vérifier que la densité, le diamètre moyen, la surface basale et la diversité floristique varient selon les habitats, avec des valeurs plus élevées dans les forêts non exploitées, plus faibles dans les jachères post-culture, et intermédiaires dans les forêts dégradées. Il permet de vérifier également que la capacité de régénération est plus élevée dans les forêts dégradées en raison de meilleures ressources ainsi que d'une concurrence et de perturbations intra- et interspécifiques plus faibles. Les résultats de ce chapitre ont permis de vérifier l'hypothèse 3.

Le chapitre 10 propose une synthèse globale de la thèse en discutant la méthodologie et les principaux résultats obtenus, en les mettant en perspective avec les travaux antérieurs et en mettant en évidence des implications qui en découlent.

Le chapitre 11 présente la conclusion générale de l'étude, accompagnée des perspectives de recherche, mettant en lumière les orientations possibles pour les travaux à venir.

Enfin, les références bibliographiques et les annexes ont été placés à la fin de cette thèse.

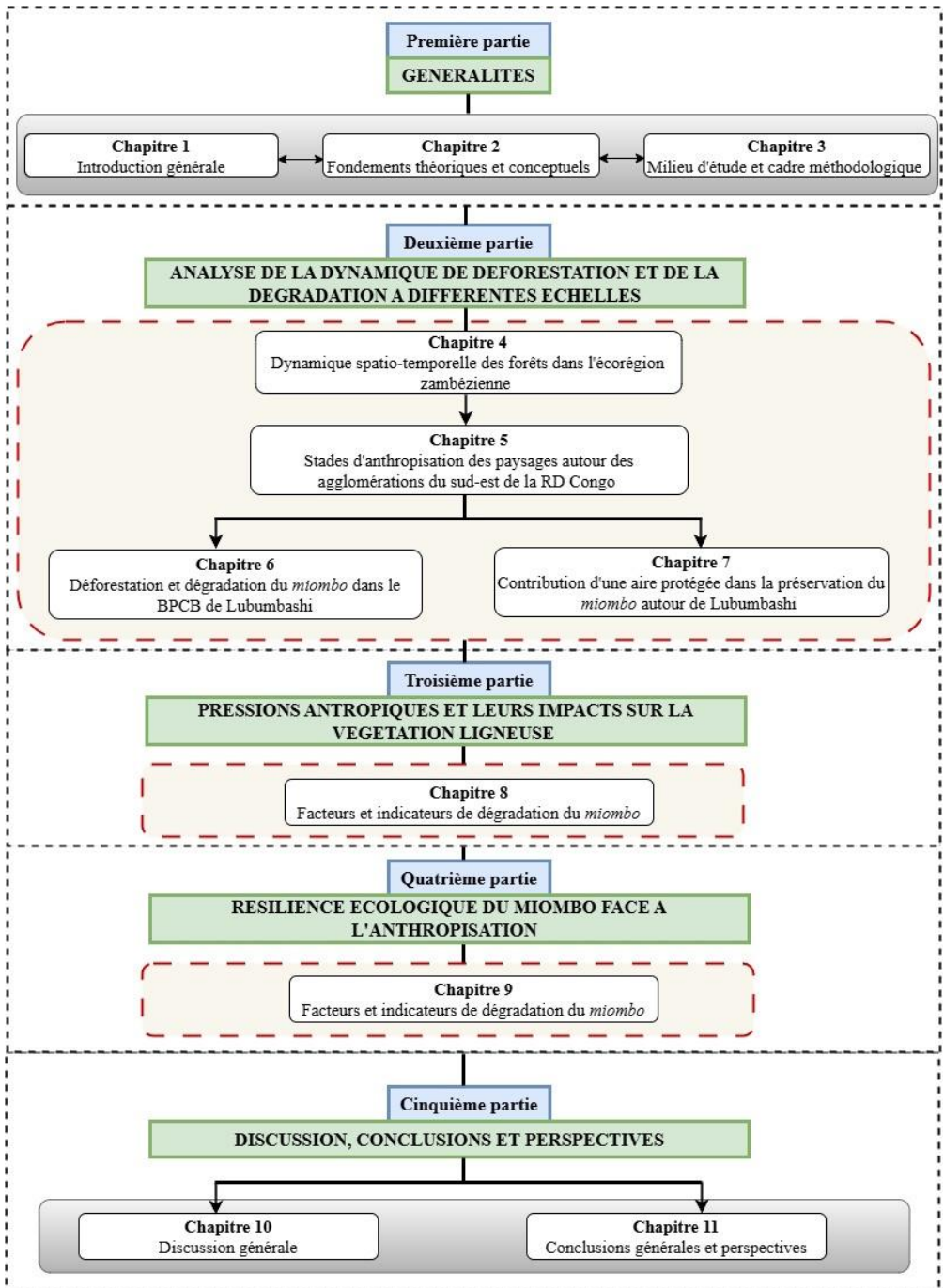


Figure 1-1: Schéma conceptuel de la logique d'organisation des parties et chapitres au regard des objectifs de la thèse.

Chapitre 2

Fondements théoriques et conceptuels

2.1. Les forêts : concepts fondamentaux, diversité écologique et focus sur les forêts claires zambéziennes

2.1.1. Concepts fondamentaux liés aux forêts et services écosystémiques

La forêt constitue un objet d'étude intrinsèquement interdisciplinaire, dont les définitions reflètent la diversité des approches scientifiques, institutionnelles et culturelles (Andrade et al., 2014). Cette pluralité n'est pas anodine : elle influence directement les modes de gestion, de conservation et d'exploitation des écosystèmes forestiers à l'échelle mondiale (Michon, 2019).

Sur le plan écologique, la forêt est perçue comme une communauté vivante complexe, composée d'espèces végétales et animales interconnectées, jouant un rôle essentiel dans la régulation des cycles biogéochimiques (Kimmins, 2004). D'un point de vue géographique, elle correspond à un espace dominé par la végétation ligneuse, dont la répartition est déterminée par des facteurs climatiques, pédologiques et humains (Guérin-Turcq, 2023). L'approche socio-économique, quant à elle, considère la forêt comme une ressource stratégique, fournissant du bois, de l'alimentation, de l'énergie, ainsi qu'un ensemble de services écosystémiques indispensables au bien-être humain (Ferraro et al., 2012).

Les définitions institutionnelles, utilisées notamment pour les inventaires et comparaisons internationales, reposent sur des critères quantitatifs tels que la hauteur minimale des arbres, la densité du couvert forestier et la superficie minimale (Eba'a Atyi et al., 2021). Par exemple, la hauteur des arbres requis varie généralement entre 2 et 5 mètres (Lund, 2002), tandis que le seuil de couvert arboré oscille entre 10 % et 30 % (Vidal et al., 2008). De plus, la surface minimale requise pour qu'un espace soit qualifié de forêt se situe souvent entre 0,5 et 1 hectare (Tompoulidou et al., 2016). La FAO (2012) propose ainsi une définition standard, adoptée dans notre recherche, selon laquelle une forêt est une étendue de plus de 0,5 hectare, comptant des arbres d'au moins 5 mètres de hauteur et un couvert forestier de plus de 10 %, excluant les terres agricoles ou urbaines.

Au-delà de ces définitions, les forêts sont désormais reconnues comme des éléments clés de l'équilibre écologique mondial (Jhariya et al., 2019). Leur répartition planétaire reflète à la fois les conditions biophysiques et les pressions anthropiques (Crowther et al., 2015 ; Newton et al., 2020). Les forêts tropicales représentent 45 % de la couverture forestière mondiale, devant les forêts boréales (27 %), tempérées (16 %) et subtropicales (11 %) (FAO, 2020 ; Guérin-Turcq, 2023).

Ce gradient biogéographique est étroitement lié à la richesse biologique. Les forêts tropicales, notamment, sont considérées comme des *hotspots* de biodiversité (ter Steege et al., 2015) en raison de leur concentration exceptionnelle en espèces végétales, animales et microbiennes (Krebbert & Marcon, 2023). Elles abritent environ 80 % de la biodiversité terrestre, soit près des deux tiers des espèces connues (Aerts & Honnay, 2011). Plus précisément, elles renferment environ 60 % des 400 000

espèces de plantes vasculaires recensées, ainsi que 80 % des amphibiens, 75 % des oiseaux et 68 % des mammifères (FAO & UNEP, 2020).

Outre leur rôle dans la conservation de la biodiversité, les forêts, qu'elles soient tropicales, boréales ou tempérées, fournissent une gamme étendue de fonctions et de services écosystémiques majeurs (Figure 2-2, MEA, 2005). Elles participent à la régulation du climat par la séquestration du carbone via la photosynthèse, stockant le CO₂ dans la biomasse (Köhl & Martes, 2023). Par ailleurs, elles contribuent à la régulation locale de la température grâce à l'ombre et à l'évapotranspiration (Nowak, 2022), tout en produisant de l'oxygène (Brockerhoff et al., 2017). Certaines études estiment qu'un hectare de forêt peut libérer entre 3 et 11 tonnes d'oxygène par jour (Košanin et al., 2023).

Les forêts jouent également un rôle clé dans la santé des sols : elles préviennent l'érosion, stabilisent les terrains et maintiennent la fertilité, essentielle à l'agriculture (Castro et al., 2023). Elles régulent les cycles hydrologiques, atténuent les risques d'inondation, et favorisent le contrôle naturel des ravageurs (Brockerhoff et al., 2017). Ces fonctions écologiques s'accompagnent de bénéfices sociaux et économiques importants. Les forêts assurent l'approvisionnement en aliments, bois de chauffe, plantes médicinales et matériaux de construction pour des millions de personnes, en particulier dans les zones rurales (Shackleton et al., 2007 ; Beatty et al., 2022). Plus de 1,5 milliard de personnes dépendent directement des forêts pour leur subsistance (Gould et al., 2024), tandis que la commercialisation des produits forestiers ligneux et non ligneux génère des revenus et soutient l'emploi à l'échelle mondiale (Schaafsma et al., 2014).

Enfin, au-delà de leur valeur utilitaire, les forêts représentent un patrimoine culturel et spirituel pour de nombreuses communautés autochtones, détentrices de savoirs traditionnels en matière de gestion durable (Ihemezie et al., 2023). Elles offrent aussi des espaces de loisirs et contribuent au bien-être psychologique et social des populations (Meyer & Schulz, 2017).

Dans le cadre de notre recherche doctorale, la compréhension des concepts essentiels relatifs aux forêts, y compris leurs définitions, leurs rôles écologiques et socio-économiques, ainsi que leur distribution biogéographique, constitue une base essentielle pour la classification des images satellitaire en vue d'analyser l'évolution des forêts à l'échelle de l'écorégion zambézienne (chapitre 4), autour des agglomérations minières de la région sud-est de la RD Congo (chapitre 5), au sein du BPCB de Lubumbashi (chapitre 6), et dans le DCKB (chapitre 7). En effet, ce cadre théorique facilite non seulement l'identification des forêts sur les données satellitaires, mais facilite également la sélection stratégique des sites d'étude en fonction des caractéristiques écologiques locales afin d'étudier les déterminants et les indicateurs floristiques de la dégradation (chapitre 8), ainsi que le potentiel de régénération écologique (chapitre 9).

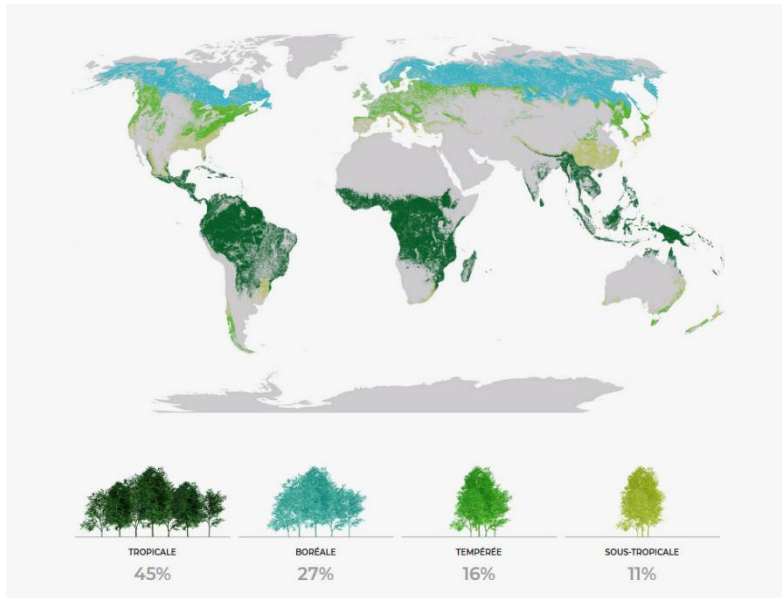


Figure 2-1 : Répartition mondiale des forêts par domaine climatique (FAO, 2020; Guérin-Turcq, 2023)

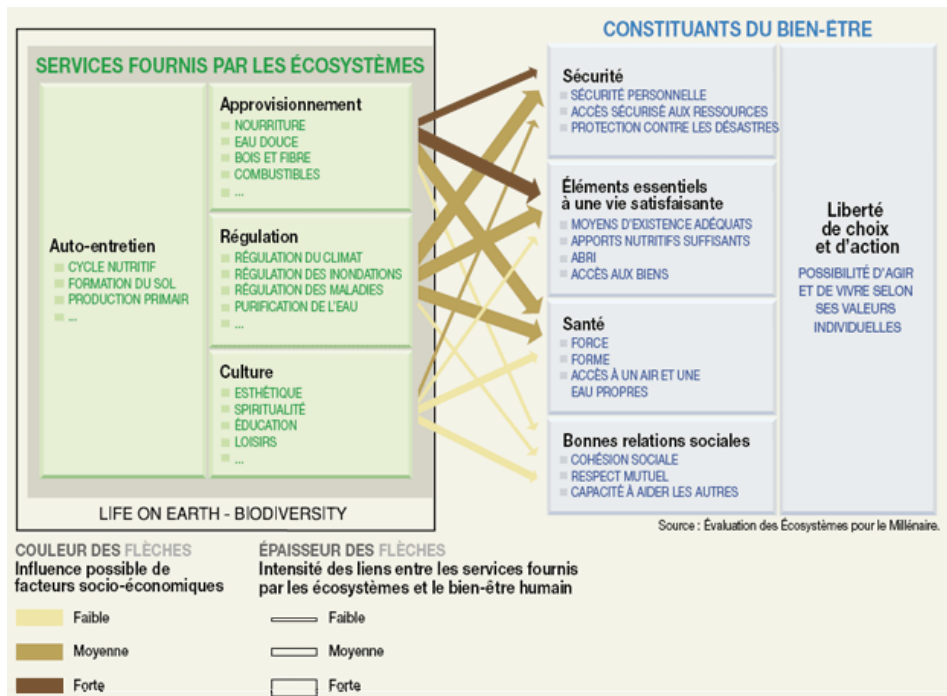


Figure 2-2 : Les quatre grandes catégories de services écosystémiques, chacune avec des exemples spécifiques. Les services de prélèvement ou d'approvisionnement regroupent les

produits directement issus des écosystèmes, tels que la nourriture, le bois, les ressources génétiques et l'eau. Les services de régulation contribuent au maintien des fonctions essentielles, comme la qualité de l'eau et de l'air, le traitement des déchets ou la gestion des phénomènes climatiques extrêmes. Les services de soutien, quant à eux, assurent l'existence des autres services en fournissant des habitats pour les organismes et en favorisant des processus comme la formation des sols, la photosynthèse et les flux d'énergie. Enfin, les services culturels englobent les bénéfices immatériels et socio-écologiques que les individus retirent de leur interaction avec l'environnement, notamment des avantages esthétiques, récréatifs, spirituels et éducatifs (MEA, 2005).

2.1.2. Typologie écologique et répartition géographique des forêts tropicales

Les forêts tropicales constituent des écosystèmes riches et variés, classés en plusieurs types selon les conditions climatiques, la distribution géographique et les caractéristiques écologiques (Corlett, 2021). Ces forêts, majoritairement situées entre les tropiques du Cancer et du Capricorne, se déclinent en plusieurs sous-types, chacun caractérisé par des dynamiques biologiques et fonctionnelles spécifiques (Atangana et al., 2014).

Parmi les principales catégories figurent les forêts humides sempervirentes, typiques des basses terres tropicales (Figure 2-3 ; Pfadenhauer & Klötzli, 2020). Elles se distinguent par des précipitations abondantes et constantes, une canopée fermée, et une biodiversité exceptionnelle (Turner & Trethowan, 2024). Ces forêts jouent un rôle central dans la régulation du climat global, notamment par leur capacité à stocker de grandes quantités de carbone dans la biomasse (Atangana et al., 2014). Les mangroves, des forêts côtières adaptées aux environnements salins (Polidoro et al., 2014), prospèrent dans les zones intertidales tropicales et sont essentielles à la protection des littoraux, à la filtration des eaux et à la conservation de la biodiversité marine et terrestre (Atangana et al., 2014).

Autre type important, les forêts tropicales sèches à feuilles caduques se développent dans des régions marquées par une saison sèche prolongée et couvrent environ 42 % des zones tropicales et se caractérisent par une forte proportion d'espèces endémiques (Hasnat & Hossain, 2020). Les arbres y perdent leurs feuilles pendant la saison sèche pour limiter la perte d'eau, un mécanisme adaptatif crucial dans ces environnements contraints (Huechacona-Ruiz et al., 2020).

En termes de répartition géographique, les forêts tropicales d'Amérique, principalement localisées dans le bassin amazonien, constituent la plus grande forêt tropicale humide, représentant environ 40 % des réserves de forêt tropicale humide du monde (Barbieri, 2020). Elles sont particulièrement riches en espèces végétales et animales, et jouent un rôle essentiel dans la régulation du climat mondial par leur capacité de séquestration du carbone (Zanchi, 2018).

Les forêts indo-pacifiques, qui s'étendent de l'Afrique orientale jusqu'au Pacifique en passant par l'Asie du Sud-Est et l'Australie, sont également remarquables par leur biodiversité (Atangana et al., 2014). Les forêts tropicales de montagne occupent généralement des altitudes comprises entre 1 000 et 3 500 mètres se trouvent principalement en Amérique du Sud, en Asie du Sud-Est et dans certaines parties de

l'Afrique tropicale et prospèrent dans des conditions humides (Moser, 2008). Elles constituent des captages d'eau essentiels et des barrières contre l'érosion, contribuant à la stabilité écologique des régions montagneuses (Moon & Solomon, 2023).

Enfin, les forêts africaines couvrent environ 16 % des terres du continent (FAO, 2020) et présentent une grande diversité de types écologiques. Parmi les plus emblématiques figure le bassin du Congo, la deuxième plus grande forêt tropicale du monde, réputée pour sa flore unique (Megevand et al., 2013 ; Tchatchou et al., 2015 ; Eba'a Atyi et al., 2022). En plus des forêts denses du Bassin du Congo, l'Afrique abrite également une vaste couverture de forêts sèches, parmi lesquelles figurent les forêts claires de *miombo* (Campbell, 1996). Présentes en Afrique centrale et australe, ces forêts se distinguent par leur grande richesse floristique, leur fort taux d'endémisme, ainsi que par leur importance écologique, économique et culturelle pour les communautés locales (Frost, 1996 ; Dewees et al., 2010 ; Malaisse, 2010 ; Timberlake & Chidumayo, 2011 ; Ribeiro et al., 2020).

Dans le cadre de notre recherche doctorale, l'analyse porte sur les forêts claires de *miombo*, une variante des forêts tropicales sèches, située en Afrique centro-australe, caractérisée par une grande diversité floristique et un fort taux d'endémisme. Ces écosystèmes, explorés dans les chapitres 4 à 9, restent relativement peu étudiés dans la littérature scientifique, bien qu'ils offrent un terrain d'observation privilégié pour analyser les processus de dégradation, d'évolution de la végétation et de régénération des forêts tropicales sèches.

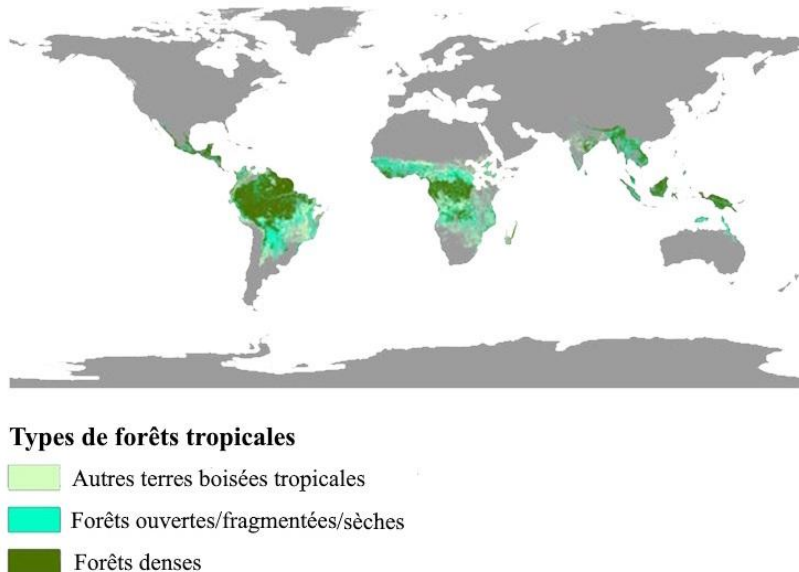


Figure 2-3 : Répartition mondiale des principaux types de forêts tropicales : forêts denses, forêts ouvertes/fragmentées et autres terres boisées tropicales (adaptée de Hansen et al., 2013).

2.1.3. Les forêts claires zambéziennes : un écosystème clé des régions sèches d'Afrique centro-australe et du sud-est de la RD Congo

Parmi les forêts tropicales sèches, les forêts claires de type *miombo* constituent l'écosystème dominant de l'écorégion zambézienne, qui s'étend sur environ 2,7 millions de km² en Afrique centrale et australe (Ribeiro et al., 2015). Cette formation couvre huit pays que nous retenons dans cette recherche doctorale : la Zambie, la Tanzanie, la République Démocratique du Congo (RD Congo), l'Angola, le Mozambique, le Malawi, le Zimbabwe et le Burundi (Ribeiro et al., 2015 ; Nduwarugira et al., 2017 ; Ribeiro et al., 2020b ; Mgunda, 2023). Timberlake & Chidumayo (2011) ajoute à ces pays l'Afrique du Sud, la Namibie et le Botswana. Classée parmi les 200 écorégions mondiales prioritaires pour la conservation, l'écorégion zambézienne est également la plus vaste des 21 écorégions identifiées en Afrique subsaharienne (Timberlake & Chidumayo, 2011).

Contrairement aux forêts tropicales humides, les forêts claires de *miombo* se développent sur des sols pauvres en nutriments et dans un contexte climatique fortement saisonnier, avec une pluviométrie annuelle comprise entre 700 et 1 400 mm (Ribeiro et al., 2020b ; Ryan et al., 2011). Leur structure en mosaïque, constituée de forêts claires, de savanes boisées et de zones arbustives, résulte de l'interaction entre facteurs édaphiques, climatiques et anthropiques (Campbell, 1996 ; Frost, 1996 ; Ryan et al., 2011).

La végétation dominante comprend deux types principaux : les forêts de *miombo* et celles de *mopane*, chacun jouant un rôle écologique spécifique (De Cauwer et al., 2018 ; Moura et al., 2017). Les forêts de *miombo* hébergent près de 8 500 espèces végétales, avec un taux élevé d'endémisme, avec une prédominance de légumineuses des genres *Brachystegia*, *Julbernardia* et *Isoberlinia* (Campbell, 1996 ; Malaisse, 2010 ; Moura et al., 2017). Ces espèces jouent un rôle crucial dans la fertilité des sols et le maintien des équilibres écologiques (Ribeiro et al., 2020b). La faune y est également remarquable, comprenant de nombreuses espèces endémiques (Pienaar et al., 2015). Par ailleurs, les forêts de *mopane*, dominées par *Colophospermum mopane*, se distinguent par leur résilience face aux conditions arides et aux sécheresses prolongées, renforçant ainsi la robustesse écologique de l'écorégion zambézienne (De Cauwer et al., 2018).

Ces écosystèmes présentent une forte dépendance au feu, qui influence leur structure, la dynamique de régénération et la diversité microbienne (António et al., 2022). Bien que les incendies fréquents puissent réduire la biodiversité microbienne, ils participent aussi au maintien de l'hétérogénéité végétale et des microhabitats, conférant une certaine résilience face aux perturbations (Andrews et al., 2024).

En termes de stockage du carbone, les forêts de *miombo* représentent un puits important. Des estimations récentes indiquent que leur biomasse aérienne contient environ 1,71 TgC, un chiffre supérieur aux évaluations précédentes (Demol et al., 2024). De plus, leurs sols contribuent à hauteur de 50 % à la séquestration du carbone total de l'écosystème, soulignant leur importance dans la lutte contre le changement climatique (António et al., 2022).

Les services écosystémiques du *miombo* s'étendent également aux dimensions sociales et économiques. Plus de 100 millions de personnes en dépendent directement (Deweese et al., 2010). Ces forêts offrent une variété de produits forestiers non ligneux (PFNLs), souvent sous-évalués mais essentiels à la subsistance des communautés locales (Syampungani et al., 2009). Ainsi, les revenus de la forêt contribuent de manière significative aux ménages ruraux, représentant jusqu'à 40 % du revenu annuel total des communautés les plus pauvres (Ndenge & Perfect-Mrema, 2022). De plus, ces écosystèmes forestiers fournissent à la fois des plantes médicinales utilisées dans le traitement de maladies surtout en milieu rural, et près de 70 % de l'énergie domestique sous forme de bois de chauffage ou de charbon de bois (Syampungani et al., 2009 ; Silva et al., 2019 ; Sedano et al., 2022 ; Kissanga et al., 2024). De plus, les forêts produisent divers fruits, graines comestibles et du miel, qui sont récoltés pour la consommation et le commerce (Ribeiro et al., 2015).

En RD Congo, qui abrite environ 23 % de la surface forestière africaine, les paysages forestiers sont d'une grande diversité, totalisant environ 145 millions d'hectares (FAO, 2010 ; Megevand et al., 2013 ; Tchatchou et al., 2015). Ce vaste couvert forestier comprend des forêts tropicales denses, principalement situées dans la cuvette centrale, des forêts montagneuses dans les zones d'altitude, des zones boisées, notamment les forêts sèches de type *miombo*, et des mosaïques savane-forêt (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012 ; Potapov et al., 2012). La forêt claire de *miombo*, la variante de la forêt zambézienne présente en RD Congo, se distingue par son importance dans le sud-est du pays, dans l'ancienne province du Katanga, aujourd'hui répartie en plusieurs entités administratives (Ngoie, 2016), où elle couvre environ 11 % de la superficie nationale (Malaisse, 2010 ; Potapov et al., 2012 ; Useni et al., 2017b). Les forêts de *miombo* dans la région du Katanga se caractérisent par les forêts claires non dégradées (forêt primaire), les forêts claires dégradées (forêt secondaire) et les zones de savane, qui comprennent différents types de savanes et des zones agricoles, confrontées à d'importantes menaces de déforestation (Kalawu et al., 2023). Dans la province du Haut-Katanga, environ 700 espèces d'arbres et d'arbustes du *miombo* ont été identifiées, dont certaines sont spécifiquement adaptées à cet écosystème (Meerts & Hasson., 2017).

Dans le cadre de notre recherche doctorale, la forêt claire de *miombo*, écosystème emblématique des forêts sèches tropicales d'Afrique centro-australe, constitue l'objet principal de notre analyse. Elle est étudiée à différentes échelles : d'abord à l'échelle de l'écorégion zambézienne (chapitre 4) dans huit pays retenus également par (Mgunda, 2023), puis autour des agglomérations minières dans la région du Katanga (chapitre 5), et enfin dans des zones ciblées du Haut-Katanga, notamment le BPCB de Lubumbashi (chapitres 6, 8 et 9) ainsi que dans le DCKB (chapitre 7), au sud-est de la RD Congo.

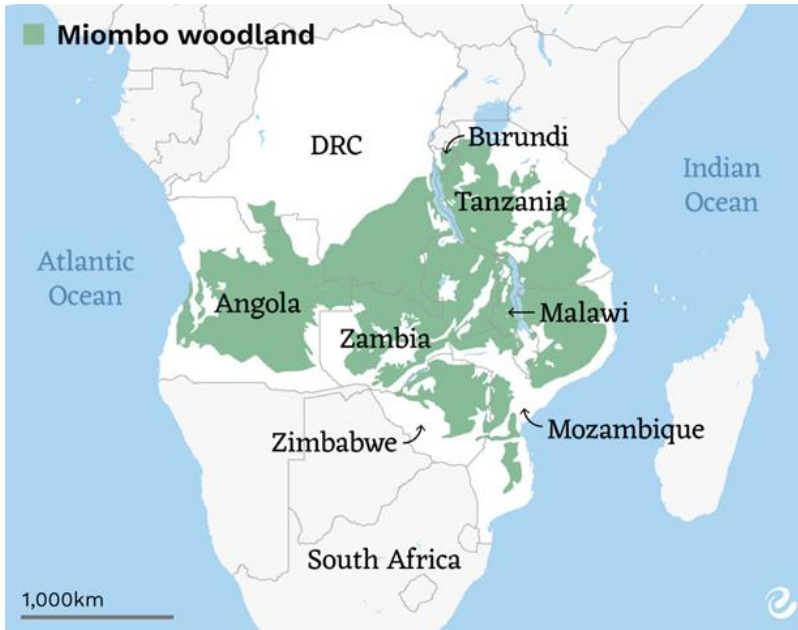


Figure 2-4 : L'étendue potentielle des écosystèmes forestiers de *miombo* et de *mopane* dans la région australe de l'Afrique (Mgunda, 2023).

2.2. Pressions anthropiques sur les forêts, résilience écologique et stratégies de conservation

2.2.1. Déforestation et dégradation forestière : concepts, dynamiques spatiales et impacts

Les forêts évoluent en fonction des processus naturels de croissance ou, à l'inverse, se réduisent sous l'effet de la déforestation et de la dégradation forestière (Dalimier et al., 2022). La déforestation se définit comme la conversion permanente de terres forestières à d'autres usages, entraînant une réduction du couvert arboré en dessous du seuil critique de 10 % (FAO, 2012). À l'inverse, la dégradation forestière correspond à la diminution de la capacité d'un écosystème forestier à fournir des biens et services écosystémiques, sans nécessairement entraîner une perte totale de couverture forestière (FAO, 2012).

Entre 1990 et 2015, la superficie forestière mondiale est passée de 19,65 à 17,70 millions de km² (Keenan et al., 2015). Plus récemment, elle a encore reculé de 2,4 % entre 2000 et 2020, soit une perte nette de plus d'un million de km² (Potapov et al., 2022). La situation est particulièrement critique dans les zones tropicales, où plus de 90 % des pertes forestières mondiales ont été enregistrées (Tableau 2-1 ; Figure 2-5 ; Hansen et al., 2013 ; FAO, 2020). Entre 2004 et 2017, environ 43 millions d'hectares de forêts y ont disparu (Pacheco et al., 2021). Par ailleurs, la dégradation forestière, bien que plus difficile à quantifier que la déforestation, reste importante, comme en

témoignent les pertes significatives de structure observées dans de nombreuses régions tropicales (Bourgoin et al., 2024).

En Amérique du Sud, les forêts humides ont perdu environ 0,44 million de km² entre 2000 et 2020, soit 5 % de leur surface initiale (Potapov et al., 2022). Près de 38 % des forêts amazoniennes restantes seraient aujourd'hui dégradées (Lapola et al., 2023 ; Oliveira et al., 2024). En Asie du Sud-Est, la perte nette atteint 4,87 % entre 1992 et 2018 (Paradis, 2021).

En Afrique, la surface forestière est passée de 7,07 à 6,74 millions de km² entre 2000 et 2020, soit une perte de 4,6 % (Potapov et al., 2022). Alors que la pression sur les forêts tend à diminuer dans d'autres régions du monde, l'Afrique présente des tendances contrastées, marquées par une déforestation persistante (FAO, 2020). En Afrique centrale, près de 9 % des forêts tropicales ont disparu depuis 2000 (Eba'a Atyi et al., 2022).

Tableau 2-1: Taux de déforestation, par domaine climatique, pour quatre périodes allant de 1990 à 2020 (source : FAO, 2020)

Domaine climatique	Déforestation (million ha/an)			
	1990-2000	2000-2010	2010-2015	2015-2020
Boréal	0,1	0,09	0,13	0,06
Tempéré	0,49	0,54	0,53	0,31
Subtropical	1,44	1,35	0,88	0,5
Tropical	13,8	13,2	10,3	9,3
Total	15,83	15,18	11,84	10,17

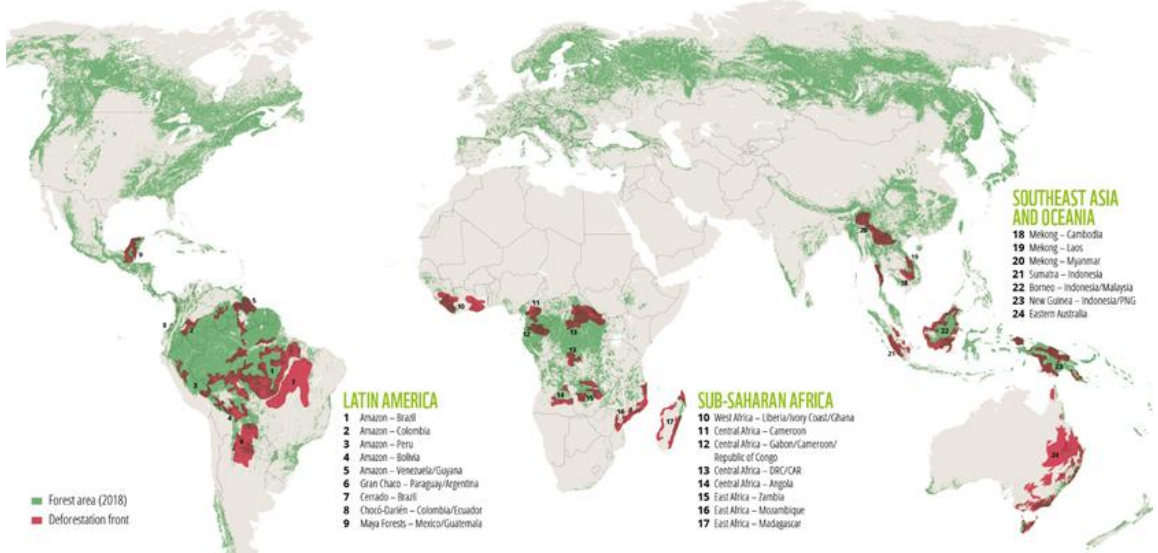


Figure 2-5 : Principaux fronts mondiaux de déforestation dans les zones tropicales et subtropicales selon le WWF (Pacheco, 2021).

Les forêts tropicales sèches, bien qu'ayant reçu moins d'attention, subissent également une déforestation accélérée. Les forêts claires de *miombo* dans l'écorégion zambézienne, les plus vastes forêts sèches tropicales d'Afrique, ont perdu environ 800 000 km² entre 1980 et 2020, passant de 2,7 à 1,9 million d'hectares (Hill, 2024; Kamnitzer, 2024).

À l'échelle nationale, la situation varie mais reste préoccupante. En Angola, la FAO (2020) rapporte un taux de déforestation compris entre 0,74 % et 0,8 % entre 2000 et 2020, tandis qu'une étude locale dans le sud-ouest indique un taux plus élevé, de 2,18 % entre 1990 et 2019 (Kissanga et al., 2024). Au Burundi, le taux de déforestation atteint 1,6 % entre 1958 et 2016 (Depicker et al., 2021).

Au Malawi, la déforestation est également marquée, avec un taux estimé à 1,7 % entre 2010 et 2020 (FAO, 2020). Le pays a perdu plus d'un quart de sa couverture forestière entre 2000 et 2020, accentuant sa vulnérabilité face au changement climatique (Xiao et al., 2022). Au Mozambique, les estimations varient : Cianciullo et al. (2023) rapportent un taux de 0,23 % pour la période 2000–2016, tandis que la FAO (2020) indique 0,59 % entre 2000 et 2020.

En Tanzanie, la situation est tout aussi préoccupante : la FAO (2020) estime la perte annuelle à 4 690 km², et Nzunda & Midtgaard (2019) indiquent un taux de 0,9 % entre 1995 et 2010. En Zambie, les taux de déforestation varient également : Phiri et al. (2019) rapportent des valeurs comprises entre 0,54 % et 3,05 %, tandis que la FAO (2020) estime un taux plus modéré de 0,41 % pour la période 2000–2020. Day et al. (2014) évaluent la perte annuelle à environ 3 000 km². Au Zimbabwe, les taux annuels de déforestation atteignent 1,9 % entre 2000 et 2010 (UNDP, 2022), avec une perte estimée à 2 620 km² par an (Hlatswayo, 2023).

Enfin, la RD Congo n'échappe pas à ces dynamiques de déforestation. Entre 2000 et 2010, le taux de déforestation était estimé à 0,23 %, soit une perte annuelle de 371 180 km² de forêts (Potapov et al., 2012). Cependant, les données récentes indiquent une accélération du phénomène, avec un taux annuel estimé à -0,38 % (Eba'a Atyi et al., 2022). Bien que ce taux reste inférieur à celui d'autres pays tropicaux, il demeure le plus élevé du bassin du Congo (Eba'a Atyi et al., 2022 ; Yuh et al., 2024).

La déforestation en RD Congo est particulièrement intense dans les provinces de Kinshasa, du Kongo Central, et dans les zones urbaines le long du fleuve Congo, ainsi qu'au Sud et à l'Est du pays (Bamba, 2010 ; Ickowitz et al., 2015). Dans le sud-est de la RD Congo, plusieurs études confirment l'ampleur du phénomène. Dans l'ACK et la plaine de Lubumbashi, Cabala et al. (2017a, 2018b) ont estimé un taux de déforestation de 0,5 % par an entre 2001 et 2011 et entre 2002 et 2015. Munyemba & Bogaert, (2014) ont quant à eux mis en évidence une régression de 76,47 % de la forêt claire de *miombo* entre 1956 et 2009 autour de Lubumbashi. De nouvelles analyses menées par Cabala et al., (2022) confirment une forte diminution de la couverture forestière dans les zones territoriales de l'ACK. À Kasomeno, Mpanda et al. (2022) rapportent des taux de déforestation compris entre 0,9 % et 2 % entre 2009 et 2021.

Cette dynamique alarmante affecte également les aires protégées. Dans la Réserve de Biosphère de la Lufira, Useni et al. (2020b) ont mesuré un taux de déforestation de

1,8 % entre 1979 et 2018. Un taux variant entre 0,8 % et 3,4 % a également été observé entre 2001 et 2022 dans le Parc National de Kundelungu (Useni et al., 2023b). De même, Dupin et al. (2013) signalent une situation similaire dans la Réserve de chasse de Basse Kando, couvrant les régions de Kolwezi et de Fungurume.

L'intensification de la déforestation compromet la sécurité alimentaire, la qualité des sols et la régulation hydrique, affectant directement les communautés locales et la résilience écologique de la région (Wang et al., 2021). Sans gestion efficace, ces dynamiques risquent d'amplifier la vulnérabilité environnementale et sociale à long terme (Ribeiro et al., 2015).

Cette recherche doctorale analyse la dynamique de déforestation et de dégradation du *miombo*. Elle s'inscrit dans une perspective multi-échelle, permettant d'évaluer non seulement les transformations locales (chapitre 5, 6 et 7) mais aussi leur inscription dans une dynamique régionale plus large (chapitres 4).

2.2.2. Causes de la déforestation et de la dégradation forestière

La déforestation et la dégradation des forêts sont des phénomènes complexes provoqués par divers facteurs anthropiques, agissant souvent de concert (Souza et al., 2024). À l'échelle mondiale, les principaux moteurs identifiés sont l'exploitation forestière (26 %), l'agriculture itinérante (24 %) et les incendies de forêt (23 %) (Curtis et al., 2018). À ces pressions anthropiques s'ajoutent des facteurs naturels, comme la foudre, les tempêtes, les sécheresses prolongées ou les infestations d'insectes, qui peuvent également contribuer à la dégradation des forêts, surtout lorsqu'ils sont exacerbés par le changement climatique (Jactel et al., 2019; Olokeogun, 2022). Bien que ces phénomènes naturels soient généralement moins prépondérants, ils peuvent interagir avec les activités humaines et aggraver la perte du couvert forestier (FAO, 2020).

Dans les régions tropicales, qui concentrent la plupart des pertes forestières mondiales (FAO, 2020), les facteurs anthropiques sont particulièrement exacerbés. En Amérique du Sud, la déforestation est principalement liée à l'expansion agricole, notamment pour la production de soja et d'huile de palme (Amaral et al., 2021). Parallèlement, environ près de la moitié des forêts amazoniennes restantes sont aujourd'hui dégradées en raison de l'exploitation sélective du bois, la sécheresse et par des incendies (Lapola et al., 2023 ; Bourgoïn et al., 2024 ; Oliveira et al., 2024). En Asie du Sud-Est, la conversion des forêts en plantations, l'agriculture itinérante et les feux sont les principaux moteurs de conversion des surfaces forestières (Chen et al., 2024).

En Afrique, la dynamique est tout aussi préoccupante. L'expansion agricole, l'exploitation forestière artisanale, l'agriculture sur brûlis, ainsi que l'ouverture de routes et l'urbanisation non planifiée figurent parmi les principales causes de la déforestation et de la dégradation des forêts (Tchatchou et al., 2015 ; Gillet et al., 2016 ; Khan, 2023). Ces dynamiques favorisent une perte rapide des écosystèmes forestiers, notamment les forêts denses en Afrique centrale (Eba'a Atyi et al., 2022).

Les forêts tropicales sèches, longtemps négligées dans les analyses, subissent également une forte pression (Pulla et al., 2015). Dans l'écorégion zambézienne, l'expansion agricole, responsable de 70 à 80 % des pertes forestières (Nzabakenga et al., 2013 ; Doggart et al., 2020 ; Pangapanga-Phiri et al., 2024), apparaît comme le facteur principal. Elle est liée à l'agriculture de subsistance et aux cultures commerciales qui empiètent sur les forêts naturelles (Lisboa et al., 2024 ; Masolele et al., 2024).

Parallèlement, l'urbanisation rapide transforme les forêts en zones résidentielles, industrielles et d'infrastructures, fragmentant ainsi les paysages forestiers (Useni et al., 2018 ; Mnyali & Materu, 2021 ; Useni et al., 2024). Un autre facteur majeur est la production de charbon de bois, essentielle dans une région où l'accès à l'électricité reste inférieur à 50 % dans plusieurs pays (Sedano et al., 2016 ; Silva et al., 2019 ; Sedano et al., 2022 ; World Bank, 2024). La forte dépendance à cette source d'énergie entraîne une surexploitation des ressources ligneuses, aggravant la pression sur les forêts (Kabulu et al., 2018).

L'exploitation minière, notamment pour l'extraction du cuivre, du cobalt, du diamant et du pétrole, provoque également une destruction massive des écosystèmes forestiers, avec des effets souvent irréversibles (Mwitwa et al., 2012 ; Cabala et al., 2017a ; Useni et al., 2020a ; Giljum et al., 2022 ; Useni et al., 2024b). Par ailleurs, les feux de végétation, souvent déclenchés par négligence ou pour préparer les terres agricoles, aggravent la dégradation forestière (Sitoe et al., 2012 ; Useni et al., 2023b).

Ces pressions sont exacerbées par des lacunes en matière de gouvernance et une gestion inadéquate des terres (Nansikombi et al., 2020). Une réglementation insuffisante et une mise en œuvre inefficace des politiques forestières favorisent une exploitation non durable des ressources naturelles et freinent les efforts de conservation (Mwitwa et al., 2012 ; Kalaba, 2016 ; N'tambwe et al., 2023b).

De même en RD Congo, l'agriculture, l'urbanisation rapide, l'expansion des infrastructures et la production de charbon de bois sont les principales causes de la déforestation nationale (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012 ; Gillet et al., 2016). Dans le sud-est du pays, notamment dans la région du Katanga, la forêt claire de *miombo* est particulièrement affectée par l'exploitation minière intensive et la croissance urbaine rapide (Barima et al., 2011 ; Munyemba & Bogaert, 2014 ; Cabala et al., 2017a, 2018b, 2022 ; Mpanda et al., 2022 ; Useni et al., 2024a). L'exploitation du cuivre et du cobalt a débuté dès 1909 (Malaisse, 2010), nécessitant un développement agricole pour nourrir les travailleurs et la création de nouvelles agglomérations (Banza et al., 2009). La libéralisation du secteur en 2002 a intensifié l'exode rural et accéléré l'urbanisation incontrôlée (Nkuku & Rémon, 2006 ; Cabala et al., 2017a ; Useni et al., 2018b).

Cette pression démographique accentue la dépendance des ménages au bois de chauffage, principal combustible dans un contexte de déficit énergétique chronique (Kabulu et al., 2018). À Lubumbashi, où la population dépassait trois millions d'habitants en 2020 (United Nations, 2022), fait face à une production et une distribution d'électricité chroniquement insuffisantes pour répondre aux besoins

croissants des ménages (Banza et al., 2016). Cette carence énergétique a renforcé la place du charbon de bois comme principale source d'énergie domestique, utilisée par plus de 72 % des foyers (Péroches et al., 2021). En conséquence, la production de charbon de bois, alimentée par une exploitation intensive des forêts environnantes, est devenue un facteur clé de déforestation, exacerbant les pressions environnementales locales (Useni et al., 2017b ; Kabulu et al., 2018).

Ce travail doctoral a permis d'identifier et d'analyser, à l'échelle locale, les principaux facteurs de dégradation écologique du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi, à travers des inventaires (chapitre 8). Cette approche de proximité vise à éclairer, de manière empirique, les dynamiques de dégradation à fine échelle, en les replaçant dans une compréhension plus large des pressions anthropiques exercées sur les écosystèmes forestiers du *miombo*.

2.2.3. Résilience écologique du miombo face aux pressions anthropiques

Face aux pressions croissantes exercées sur les écosystèmes forestiers, la régénération naturelle apparaît comme un levier prometteur pour les stratégies de conservation dans les régions tropicales (Jardim, 2015). La régénération naturelle est le processus de restauration des forêts sans intervention artificielle, entraîné par la génération naturelle de graines, la génération de racines ou la germination des racines à la suite de perturbations telles que l'exploitation forestière (Shi et al., 2013). À l'échelle mondiale, environ 215 millions d'hectares de zones tropicales présentent un potentiel élevé de régénération, susceptible de permettre la séquestration de 23,4 gigatonnes de carbone sur une période de 30 ans (Williams et al., 2024).

En Afrique, les longues périodes de jachère favorisent une plus grande complexité structurelle et renforcent la résilience des forêts (Panzou et al., 2024). Parmi les formations forestières d'intérêt, le *miombo* se distingue par sa capacité remarquable à se régénérer, grâce à des mécanismes de reproduction sexuée (par plantules) et de multiplication végétative (par drageons et taillis) (Matowo et al., 2019).

En Zambie, cette capacité de régénération est particulièrement visible après des perturbations telles que la production de charbon de bois ou l'agriculture itinérante sur brûlis. Ces pratiques, en augmentant la disponibilité de la lumière et en réduisant la compétition végétale, facilitent l'établissement de nombreuses espèces clés via la régénération naturelle ou végétative (Syampungani et al., 2016). Ainsi, des terres abandonnées pendant vingt ans dans les zones de *miombo* peuvent connaître un rétablissement écologique significatif, potentiellement jusqu'à un état de maturité, avec des effets positifs sur la biodiversité et les fonctions écosystémiques, comme l'ont démontré Montfort et al. (2021) au Mozambique.

Des dynamiques similaires sont observées dans d'autres pays de la région. En Angola, par exemple, la présence abondante de jeunes arbres appartenant aux classes de diamètre inférieur témoigne d'un processus de régénération en cours, indicateur encourageant pour la durabilité de ces forêts (Gonçalves et al., 2018). De même, un fort potentiel de régénération des forêts de *miombo* a été documenté dans d'autres

contextes, notamment en Tanzanie (Sangeda & Maleko, 2018). Ce potentiel est largement influencé par des facteurs environnementaux tels que l'humidité, la fertilité des sols, et les régimes de perturbation (Chomba, 2018).

Dans ce contexte, la présente recherche doctorale vise à analyser le potentiel de régénération naturelle des forêts de *miombo* dans la zone rurale de Lubumbashi (chapitre 9), afin de mieux comprendre les conditions écologiques favorables à leur rétablissement.

2.2.4. Aires protégées : clés pour lutter contre la déforestation et la dégradation des forêts

Les aires protégées sont aujourd'hui reconnues comme l'une des stratégies les plus efficaces pour préserver la biodiversité, notamment face à la déforestation et à la dégradation environnementale croissantes dues aux activités humaines (Watson et al., 2014). Bien que ce concept soit ancien, il a évolué en réponse aux menaces accrues sur les écosystèmes et la biodiversité mondiale (Dudley, 2008). À l'origine, les premiers parcs nationaux et réserves naturelles furent créés à des fins esthétiques et récréatives, à l'image de Yellowstone aux États-Unis, institué en 1872 comme premier parc national au monde (Slusser, 2012). Au XXe siècle, face aux défis environnementaux croissants, la conception des aires protégées a évolué pour intégrer la conservation de la biodiversité, la régulation écologique et les aspects socio-économiques (Doumenge, 2021).

Ainsi, une aire protégée (AP) est définie par l'Union Internationale pour la Conservation de la Nature (UICN) comme *un espace géographique clairement défini, reconnu, consacré et géré, par des moyens efficaces, juridiques ou autres, pour parvenir à la conservation à long terme de la nature des services fournis par les écosystèmes associés et des valeurs culturelles* (Dudley, 2008). Depuis les années 2000, le concept s'est élargi avec l'introduction des aires marines protégées et une meilleure connectivité écologique entre ces territoires (Aubertin & Rodary, 2008). Aujourd'hui, environ 12,7 % des terres émergées et 1,6 % des océans sont classés comme aires protégées, couvrant respectivement 22,5 millions de km² et 28,1 millions de km² (Shafer, 2015 ; Doumenge, 2021).

L'approche moderne inclut également des modes de gestion participatifs, comme les aires protégées communautaires, où les populations locales jouent un rôle clé dans la gestion durable des ressources naturelles (Zhang et al., 2020). L'UICN distingue six catégories d'aires protégées, allant de la protection stricte (catégorie Ia : réserves naturelles intégrales) aux zones où certaines activités humaines sont autorisées (catégorie VI : aires de ressources gérées) (Dudley, 2008). Cette classification comprend aussi les parcs nationaux (catégorie II), les monuments naturels (catégorie III), les aires de gestion des habitats et des espèces (catégorie IV), ainsi que les paysages terrestres et marins protégés (catégorie V) (Tableau 2-2) (Doumenge, 2021 ; Worboys et al., 2015). Ainsi, l'évolution du concept d'aire protégée traduit une

volonté d'adapter la conservation aux enjeux contemporains, en conciliant protection de la biodiversité et développement durable (Bergandi & Blandin, 2012).

Tableau 2-2 Catégories de gestion des aires protégées (source : (Dudley, 2008))

Catégorie de gestion	Description	Objectifs de gestion
Ia	Les réserves naturelles intégrales	Protéger la biodiversité et éventuellement des caractéristiques géologiques/géomorphologiques, où les visites humaines, l'utilisation et les impacts sont strictement contrôlés et limités afin de garantir la préservation de la valeur de conservation. Les réserves naturelles intégrales sont gérées principalement pour la science.
Ib	Les zones de nature sauvage	Zones sauvages, généralement de grandes zones non modifiées ou légèrement modifiées, conservant leur caractère et influence naturels, sans habitation humaine permanente ou significative, qui sont protégées et gérées afin de préserver leur état naturel.
II	Les parcs Nationaux	Grandes zones naturelles/près naturelles protégeant les principaux processus écologiques, ainsi que les espèces et écosystèmes caractéristiques, qui offrent également des opportunités spirituelles, scientifiques, éducatives, récréatives et de visite compatible avec l'environnement et la culture.
III	Les monument ou élément naturel	Préservation d'éléments naturels spécifiques
IV	Les zones de gestion d'habitats particuliers ou d'espèces	Conservation avec intervention au niveau de la gestion
V	Les paysages terrestres ou marins protégés	Conservation des paysages terrestres ou marins et loisirs
VI	Les aires protégées pour une utilisation durable des ressources naturelles	Gérer la biodiversité afin qu'elle assure un flux durable de biens et de services aux communautés humaines, à travers une utilisation non industrielle des ressources naturelle

Le modèle de Yellowstone du XIX^e siècle, correspondant aux catégories I-IV de l'UICN, repose sur une conservation stricte excluant les populations autochtones, favorisant la protection de la "nature sauvage" et le tourisme, dans une approche descendante et centralisée (Shafer, 2015). À l'inverse, le modèle de conservation communautaire (catégories V-VI) privilégie la participation locale, le développement durable et l'écotourisme, tout en intégrant les droits des peuples autochtones (McDonald & Boucher, 2011). Les domaines de chasse, classés en catégorie VI, illustrent cette approche en combinant gestion durable des ressources et préservation de la biodiversité (Dudley, 2008). Cependant, ce modèle rencontre plusieurs défis : mauvaise gouvernance, manque de financement et surveillance inefficace, favorisant parfois la surexploitation des ressources dans les aires protégées ouvertes aux activités humaines (Shafer, 2015 ; Worboys et al., 2015).

En République démocratique du Congo (RD Congo), environ 11 à 12 % du territoire national sont classés comme zones protégées afin de freiner la déforestation et préserver des écosystèmes vitaux (Butsic et al., 2015 ; Malankanga et al., 2019). Le pays dispose d'un ancien réseau d'aires protégées, que le gouvernement prévoit d'étendre à 15 % du territoire national, soit environ 351 750 km² (Inogwabini et al., 2005). Ce réseau comprend les parcs nationaux (PN), les domaines de chasse, les réserves, ainsi que d'autres types d'aires protégées (UICN-PACO, 2010). Parmi les parcs nationaux, celui des Virunga est le plus ancien d'Afrique. Avec les parcs de Garamba, Salonga et Kahuzi-Biega, il constitue l'un des quatre parcs nationaux congolais inscrits au patrimoine mondial de l'UNESCO (De Maeyer et al., 2005). Les autres parcs nationaux incluent Maiko, Upemba, Kundelungu, Lomami, ainsi que le parc marin des Mangroves (UNESCO, 2025).

En dehors de ces parcs, la RD Congo compte plusieurs domaines de chasse et réserves, notamment le domaine de chasse et réserve (DCR) de Mangai, les domaines de chasse (DC) de Bili-Uere, Bombo-Lumene et Kiziba-Baluba, ainsi que les DCR de Bushimaie et de Basse Kando (UICN-PACO, 2010). D'autres aires protégées incluent la réserve naturelle (RN) d'Itombwe, la réserve de faune (RF) de Lomako, la réserve intégrale (RI) du Mont Hoyo, la réserve naturelle intégrale (RNI) de Nsele, la RF d'Okapi et la RN de Tumba-Ledima (UICN-PACO, 2010).

Ces efforts de conservation sont d'autant plus importants que les forêts congolaises subissent des pressions croissantes (Masolele et al., 2024). Des études indiquent que les taux de dégradation dans les zones protégées sont en moyenne 3,7 fois inférieurs à ceux observés dans les zones non protégées, ce qui souligne leur efficacité dans la préservation du couvert forestier (Zhuravleva et al., 2013). Toutefois, malgré l'existence de cadres juridiques destinés à protéger les forêts, leur application demeure souvent incohérente et sélective, ce qui compromet les efforts de conservation (Pungakumakinga, 2015). De plus, les aires protégées de la RD Congo sont largement en sous-effectif, avec seulement 26 % du personnel requis pour assurer une gestion efficace (Inogwabini, 2020a).

À ces défis s'ajoute l'instabilité politique permanente, qui entrave la mise en œuvre des lois et des initiatives de protection (Inogwabini et al., 2005). Par ailleurs, la croissance démographique et la pauvreté contribuent à l'empiètement progressif sur

les terres protégées, ce qui représente une menace sérieuse pour la biodiversité (Sigler, 2020).

Dans cette thèse, nous avons étudié l'impact des activités anthropiques sur le domaine de chasse de Kiziba-Baluba (DCKB) dans le chapitre 7 afin d'évaluer son efficacité dans la préservation du *miombo*. L'objectif était de déterminer si cette aire protégée parvient à maintenir son intégrité écologique face aux pressions humaines croissantes ou si elle est menacée par des processus de dégradation et de déforestation. L'analyse s'inscrit dans un contexte régional marqué par la reclassification ou la perte de statut certaines aires protégées en raison d'une gestion inefficace, d'une pression foncière accrue et d'une exploitation des ressources non maîtrisée. Ainsi, au-delà du diagnostic, cette étude propose des stratégies d'aménagement et de conservation adaptées pour renforcer la résilience écologique du DCKB et éviter qu'il ne subisse le même sort que d'autres aires protégées de la région.

2.3. Écologie du paysage : approche géographique et écologique de l'analyse de la déforestation et de la dégradation forestière

2.3.1. Définitions et émergence de la discipline

L'écologie, en tant que science, étudie les interactions entre les êtres vivants et leur environnement, qu'il soit biotique ou abiotiques (Sinclair & Weiss, 2010). Le terme a été introduit en 1866 par le biologiste allemand Ernst Haeckel, à partir des racines grecques *oikos* (maison, habitat) et *logos* (science, discours) (Egerton, 2013). L'objectif fondamental de l'écologie est de comprendre les lois qui régissent les relations entre les organismes et leur milieu physico-chimique, ainsi que les interactions interspécifiques au sein des communautés biologiques (Sinclair & Weiss, 2010). Avec l'évolution des connaissances scientifiques et des outils technologiques, l'écologie a progressivement élargi son champ d'étude, passant de l'individu aux populations, puis aux écosystèmes et aux paysages (Burel & Baudry, 2012).

Parmi les branches les plus récentes, l'écologie du paysage a émergé dans les années 1930 sous l'impulsion du géographe allemand Carl Troll (Wu, 2007). Cette discipline s'intéresse à l'analyse des structures spatiales et des processus écologiques à l'échelle du paysage, en mobilisant à la fois les concepts de l'écologie et de la géographie (Cushman et al., 2010a). Elle repose sur une approche systémique, qui considère les interactions entre l'occupation du sol, les conditions climatiques et la biodiversité (Houet et al., 2010). En effet, la biodiversité dépend étroitement de la dynamique d'abondance des espèces, de leur répartition spatiale et de la qualité des habitats (Wilson et al., 2016). De plus, l'équilibre énergétique de l'atmosphère est influencé par les propriétés biophysiques de la surface terrestre, mettant en évidence les relations complexes entre facteurs abiotiques et biotiques (Farina, 2012).

L'écologie du paysage s'attache ainsi à étudier la dynamique spatio-temporelle des composantes biologiques, physiques et sociales des paysages, qu'ils soient naturels

ou anthropisés (Burel & Baudry, 2012). Elle cherche à comprendre les processus qui modèlent ces paysages, notamment l'évolution des structures écologiques, l'impact des perturbations naturelles ou humaines, ainsi que les caractéristiques propres aux différentes échelles spatiales et temporelles des phénomènes écologiques (Farina, 2012). En ce sens, elle constitue un cadre d'analyse fondamental pour appréhender les transformations des écosystèmes dans un contexte de pressions anthropiques croissantes (Figure 2-6; Burel & Baudry, 2012).

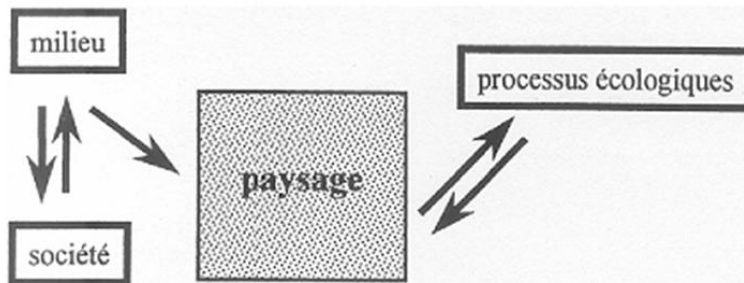


Figure 2-6: Description de la démarche scientifique adoptée en écologie du paysage : Le paysage résulte de la dynamique du milieu et de la société qui s'y est développée. La structure, l'organisation, la dynamique du paysage sont en interaction constante avec les processus écologiques qui s'y déroulent (Burel & Baudry, 2012).

2.3.2. *Paysage : définitions et éléments*

Le terme *paysage* a été introduit comme concept scientifique en géographie au début du XIX^e siècle par Alexander von Humboldt (Naveh & Lieberman, 2013). Il désigne un niveau d'organisation écologique supérieur à celui de l'écosystème, caractérisé par une forte hétérogénéité spatiale et une dynamique largement influencée par les activités humaines (He, 2020). Le paysage occupe une position intermédiaire dans la hiérarchie des niveaux d'organisation écologique, entre l'échelle restreinte de l'écosystème et celle, plus large, de la région (Bogaert & Mahamane, 2005). Il est également défini comme un ensemble d'écosystèmes contigus en interaction, soulignant son caractère systémique et interconnecté (Bogaert et al., 2011a).

La Convention européenne du paysage, adoptée à Florence en 2000, a enrichi cette notion en la définissant comme « une portion de territoire telle que perçue par les populations », dont les caractéristiques résultent de l'interaction entre les facteurs naturels et anthropiques (Sgard, 2010). Cette approche intègre une dimension culturelle et subjective, reflétant la manière dont les sociétés interprètent, habitent et transforment leur environnement (Farina, 2012).

Malgré la diversité des définitions, l'écologie du paysage se distingue par trois principes fondamentaux : (1) l'importance de la configuration spatiale dans le déroulement des processus écologiques, (2) l'étude d'espaces plus vastes que ceux généralement considérés en écologie, et (3) l'intégration explicite de l'impact des activités anthropiques sur les structures paysagères (Turner & Gardner, 2015).

Il est généralement admis que le paysage correspond à une étendue relativement large, comprise entre quelques hectares et plusieurs centaines de kilomètres carrés (Figure 2-7 ; Burel & Baudry, 2012). En revanche, l'écologie du paysage exclut les échelles très locales (de l'ordre du mètre carré) ainsi que les échelles macro-régionales, telles que les continents ou les grandes régions biogéographiques (Naveh & Lieberman, 2013).

Cette discipline met en évidence les interactions entre l'organisation spatiale, les processus écologiques et la perception humaine, faisant du paysage un objet d'étude où la dimension anthropique est centrale (Turner & Gardner, 2015). Les paysages contemporains résultent d'une combinaison complexe de processus naturels — tels que la géomorphologie, le climat, l'installation des communautés végétales et animales, le développement des sols et les perturbations naturelles — en interaction constante avec les dynamiques sociale (Farina, 2012 ; He, 2020). Ainsi, le paysage se construit dans l'interface entre systèmes naturels et systèmes humains, façonné par les usages, les pressions économiques, les politiques d'aménagement et les représentations culturelles (Burel & Baudry, 2012).

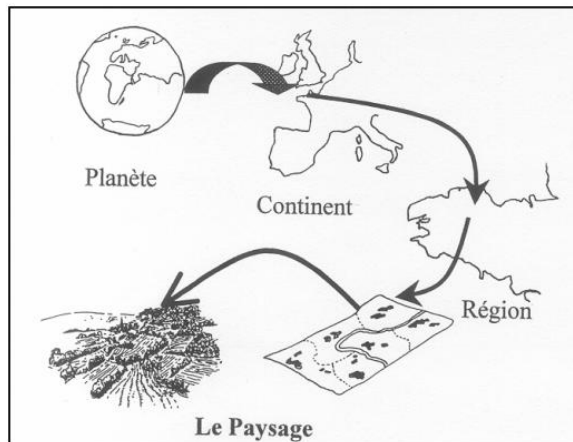


Figure 2-7: Le paysage : un niveau d'organisation écologique intermédiaire entre l'écosystème et les échelles régionale et continentale (Burel & Baudry, 2012).

2.3.3. Principes de l'écologie du paysage

Le paysage est structuré en trois éléments principaux, définis par leur configuration spatiale et leur rôle fonctionnel dans les systèmes écologiques (Farina, 2012). Ces composants, appelés descripteurs spatiaux « qualitatifs », permettent d'exprimer quantitativement les caractéristiques paysagères en combinant des données biologiques et des variables spatiales (Forman, 1995). La matrice est l'élément dominant et le plus connecté d'un paysage (Forman & Godron, 1981). Elle constitue l'élément englobant et représente la portion la plus étendue en termes de surface continue (Forman & Godron, 1981). Sa connectivité et son homogénéité jouent un rôle clé dans la structuration écologique, influençant les flux d'énergie, les

mouvements des espèces et la régulation des processus écologiques (Burel & Baudry, 2012).

Les taches (ou patches) sont des unités fonctionnelles distinctes de la matrice en raison de leur composition et de leur apparence (Wu, 2007). Elles se caractérisent par des variations de taille, de forme, de type, d'hétérogénéité interne et par les spécificités de leurs frontières (Bogaert & Mahamane, 2005 ; Burel & Baudry, 2012). Ces unités constituent des habitats ou des espaces fonctionnels variés, et leur distribution spatiale peut être regroupée en types ou classes selon les processus écologiques qu'elles soutiennent (Thornton et al., 2011). Elles forment les unités fondamentales d'un paysage, caractérisées comme des écosystèmes distincts de leur environnement immédiat (Forman, 1995). Les taches présentant des caractéristiques similaires pour un processus donné sont regroupées en « types » ou « classes » (Forman & Godron, 1981). Ces taches sont intégrées dans une matrice, une structure dominante du paysage constituée d'un ensemble plus étendu de taches (Hein et al., 2004).

Les corridors sont des éléments linéaires qui connectent des taches ou fragmentent la matrice (Vogt et al., 2007). Leur fonction écologique est multiple : ils facilitent les mouvements d'espèces et de flux écologiques, modifient ou limitent les flux (par exemple en filtrant les espèces ou les substances) et peuvent agir comme des barrières en restreignant certains flux ou en agissant comme des obstacles (Farina, 2012). Les corridors forment souvent des réseaux complexes, jouant un rôle crucial dans la connectivité paysagère (Bogaert & Mahamane, 2005).

Cette subdivision du paysage en taches, corridors et matrice est connue comme le modèle « patch-corridor-matrix », largement utilisé en écologie du paysage (Figure 2-8) (FISRWG, 1998 ; Forman & Godron, 1981). Ce modèle permet de caractériser tout système écologique en analysant la distribution, la taille, la forme, le nombre et la configuration spatiale de ces trois composantes fondamentales (Bogaert & Mahamane, 2005).

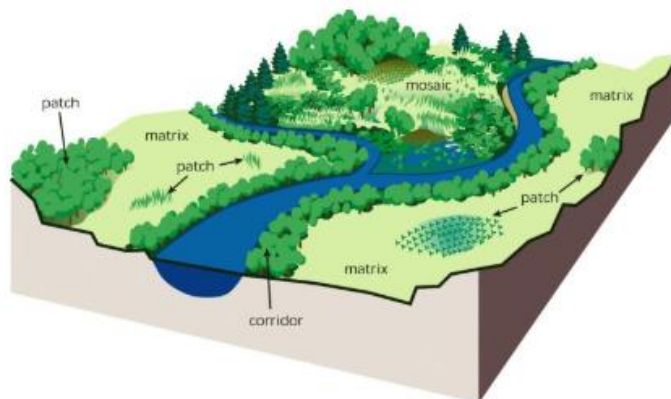


Figure 2-8: Illustration des trois composantes fondamentales des paysages : les taches, les corridors et la matrice. Les corridors assurent la connexion entre les taches et la matrice, favorisant ainsi l'intégration spatiale et fonctionnelle (FISRWG, 1998).

La structure spatiale des paysages joue un rôle fondamental dans la compréhension des processus écologiques (Bogaert & Mahamane, 2005). Chaque système écologique repose sur l'interdépendance de trois attributs principaux : configuration, composition et fonctionnement (Figure 2-9 ; Noon & Dale, 2002). Toute modification de l'un de ces attributs influence inévitablement les deux autres, soulignant que chacune de ces composantes est nécessaire mais insuffisante, prise isolément, pour caractériser pleinement l'état d'un système écologique (Farina, 2012). Cette interdépendance confère au paysage des propriétés émergentes que ses éléments pris individuellement ne possèdent pas (Forman, 1995).

La configuration spatiale, la qualité, la localisation, la proportion et la juxtaposition des éléments du paysage sont des caractéristiques clés à analyser, car elles déterminent le caractère unique du paysage et influencent directement le comportement des espèces, des populations et des communautés qui y vivent (Bogaert & Mahamane, 2005). Par ailleurs, l'étude de la structure et de la dynamique du paysage permet de tirer des conclusions essentielles sur les processus écologiques sous-jacents, et ces processus, à leur tour, éclairent la compréhension de la structure et des transformations du paysage (Bogaert et al., 2004).

Ce principe, connu sous le nom de *Pattern/Process Paradigm*, constitue l'hypothèse centrale de l'écologie du paysage, une discipline qui analyse les structures écologiques et leurs processus dans un contexte spatial donné (Antrop, 2001). Il met en évidence le lien intrinsèque entre la configuration du paysage et les processus écologiques qui s'y déroulent (Bogaert & André, 2013). Ce principe justifie l'accent mis sur l'étude des structures spatiales des paysages en écologie du paysage (Bogaert & Mahamane, 2005). Les dynamiques paysagères, qu'elles soient anthropiques ou naturelles, modifient profondément le fonctionnement écologique des paysages (Burel & Baudry, 2012). Ces changements peuvent être quantifiés en évaluant les propriétés des paysages ainsi que les services écosystémiques qu'ils fournissent (Iverson et al., 2014). En fondant son approche sur ce paradigme, l'écologie du paysage se distingue des autres courants écologiques, en mettant l'accent sur l'interdépendance des éléments paysagers et des processus écologiques dans un espace donné (Bogaert & André, 2013).

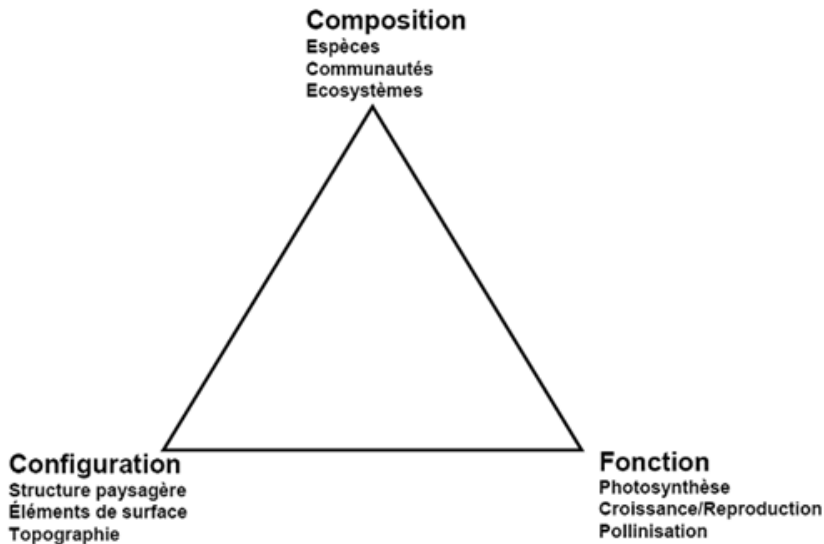


Figure 2-9: Les éléments essentiels qui gouvernent tous les systèmes écologiques, quel que soit le contexte spatio-temporel, sont la configuration, la composition et les fonctions du paysage. Ces éléments sont liés par un triangle équilatéral, illustrant leur interdépendance. La structure spatiale du paysage résulte de l'interaction entre la composition paysagère et sa configuration, lesquelles s'influencent mutuellement et façonnent les processus écologiques (Noon & Dale, 2002).

2.3.4. Analyse de la dynamique paysagère

2.5.4.1 Anthropisation des paysages

Les composantes spatiales des surfaces terrestres évoluent en permanence sous l'influence de processus naturels ou anthropiques (Bogaert & Mahamane, 2005). Parmi les causes naturelles de ces changements figurent les incendies de forêt, les maladies affectant les arbres et la présence de parasites (Feurdean et al., 2017). Toutefois, c'est la pression anthropique sur les écosystèmes forestiers qui demeure la principale cause de modification de la structure spatiale des paysages (Bogaert et al., 2008). L'anthropisation désigne le processus de transformation du paysage sous l'effet des activités humaines (Bogaert et al., 2004). Selon le *Pattern/Process Paradigm*, l'intervention humaine modifie non seulement la configuration du paysage, mais affecte également le fonctionnement écologique des écosystèmes qu'il contient (Cushman et al., 2010b). Les paysages anthropisés se caractérisent par la fragmentation des couvertures naturelles, une fréquence élevée d'habitats de bordure, des géométries de parcelles simples et une prédominance des types de parcelles anthropiques (Bogaert et al., 2014 ; Romanillos et al., 2024). Leur dynamique montre une tendance à la désintégration de la couverture terrestre naturelle, compensée par une expansion des types anthropiques (Bogaert et al., 2011a). Ainsi, la transformation des paysages naturels en paysages anthropiques entraîne des altérations profondes dans la structure spatiale des écosystèmes (Groven & Niklasson, 2005).

Divers modèles ont été développés pour illustrer ce phénomène d'anthropisation des paysages. Le modèle d'évolution paysagère de Bogaert et al. (2014) montre que les paysages naturels sont progressivement remplacés par des paysages anthropiques, d'abord dominés par l'agriculture, puis par les occupations liées au développement urbain. Historiquement, il est généralement admis que les premiers effets anthropiques notables sur les paysages sont apparus avec l'invention de l'agriculture, et que les changements paysagers subséquents sont largement associés à cette évolution. Au fil du temps, une séquence de dynamiques paysagères en trois étapes peut être observée : une matrice paysagère naturelle est initialement remplacée par une matrice agricole, avant que les types de parcelles urbaines ne dominent progressivement la matrice sous l'effet de l'urbanisation (Figure 2-10 ; Bogaert et al., 2014).

Dans cette thèse, ce modèle initialement conçu pour les paysages des régions tempérées a été testé au chapitre 5 afin d'évaluer sa pertinence dans un contexte tropical soumis à une forte pression minière. Cette application a permis d'analyser les stades d'anthropisation des paysages dans le sud-est de la RD Congo, autour des agglomérations, en identifiant les processus dominants de transformation et en évaluant leur impact sur la structure et la fonctionnalité des écosystèmes forestiers locaux.

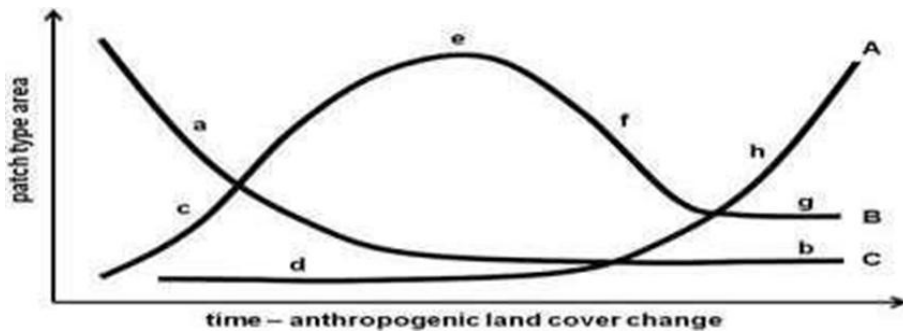


Figure 2-10: Perspective historique de la dynamique typique du paysage (modèle théorique). Les types de parcelles naturelles initiales (C) ont diminué en superficie (a) après l'invention de l'agriculture et n'ont été que partiellement préservés (b). Les types de parcelles agricoles (B) ont augmenté (c) après l'invention de l'agriculture et sont devenus dominants (e). La diminution des types de parcelles agricoles (f) et leur plus petite étendue finale (g) ont été causées par la croissance urbaine (A) qui s'est accélérée (h) en raison de l'exode rural continu et de la croissance intrinsèque de la population urbaine après une période initiale de peuplement (d). Les tendances indiquées ne doivent pas être interprétées de manière quantitative, car leur ampleur n'est pas représentative et vise uniquement à illustrer la dynamique attendue du paysage. Modèle principalement inspiré des paysages de l'hémisphère nord (Bogaert et al., 2014).

2.5.4.2 Indices de structure spatiale du paysage

La quantification des structures paysagères est essentielle pour analyser les interactions entre la configuration des paysages et les processus écologiques associés (Frazier & Kedron, 2017). Cette nécessité a conduit au développement d'un ensemble d'indices appelés *landscape metrics*, permettant de traduire les caractéristiques spatiales en mesures quantifiables (Bogaert & Mahamane, 2005; Farina, 2012). Ces indices servent souvent d'indicateurs de l'impact anthropique sur la composition et la configuration des paysages (Frazier & Kedron, 2017). La structure d'un paysage peut être mesurée de deux façons principales : par des statistiques exprimées en termes d'unités paysagères (taille, forme, abondance et dispersion des taches), ou par l'analyse des relations spatiales entre les taches et la matrice paysagère (Lausch et al., 2015).

Une classification courante distingue les mesures de configuration paysagère (centrées sur la géométrie des taches et leur répartition spatiale) des mesures de composition paysagère (focalisées sur des paramètres comme la proportion, la richesse, l'équitabilité et la dominance) (Turner & Gardner, 2015). Bien qu'un large éventail d'indices puisse être calculé, ces mesures présentent souvent un problème de redondance, car plusieurs d'entre elles sont fortement corrélées (McGarigal, 2013).

L'hétérogénéité spatiale peut également être décrite par une approche plus simple et pratique basée sur quatre éléments fondamentaux : la taille des taches et leur distribution de fréquence par type, le périmètre des taches et sa distribution par type, le nombre de taches par type, et leur répartition spatiale (Figure 2-11 ; Bogaert & Mahamane, 2005). Ces approches permettent de mieux comprendre les transformations induites par l'homme et leurs implications sur les processus écologiques et les services écosystémiques (Cushman et al., 2010a). Dans cette thèse, une sélection d'indices a été effectuée afin de quantifier la composition et la configuration spatiale des classes d'occupation du sol. Ces indices ont permis d'analyser les dynamiques spatio-temporelles du paysage à différentes échelles d'étude. Parmi eux, l'aire totale de classe, le nombre de taches et leur périmètre constituent des indicateurs fondamentaux de la structure paysagère (McGarigal, 2015). Leur utilisation a permis d'évaluer le taux de déforestation (Kyale et al., 2019 ; Useni et al., 2020b), ainsi que des indicateurs plus complexes tels que la proportion du paysage occupée par chaque classe, l'indice de la plus grande tache (dominance), l'indice de perturbation, l'indice de diversité de Simpson, l'indice d'auto-similarité de Simpson, l'indice de proximité et la dimension fractale (McGarigal, 2015). L'intégration de ces indices a ainsi contribué à une meilleure compréhension des transformations du paysage et des processus sous-jacents à la fragmentation et à l'anthropisation du *miombo*.

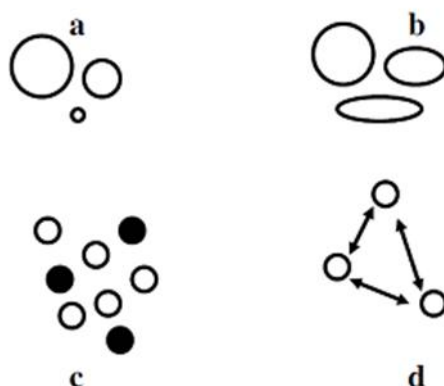


Figure 2-11: Quatre éléments fondamentaux définissent la configuration spatiale : (a) la taille des taches et leur distribution en fréquence, (b) la forme des taches, exprimée par la distribution de fréquence de leurs périmètres, (c) le nombre de taches par type, et (d) leur répartition spatiale (Noon et Dale, 2002).

2.5.4.3 Matrice de transition

La matrice de transition est un outil analytique essentiel en écologie du paysage pour décrire, de manière condensée et systématique, les changements d'état des éléments d'un système au cours d'une période donnée (Takada et al., 2010). Sous la forme d'une matrice carrée, elle fournit des informations quantitatives sur les proportions de modifications des types d'occupation du sol, bien qu'elle ne renseigne ni sur leur distribution spatiale ni sur les processus et causes sous-jacents (Bamba, 2010). Elle se compose de trois éléments principaux : les totaux des rangées et des colonnes, la partie centrale de la matrice, et les valeurs individuelles des lignes et des colonnes.

Premièrement, les totaux des rangées et des colonnes renseignent respectivement sur les superficies initiales et finales des types d'occupation du sol sur deux cartes successives. Deuxièmement, la partie centrale de la matrice distingue deux catégories de valeurs : celles situées sur la diagonale, qui reflètent les superficies ayant conservé leur état initial, et celles hors-diagonale, qui représentent les transitions entre différents types d'occupation (Munyemba, 2010). La dynamique globale du paysage peut être mesurée par le rapport entre la somme des valeurs sur la diagonale et celles hors-diagonale. Ce ratio est nul dans un système où toutes les unités sont converties en d'autres types (dynamique maximale) et tend vers l'infini lorsque le paysage reste statique (Bogaert et al., 2004).

Enfin, les valeurs des lignes et des colonnes fournissent des indications complémentaires sur les tendances de transition. Les valeurs des lignes traduisent la propension d'un type de taches à être converti en d'autres, tandis que celles des colonnes illustrent la capacité d'un type d'occupation à croître au détriment des autres.

Ces dynamiques peuvent être visualisées à l'aide de diagrammes de flux, où les flèches symbolisent les échanges entre les différents types d'occupation du sol (Bamba et al., 2008).

Ainsi, la matrice de transition constitue un outil robuste pour analyser les dynamiques paysagères et constitue la base des modèles de simulation prospective (Takada et al., 2010). En fournissant une vue d'ensemble des tendances passées, elle permet d'anticiper les transformations futures des systèmes écologiques avec précision et rigueur (Bogaert et al., 2014).

2.5.4.4 Simulation de la dynamique paysagère

Pour maîtriser les transformations des paysages, il est crucial de recourir à des outils dynamiques ou prospectifs qui permettent d'anticiper l'évolution des risques. Parmi ces approches, la modélisation se distingue comme un outil essentiel d'aide à la décision, offrant une perspective systématique sur les changements paysagers (Houet et al., 2010). Le modèle de Markov constitue une méthode particulièrement pertinente dans ce contexte (López et al., 2001). Il s'agit d'un processus stochastique où les probabilités de transition sont conditionnées par l'état précédent, et ces transitions sont décrites par une matrice de transition renseignant sur les passages d'une classe d'occupation du sol à une autre sur une période donnée (Logofet & Lesnaya, 2000). Cette approche présente l'avantage d'être relativement simple tout en permettant une analyse détaillée et rigoureuse des systèmes dynamiques (Balzter, 2000).

Le modèle de Markov ne se limite pas à mesurer les changements passés dans l'utilisation du sol, mais met également en évidence des tendances parfois difficiles à détecter dans les données initiales (Campillo et al., 2011). Il constitue ainsi un outil puissant pour examiner et prédire l'évolution des dynamiques paysagères (Balzter, 2000). En Afrique centrale, cette méthode a été appliquée avec succès dans la région du Katanga. Pour illustration, Munyemba (2010) a utilisé la simulation de Markov pour modéliser les transformations paysagères dans le cône de pollution et la périphérie sud-est de Lubumbashi entre 1984 et des horizons futurs. De même, Cabala (2017) s'est appuyé sur cette méthode pour analyser l'anthropisation des écosystèmes forestiers de l'Arc Cuprifère Katangais (ACK).

D'autres applications notables ont été réalisées ailleurs en Afrique comme Barima et al. (2010b) ont employé le modèle de Markov pour étudier la dynamique paysagère dans la région de transition forêt-savane à l'est de la Côte d'Ivoire. Ces exemples illustrent la polyvalence et l'efficacité de la simulation de Markov dans l'analyse des paysages soumis à de fortes pressions anthropiques, tout en offrant une base solide pour orienter la gestion durable des territoires. Dans cette thèse, les matrices de transition ont été utilisées pour analyser les dynamiques de conversion qui ont marqué l'évolution du *miombo* à différentes échelles d'analyse dans les chapitres 4, 5, 6 et 7. Cette approche a permis d'identifier les principales trajectoires de changement d'occupation du sol et de mettre en évidence les moteurs sous-jacents de la déforestation. Par ailleurs, ces matrices ont également été exploitées pour modéliser

les tendances futures, offrant ainsi une perspective sur l'évolution probable de ces écosystèmes face aux pressions anthropiques croissantes.

2.5.4.5 Processus de transformation spatiale

L'analyse des changements dans la structure d'un paysage repose sur l'étude des processus spatiaux de transformation, utilisant des indicateurs tels que la surface, le périmètre et le nombre de taches (Bogaert et al., 2004). Ces paramètres constituent des indices fondamentaux pour décrire la configuration paysagère et sont largement utilisés pour interpréter les dynamiques spatiales (Useni, 2017). L'approche repose sur le fait qu'un nombre limité de configurations ou géométries spatiales communes résulte des processus de transformation spatiale, ce qui facilite leur identification et leur analyse (Figure 2-12 ; Bogaert et al., 2004).

Tout comme pour une matrice de transition, une analyse diachronique nécessite deux cartes d'occupation du sol et s'effectue par type de taches (Barima et al., 2009). Le processus de transformation est déterminé en comparant les valeurs des paramètres (nombre, aire, et périmètre des taches) avant et après la période étudiée (Munyemba, 2010 ; Sada et al., 2016 ; Useni, 2017). Dix processus de transformation spatiale ont été définis : agrégation, suppression, création, déformation, dissection, agrandissement, fragmentation, perforation, déplacement et rétrécissement (Bogaert et al., 2004). Ces processus se manifestent par des changements dans la structure du paysage, tels que l'expansion des zones (agrandissement), la fusion des habitats fragmentés (agrégation), ou la création de nouveaux habitats (création). La déformation et le déplacement des habitats modifient la connectivité écologique, tandis que la dissection et la fragmentation augmentent l'isolement des populations. La perforation, le rétrécissement et la suppression des habitats réduisent les zones favorables à la biodiversité (Bogaert et al., 2011a)

Dans un contexte de dynamique anthropique, les taches naturelles sont souvent caractérisées par des processus tels que la suppression, la déformation, la dissection, la fragmentation, la perforation et le rétrécissement (Bogaert et al., 2004). En revanche, les taches reflétant les activités anthropiques montrent des processus dominés par l'agrégation, la création, la déformation, l'agrandissement et le déplacement (Figure 2-13 ; Bogaert et al., 2011a). Cette distinction met en lumière l'impact différencié des activités humaines et des dynamiques naturelles sur la configuration spatiale des paysages, offrant ainsi un cadre analytique robuste pour étudier la transformation des écosystèmes.

En outre, l'approche développée par Bogaert et al. (2004) distingue également deux processus de transformation paysagère, à savoir la dissection et la fragmentation, en se basant sur un arbre de décision. Cette méthode évalue l'impact des transformations en calculant le rapport entre la superficie des taches après transformation et celle avant transformation. Ce rapport est comparé à un seuil critique (t), permettant de classer les changements observés. Barima et al. (2009) ont déterminé ce seuil à 0,5 pour la région de transition forêt-savane à l'est de la Côte d'Ivoire, où les changements

mineurs (valeur du rapport $\geq 0,5$) sont interprétés comme une dissection des taches. En revanche, des valeurs inférieures à ce seuil ($t < 0,5$) sont considérées comme indicatives de fragmentation. En revanche, de Haulleville et al. (2018) ont appliqué une approche similaire dans une forêt mono-spécifique d'*Uapaca bojeri* à Madagascar, en utilisant un seuil de 0,75 pour un intervalle de temps de 4 à 6 ans.

Dans cette thèse, l'algorithme de l'arbre de décision proposé par Bogaert et al. (2004) a été appliqué pour identifier les processus de transformation spatiale du paysage, un aspect essentiel dans l'analyse de l'évolution de la structure paysagère. Cet algorithme a permis de retenir cinq processus de transformation liés aux variations de l'aire et du nombre de taches : la création, l'agrégation, la dissection, la fragmentation et la suppression. Ces processus reflètent les dynamiques de structuration et de déstructuration des paysages sous l'effet des pressions anthropiques. Par ailleurs, afin de mieux différencier la fragmentation de la dissection, nous avons adopté le seuil proposé par de Haulleville et al. (2018), adapté aux spécificités écologiques du *miombo* et à la période d'étude. Cette approche a permis d'affiner l'analyse des trajectoires paysagères et d'évaluer avec précision l'impact des activités humaines sur la configuration spatiale du couvert forestier.

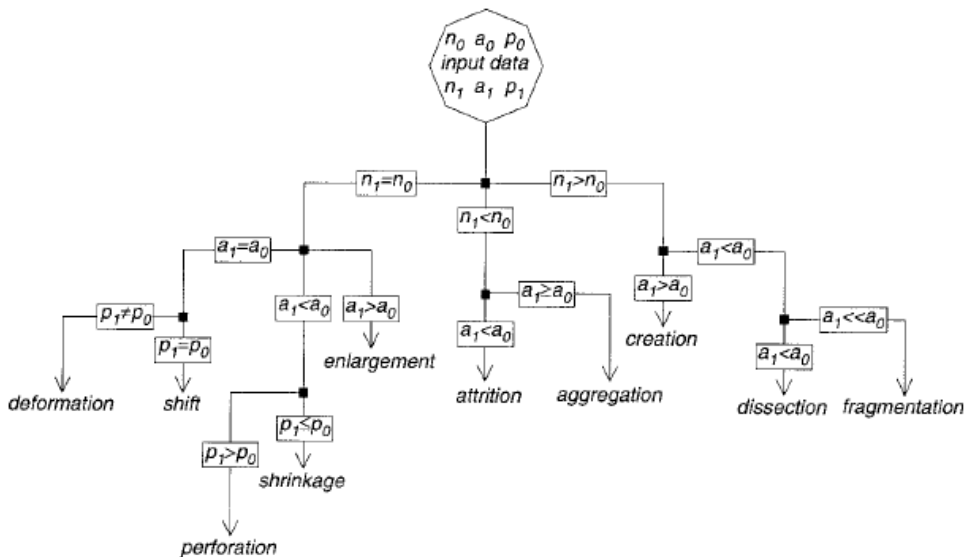


Figure 2-12: Arbre de décision utilisé pour identifier les processus de transformation affectant la structure spatiale des paysages. Les paramètres a_0 , p_0 et n_0 représentent respectivement la superficie de l'habitat, le périmètre et le nombre de taches avant la transformation, tandis que a_1 , p_1 et n_1 désignent les valeurs correspondantes après la modification de la structure (Bogaert et al., 2004).

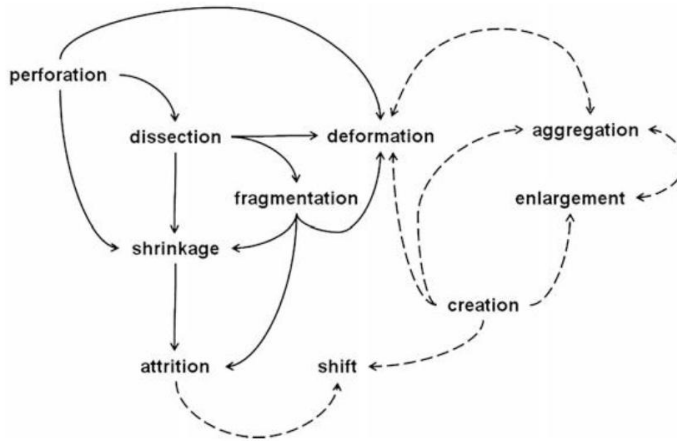


Figure 2-13: Processus de transformation spatiale généralement observés pour les types de taches naturelles (traits continus) et anthropiques (traits discontinus). Les flèches indiquent les relations causales et leur évolution séquentielle dans le temps (Bogaert et al., 2011a).

2.4. Les outils de base d'analyse du paysage : la télédétection et le Système d'Information Géographique (SIG)

La télédétection est un domaine interdisciplinaire qui englobe l'ensemble des techniques et des connaissances nécessaires à l'observation de la Terre à distance, en utilisant des mesures et des images obtenues via des plates-formes aéroportées, satellites ou autres systèmes (Caloz & Collet, 2001 ; Khorram et al., 2012). Cette méthode s'avère particulièrement pertinente dans les régions à accès restreint ou lorsqu'un déficit d'informations géographiques entrave la généralisation des observations terrain (Herold et al., 2002). Elle a donc révolutionné l'étude des paysages en offrant une nouvelle dimension d'analyse, en permettant une observation étendue à des échelles spatiales plus larges et en surmontant les obstacles inhérents aux méthodes traditionnelles d'observation sur le terrain (Campbell & Wynne, 2011). Parmi les principaux avantages de la télédétection, on distingue (i) la possibilité d'éliminer l'influence de l'observateur en raison de la distance qui sépare le capteur de la cible, ce qui permet d'obtenir des données objectives et non biaisées ; (ii) la capacité de réaliser des mesures sur des zones vastes, à l'échelle régionale ou même mondiale, tout en permettant des observations répétées à intervalles réguliers ; et (iii) la diversité des données collectées grâce à la large gamme de capteurs et de bandes spectrales disponibles, offrant une riche source d'informations pour une analyse détaillée (Chuvieco, 2020).

Le processus de télédétection repose sur un mécanisme physique de transmission et d'interaction de l'énergie électromagnétique. Le rayonnement émis par une source

d'énergie (A) traverse l'atmosphère (B) avant d'atteindre la surface de la cible (C). L'énergie interagit avec la surface de la cible, et en fonction de la nature de la surface et des propriétés du rayonnement, une partie de l'énergie est réfléchi ou diffusée vers le capteur (D), qui enregistre l'information. Cette énergie est ensuite transmise électroniquement à une station de réception (E), où elle est transformée en images numériques ou photographiques. Ces images sont ensuite interprétées visuellement et/ou numériquement pour extraire les informations spécifiques concernant la cible observée (F). La dernière étape consiste à utiliser ces données pour améliorer la compréhension de la cible, découvrir de nouveaux aspects ou résoudre des problèmes spécifiques (G) (Figure 2-14) (Caloz & Collet, 2001 ; Provencher & Dubois, 2007).

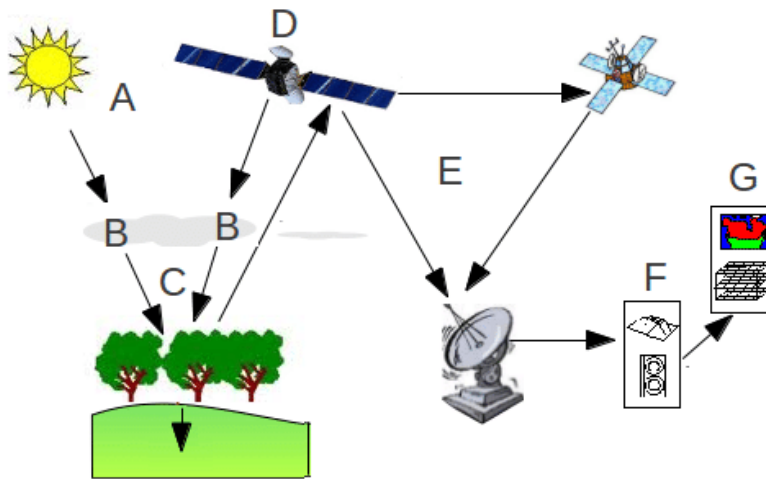


Figure 2-14: Schéma du processus de télédétection passive (Caloz & Collet, 2001).

L'atmosphère terrestre joue un rôle fondamental dans le processus de télédétection, car elle interagit avec le rayonnement avant qu'il n'atteigne la surface terrestre (Campbell & Wynne, 2011). Certaines longueurs d'onde sont absorbées par l'atmosphère, tandis que d'autres, notamment celles dans les domaines du visible, de l'infrarouge et des hyperfréquences, parviennent à traverser l'atmosphère (Caloz & Collet, 2001). Ces longueurs d'onde qui atteignent la surface de la Terre sont ensuite réfléchies et mesurées par les capteurs de télédétection (Lillesand et al., 2015). La réflectance, ou proportion d'énergie réfléchi dans une direction donnée, en particulier vers le capteur, est un paramètre clé dans ce processus (Figure 2-15) (Sivakumar et al., 2004). La variation de cette réflectance en fonction de la longueur d'onde donne ce qu'on appelle la signature spectrale, qui permet de caractériser les propriétés spécifiques des objets ou des surfaces observées (Caloz & Collet, 2001).

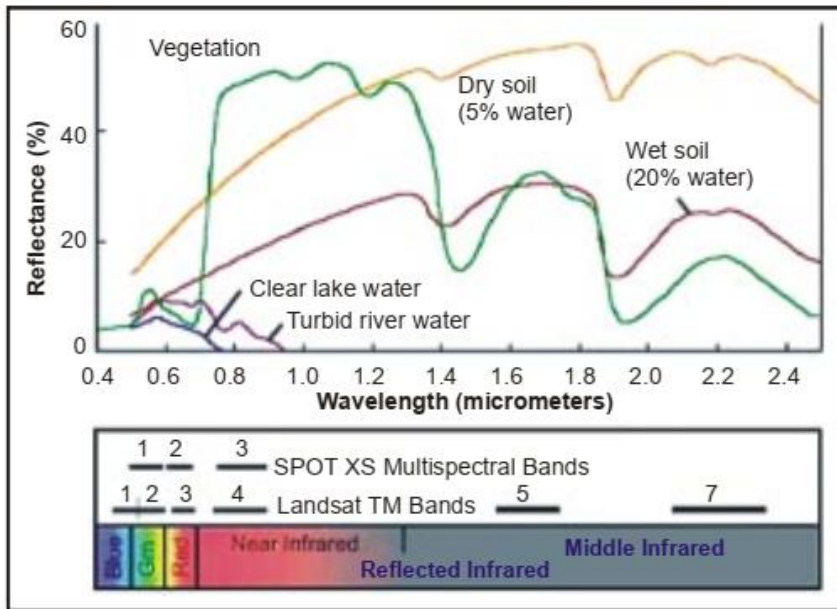


Figure 2-15: Courbes typiques de réflectance spectrale pour la végétation, le sol et l'eau (Sivakumar et al., 2004).

La télédétection repose sur plusieurs types de résolutions qui déterminent la précision des mesures obtenues (Lillesand et al., 2015). La résolution spatiale fait référence à la capacité du capteur à discerner les détails dans une image, et elle dépend de la taille des pixels de l'image captée (Lasch & Naumann, 2006). La résolution spectrale correspond à la capacité d'un capteur à détecter de fines variations de longueurs d'onde, et la précision augmente à mesure que la largeur des fenêtres spectrales du capteur se réduit (Sivakumar et al., 2004). La résolution temporelle est liée à la fréquence à laquelle un satellite ou un capteur est capable de revisiter une zone spécifique, c'est-à-dire le temps qu'il faut pour qu'un satellite effectue un cycle orbital complet et observe à nouveau exactement la même scène (Campbell & Wynne, 2011). Enfin, la résolution radiométrique mesure la capacité du capteur à détecter des variations d'intensité dans le rayonnement réfléchi ou émis par les objets observés, permettant ainsi une analyse détaillée des variations d'énergie à différentes intensités (Verde et al., 2018).

Par ailleurs, les systèmes d'information géographique (SIG) sont également des outils complexes permettant la gestion, l'analyse et la représentation des informations géospatiales (Sivakumar et al., 2004). Ils regroupent des technologies qui permettent de stocker, organiser, manipuler et consulter des données géographiques associées à des objets représentés sur des cartes, en intégrant à la fois des informations géométriques (coordonnées spatiales) et attributaires (caractéristiques descriptives) (Fotheringham & Rogerson, 2013). Grâce à ces capacités, les SIG sont devenus des instruments incontournables pour le suivi et l'aménagement du territoire, offrant des

fonctionnalités avancées telles que la représentation cartographique dynamique, l'analyse spatiale et la modélisation de scénarios (Li et al., 2013). En combinant ces fonctionnalités avec les données issues de la télédétection, les SIG permettent une observation précise et à grande échelle des transformations de l'occupation du sol, en facilitant la quantification des changements spatiaux au sein du paysage (Lu et al., 2004 ; Useni, 2017). En outre, l'évolution rapide des SIG, notamment grâce aux progrès en termes d'analyse spatiale et de modélisation, permet non seulement de cartographier et d'analyser les changements passés, mais aussi de simuler et de prédire les futurs changements de l'occupation du sol, contribuant ainsi à des processus décisionnels éclairés et à une gestion proactive des territoires (Barima et al., 2010b ; Cabala, 2017 ; Munyemba, 2010).

Dans cette thèse, la télédétection a été exploitée comme une source de données primordiale à travers l'utilisation d'images satellitaires Landsat, accessibles gratuitement. Ces données ont permis de suivre l'évolution spatio-temporelle des écosystèmes forestiers du *miombo*. L'analyse et l'interprétation de ces images ont été réalisées grâce aux SIG, qui ont facilité leur classification et la production de cartes thématiques. Cette approche a permis de caractériser les dynamiques d'occupation du sol et d'identifier les tendances de déforestation et de dégradation forestière sur les périodes étudiées.

2.5. La chorologie, émergence d'une nouvelle discipline pour la gestion l'espace

L'espace géographique est souvent perçu comme une ressource illimitée, pourtant il est tout aussi limité que d'autres ressources cruciales telles que l'eau, la biodiversité ou l'énergie (Bogaert et al., 2015). Les services écosystémiques essentiels à la collectivité sont fréquemment compromis lorsque l'espace disponible est insuffisant (Hasan et al., 2020). De plus, dès lors qu'une classe d'occupation du sol occupe un espace donné, celui-ci devient indisponible pour d'autres usages (Bryan et al., 2018).

Les transformations du paysage, souvent dues aux activités humaines telles que l'urbanisation ou l'agriculture, se produisent de manière persistante, notamment dans l'hémisphère Sud, comme cela a été le cas dans l'hémisphère Nord au siècle précédent (Bogaert et al., 2014). Selon l'intensité des actions anthropiques, ces changements aboutissent à des paysages variés, allant de semi-naturels à fortement anthropisés (Girel, 2006). L'intégration de ces processus dans une perspective écologique a conduit se concentrer sur les paysages bioculturels, qui résultent de l'interaction entre les activités humaines et la diversité biologique (Rostain & McKey, 2015). Bien que ce mélange entre nature et culture puisse être bénéfique, les dynamiques transitoires induites par les actions humaines soulignent l'importance de la conservation des paysages, réaffirmant le caractère non renouvelable de l'espace géographique (Bogaert et al., 2015).

Bogaert et al. (2015) ont introduit une nouvelle discipline, la « chorologie », dérivée des termes grecs *χώρα* (terres, zone rurale) et *λόγος* (étude, discours), qui désigne

l'étude des structures, des valeurs et des services associés aux surfaces terrestres, en particulier aux paysages et aux espaces géographiques. Cette approche reconnaît cependant ses limites actuelles. La chorologie vise à créer une convergence entre les scientifiques et les praticiens des systèmes ruraux, urbains et périurbains, afin d'harmoniser leurs perspectives sur l'utilisation de l'espace géographique, dans le but de répondre aux besoins humains, sociaux et environnementaux.

Initialement, la chorologie devrait s'appuyer sur des disciplines établies telles que l'écologie du paysage, l'urbanisme, l'architecture paysagère et la gestion environnementale, tout en développant progressivement des méthodes, théories et paradigmes spécifiques à cette discipline. En considérant l'espace géographique comme une ressource limitée, la chorologie met l'accent sur la nécessité d'une utilisation durable des terres, en intégrant à la fois les valeurs économiques et les services écosystémiques associés. Ces services, bien que potentiellement divergents, incluent des fonctions vitales telles que la production de biomasse, la prévention de l'érosion, la régulation du climat, ainsi que la préservation du patrimoine culturel et de la beauté des paysages. En somme, la chorologie aspire à une gestion holistique et équilibrée des espaces géographiques, prenant en compte les enjeux environnementaux, sociaux et économiques pour garantir leur durabilité à long terme (Bogaert et al., 2015). Dans cette perspective, ce cadre conceptuel a été mobilisé dans cette étude pour structurer nos recommandations en faveur d'une gestion rationnelle et durable du *miombo*, en prenant en compte les dynamiques spatio-temporelles observées et les pressions anthropiques qui influencent cet écosystème.

Chapitre 3

Milieu d'étude et cadre méthodologique

-

3.1. Milieu d'étude

Cette thèse a été conduite dans le BPCB de Lubumbashi et à l'échelle de cinq villages, un sanctuaire et un domaine de chasse. Cependant, afin d'appréhender pleinement le phénomène étudié, des analyses ont également été réalisées à des échelles géographiques plus larges, incluant l'écorégion zambézienne et les agglomérations du Sud-Est de la RD Congo. À chacune de ces échelles, les caractéristiques biophysiques et socioéconomiques représentent des éléments essentiels pour dresser des portraits détaillés des sites d'étude et pour analyser les interactions complexes entre ces facteurs à travers diverses dimensions spatiales et temporelles.

3.1.1. Cadre physique

3.1.1.1. Position géographique et contexte hydrographique

L'écorégion zambézienne figure parmi les 200 écorégions prioritaires identifiées par le WWF en raison de sa biodiversité exceptionnelle et de son rôle écologique crucial (Beaumont et al., 2011). Elle est également l'une des 12 écorégions clés d'Afrique, représentant un réservoir important de biodiversité et une zone essentielle pour les services écosystémiques (Timberlake & Chidumayo, 2011). Située en Afrique centrale et australe, elle s'étend sur une superficie impressionnante de 5 017 124 km², entre les latitudes 0°59'S et 26°53'S et les longitudes 11°46' et 40°37' (Figure 3-1). Cette vaste région englobe plusieurs pays, notamment l'Angola, le Burundi, le Malawi, le Mozambique, la RD Congo, la Tanzanie, la Zambie et le Zimbabwe (Nkengurutse et al., 2016 ; Ribeiro et al., 2015).

La RD Congo est un vaste pays situé au centre de l'Afrique, s'étendant entre les latitudes 5°15' Nord et 13°27' Sud, et les longitudes 12°18' Est et 31°15' Est. Dans ce pays, la région de l'ancienne province du Katanga au Sud-Est, au Nord de l'écorégion, a plusieurs villes et cités, dont Lubumbashi (11°35.732'–11°38.227' S et 27°18.158'–27°49.16' E), Likasi (11°1.474'–11°4.437' S et 26°35.842'–27°6.37' E), Kolwezi (10°35.735'–10°39.026' S et 25°7.945'–25°35.418' E), et Fungurume (10°39.137'–10°41.359' S et 25°58.870'–26°29.322' E) (Figure 3-1). Ces agglomérations sont reconnues comme les principaux pôles d'anthropisation du paysage dans le sud-est de la RD Congo (Dupin et al., 2013 ; Useni et al., 2021, 2018b).

Dans cette région, se trouve le BPCB de Lubumbashi, dans la province du Haut-Katanga, entre les latitudes 10°39'7,47"–12°26'37,61" S et les longitudes 26°20'54,95"–28°40'13,55" E), couvrant une superficie de 26 603,4 km². A l'intérieur de cette écorégion, cinq villages ont été considéré pour l'analyse de l'impact de la perturbation sur la diversité végétale. Il s'agit de Luisha (11°10' S ; 27°01' E), Maksem (11°19' S ; 27°50' E), Mwawa (12°03' S ; 27°35' E), Nsela (11°20' S ; 27°36' E) et Texas (11°39' S ; 27°46' E). Par ailleurs, un site protégé, Mikembo (11°28' S ; 27°40' E), caractérisé par des écosystèmes forestiers moins dégradés, a

également été retenu. Enfin, à des distances courtes de Lubumbashi se trouve le domaine de chasse de Kiziba-Baluba (11°28'54.00"- 11°50'48.26"S and 27°41'48.88"- 28°10'51.86"E), couvrant une superficie de 1460 km² (Figure 3-1).

L'écorégion zambézienne est traversée par plusieurs grands fleuves, notamment le Zambèze, qui donne son nom à la région, ainsi que le fleuve Congo au nord, la rivière Kafue et le Limpopo. Le fleuve Zambèze, long de 2 574 km, possède un bassin versant d'une superficie de 1,32 million de km², couvrant des parties de huit pays. Trois sections du fleuve sont reconnues : le Haut-Zambèze, séparé du Moyen-Zambèze par les chutes Victoria, et le Bas-Zambèze situé en aval des gorges de Cahora Bassa. Le fleuve Okavango est également relié au système du Haut-Zambèze lors des années humides, dans une zone caractérisée par une histoire géomorphologique complexe (Tweddle, 2010). En plus des grands cours d'eau, l'écorégion est ponctuée de lacs majeurs comme le lac Malawi (également connu sous le nom de lac Nyasa), le lac Tanganyika et le lac Bangweulu (Mutanda & Nhamo, 2024).

La RD Congo possède l'un des réseaux hydrographiques les plus denses et les plus étendus d'Afrique, dominé par le fleuve Congo. Ce dernier est le deuxième plus long fleuve du continent (4 374 km) et le premier en termes de débit. Le pays est structuré en plusieurs bassins hydrographiques, dont celui du fleuve Congo couvre à lui seul 98 % du territoire (Runge, 2022). La région du Katanga, située au sud-est du pays et aujourd'hui subdivisée en quatre provinces (Haut-Katanga, Lualaba, Haut-Lomami et Tanganyika, Ngoie, 2016), se distingue par une hydrographie à la fois complexe et diversifiée. Elle est caractérisée par des réseaux fluviaux denses qui jouent un rôle crucial dans le fonctionnement des écosystèmes locaux et le soutien des activités humaines (Malaisse, 2010).

Cette région abrite les sources et le cours supérieur du fleuve Congo, connu localement sous le nom de Lualaba, qui constitue l'axe hydrologique principal. Elle est également traversée par plusieurs rivières majeures telles que la Lufira, la Luvua et le Luapula, qui marquent la transition entre les plateaux *miombo* du sud et la cuvette centrale (Mumba et al., 2023). Enfin, le Katanga est parsemé d'une mosaïque de lacs, Tanganyika, Moero, Kamalondo, qui remplissent des fonctions hydrologiques et écologiques essentielles. Dans le bassin versant du BPCB de Lubumbashi, les cours d'eau appartiennent au bassin du Luapula.

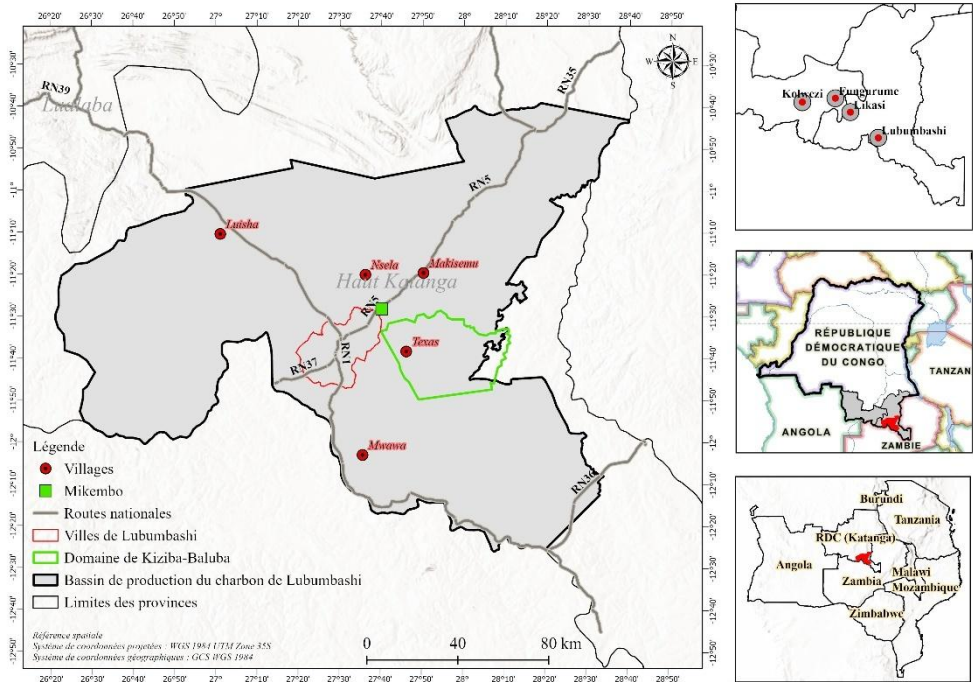


Figure 3-1: Localisation géographique du bassin de production de charbon de bois de Lubumbashi, qui chevauche le domaine de chasse de Kiziba-Baluba et traversé par les routes nationales N° 1 et N°5, comprenant les villages producteurs du charbon de bois et Mikembo, dans la province du Haut-Katanga, au sud-est de la RD Congo, dans l'écorégion zambézienne.

3.1.1.2. Aspects physiographiques et géologiques

Les forêts zambéziennes sont essentiellement situées sur le plateau central africain, caractérisé par des paysages subtilement ondulés et une topographie uniforme qui témoignent de processus géologiques anciens (Ribeiro et al., 2020b). Ce plateau s'étend sur des formations géologiques complexes, reposant principalement sur le craton du Congo et le craton du Kalahari, deux structures précambriennes d'une grande stabilité tectonique (Porada & Berhorst, 2000). Ces cratons sont complétés par des formations géologiques plus récentes, notamment des roches métamorphiques, intrusives et sédimentaires, datant principalement de l'ère paléozoïque (Garzanti et al., 2021). Il repose principalement sur des substrats granitiques, qui offrent des conditions favorables au développement de cette formation végétale. Toutefois, des intrusions de gneiss et d'autres roches appartenant au complexe de socle précambrien peuvent également être observées dans certaines localités spécifiques, témoignant de la diversité géologique de la région (Frost, 1996).

Un aspect remarquable de ce paysage est la présence d'inselbergs, des formations rocheuses isolées composées principalement de granites ou de gneiss précambriens.

Ces inselbergs, dont l'âge est estimé à plus de 70 millions d'années, sont particulièrement fréquents dans la partie orientale de l'écorégion zambézienne. Ils se distinguent par leur géomorphologie unique, souvent en forme de dôme, bien que certaines formations prennent l'apparence de « kopjes », constituées d'amas de blocs rocheux massifs empilés les uns sur les autres (Ribeiro et al., 2020b).

En RD Congo, la diversité physiographique est remarquable. Elle s'organise autour de la cuvette centrale, vaste dépression bordée par des plateaux dont l'altitude varie entre 1 000 et 1 500 mètres (Crosby et al., 2010). Cette cuvette est encadrée, à l'est, par les chaînes montagneuses du Rift Albertin, qui culminent à plus de 5 000 mètres dans les monts Ruwenzori, et, au nord et au sud, par des plateaux sablo-argileux (de Wit & Linol, 2015). Sur le plan géologique, la RD Congo repose sur un socle précambrien très ancien, principalement constitué de roches métamorphiques et cristallines, localement recouvertes par des formations sédimentaires (Crosby et al., 2010). Cette structure géologique profonde est à l'origine de la richesse minérale exceptionnelle du pays. Dans le contexte, la région du Katanga, du point de vue géologique, est dominée par les formations sédimentaires du Katangien, qui sont subdivisées en trois séries principales : le Roan, le Nguba et le Kundelungu (divisé en Kundelungu inférieur et supérieur) (Mulongo et al., 2014). La série du Roan, notamment le faisceau R2, est particulièrement riche en gisements cuprocobaltifères, ainsi qu'en d'autres minerais d'importance économique (Batumike et al., 2006). Par ailleurs, les formations géologiques de la région de Lubumbashi appartiennent aux groupes du Nguba et du Kundelungu, renforçant l'intérêt géologique de cette zone (Cailteux et al., 2005).

3.1.1.3. Aspects pédologiques

Les sols de l'écorégion zambézienne sont généralement pauvres en nutriments, acides et présentent une faible capacité d'échange cationique (Ribeiro et al., 2015). Leur distribution semble étroitement liée aux régimes de précipitations : les zones à fortes pluies sont principalement associées à des ferralsols, tandis que les régions recevant moins de précipitations sont dominées par des cambisols (Frost, 1996). Le sud de la Tanzanie, le nord et le centre du Mozambique ainsi que l'est de la Zambie sont dominés par des sols acides (ferralsols et acrisols) et ferrugineux (lixisols et cambisols), tandis que le centre de l'Angola et l'ouest de la Zambie présentent principalement des arénosols et régosols (Ribeiro et al., 2020b).

La RD Congo présente une grande diversité pédologique, en lien avec la variété de ses climats, de ses formations géologiques et de sa couverture végétale. Les sols dominants sont les ferralsols, très altérés, acides et pauvres en éléments nutritifs, typiques des zones équatoriales humides de la cuvette centrale (Baert et al., 2009). Sur les plateaux et dans les zones de savanes, on rencontre principalement des sols ferrugineux tropicaux, généralement sablo-argileux, bien drainés mais appauvris par l'érosion et les pratiques agricoles extensives (Ngongo et al., 2009). Dans les régions montagneuses de l'est du pays, les sols volcaniques, appelés andosols, sont plus

fertiles et favorisent une agriculture intensive (Baert et al., 2009). En descendant vers le sud, les sols du Katanga, particulièrement autour de Lubumbashi, appartiennent à trois groupes principaux : les Ferralsols, les Acrisols et les Gleysols (Baert et al., 2009). Ces sols, organisés en séries reflètent une diversité pédologique liée à la géologie et au climat de la région (Kasongo et al., 2018). A Lubumbashi, les sols zonaux, comme les séries Lupoto, Kipushi et Kasonta, se rencontrent sur les plateaux et présentent des profils bien différenciés aux teintes rouges ou jaunes, révélant une forte altération chimique et des conditions d'oxydation variables. Ces sols riches en fer sont caractéristiques des plateaux du Katanga, où l'altération des roches précambriennes génère des paysages typiques (Useni, 2017).

Les sols intrazonaux, situés dans les vallées et dépressions (séries Kasapa, Kampemba et Karavia), se distinguent par leur hydromorphie, allant des gleys aux sols gris hydromorphes, souvent associés à des zones inondées ou à des marais (Baert et al., 2009 ; Ngongo et al., 2009). Ces sols jouent un rôle clé dans les activités agricoles, notamment pour les cultures vivrières. Les sols azonaux, peu évolués, sont liés à des affleurements rocheux, des carapaces latéritiques et des substrats graveleux. Ils reflètent une pédogenèse limitée, mais sont souvent riches en minerais, notamment en cuivre et cobalt, renforçant l'importance économique du Katanga (Useni, 2017).

3.1.1.4. Contexte climatique

L'écorégion zambézienne, située en Afrique australe, se caractérise par un climat subtropical semi-aride, avec une forte variabilité spatiale et temporelle des précipitations et des températures (Ribeiro et al., 2020b). La saisonnalité est marquée par une saison sèche prolongée, allant de 5 à 8 mois, et une saison humide de 4 à 7 mois, typique des forêts tropicales à pluies estivales (Malaisse, 2010). Cette alternance saisonnière influence directement la dynamique des écosystèmes végétaux, en particulier la végétation du *miombo*, qui se distingue entre *miombo* humide et *miombo* sec en fonction de la quantité de précipitations annuelles (Frost, 1996).

La frontière entre le *miombo* humide et sec est définie par un seuil de précipitations annuelles d'environ 1000 mm, avec des variations marquées selon les régions. Ainsi, dans le sud du Zimbabwe, les précipitations annuelles peuvent descendre à 600 mm, tandis que dans le sud-est de la RD Congo, elles peuvent dépasser 1600 mm, créant des gradients de végétation et de biodiversité (Ribeiro et al., 2020b). En ce qui concerne les températures, la région connaît une amplitude thermique annuelle modérée, avec des valeurs qui varient entre 19 °C et 25 °C en moyenne (McSweeney et al., 2010).

D'une manière générale, la RD Congo bénéficie d'un climat majoritairement tropical, marqué par une forte variabilité spatiale en fonction de la latitude et du relief. La cuvette centrale connaît un climat équatorial humide, caractérisé par des précipitations abondantes (plus de 1 750 mm/an) réparties sur presque toute l'année (Nicholson, 2022). Les températures moyennes annuelles varient généralement entre 24°C et 27°C dans les zones de basse altitude. En périphérie, le climat devient tropical

humide à saisons marquées, notamment au nord et au sud, avec une alternance entre saisons humides (autour de 1000 mm/an) et sèches (Mabrouk et al., 2022). Les zones montagneuses de l'est présentent quant à elles un climat de type montagnard, sous l'influence de l'altitude, plus frais et plus humide, parfois inférieures à 15 °C en altitude (Nicholson, 2022). Le Sud-Est dans la région de Lubumbashi en générale est classée sous le type climatique Cw selon la classification de Köppen, caractérisée par une saison des pluies s'étendant de novembre à avril et une saison sèche durant le reste de l'année (Kottek et al., 2006). Au cours de la seconde moitié du 20^e siècle, la température annuelle moyenne était de 20 °C, bien qu'un réchauffement progressif de la région soit désormais observé (Kalombo, 2016). Les précipitations annuelles totales varient de 1200 mm dans la zone de Lubumbashi à près de 1600 mm dans celle de Kolwezi (Malaisse, 2010). Ce schéma reste généralement valide, bien que des recherches récentes indiquent une tendance vers un retard dans le début des pluies et une diminution des précipitations annuelles moyennes (Kalombo, 2015).

3.1.1.5. Végétation

L'écorégion zambézienne abrite une biodiversité exceptionnelle, comptant environ 8 500 espèces végétales, dont près de 4 600 (soit 54 %) sont endémiques à la zone élargie définie par (Campbell, 1996 ; Moura et al., 2017), bien que seulement un peu plus de la moitié de ces espèces soient strictement présentes dans les forêts de *miombo* elles-mêmes (Chirwa et al., 2008). Le Centre régional d'endémisme zambézien est reconnu comme l'une des régions les plus riches et diversifiées en termes de flore en Afrique (Timberlake & Chidumayo, 2011). L'écorégion zambézienne est dominée par la forêt tropicale sèche zambézienne (Malaisse, 2010), caractérisée par une diversité écologique remarquable et une forte hétérogénéité floristique. Les principaux types de végétation incluent le *miombo* et le *mopane*, qui représentent les formations dominantes et contribuent de manière significative à la richesse biologique de la région (De Cauwer et al., 2018).

Les forêts de *miombo*, largement répandues, sont composées principalement des genres *Brachystegia*, *Julbernardia*, et *Isoberlinia*, adaptés à des sols acides et pauvres en nutriments (Moura et al., 2017). Ces formations forestières abritent une biodiversité végétale unique et un endémisme élevé, tout en fournissant des habitats essentiels à de nombreuses espèces animales emblématiques, notamment des grands mammifères et des oiseaux (Ribeiro et al., 2020b). En parallèle, les forêts de *mopane* sont dominées presque exclusivement par *Colophospermum mopane*, une espèce clé qui peut se présenter sous des formes structurelles variées, allant de buissons bas à des arbres atteignant 20 à 25 mètres de hauteur (Moura et al., 2017). Ces forêts se développent généralement sur des sols alcalins ou argileux, souvent soumis à des conditions climatiques semi-arides (De Cauwer et al., 2018).

La RD Congo, les forêts couvrent environ 145 millions d'hectares répartis entre quatre grands écosystèmes : les forêts denses humides, les forêts de montagnes, les forêts claires (de type de *miombo*) et les mosaïques savane-forêt (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012). Le Sud-Est du RD

Congo et la région de Lubumbashi, dans la région de l'ancienne province du Katanga, une sous-région intégrée à la vaste région zambézienne, se situe au sein du domaine zambésien (Malaisse, 2010). Elle comprend également des formations de *miombo* dominées, en plus des trois principaux genres, par le genre *Marquesia* et des paysages marqués par la présence de hauts monticules de termites, typiques des forêts de *miombo*, souvent en mosaïque avec des savanes (Ilunga et al., 2018, 2017 ; Malaisse, 2010).

3.1.2. Aspects démographiques

3.1.2.1. Population

Les pays de l'écorégion zambézienne, qui abritaient en 2018 une population totale d'environ 324 millions d'habitants majoritairement ruraux (Tableau 3-1) (United Nations, 2025), ont connu une croissance démographique rapide au cours des 30 dernières années, avec un taux moyen de 2,76 % par an (Ribeiro et al., 2020b). L'Angola fait exception avec seulement 34 % de sa population résidant dans les zones rurales, ce qui en fait le seul pays de l'écorégion où cette proportion est inférieure à 50 % (Tableau 3-1) (World Bank, 2024). La RD Congo reste le pays le plus peuplé avec 33 % de la population de l'écorégion et la Tanzanie 21 % (United Nations, 2025).

Dans le Sud-Est de la RD Congo, la ville de Lubumbashi enregistre une population de plus de 2 millions d'habitants, la plus grande ville de la région, avec près de 800 000 habitants à Likasi et Kolwezi, et environ 400 000 à Fungurume (Bazin et al., 2015). Ces centres urbains sont des pôles économiques majeurs, et la croissance démographique dans ces villes est étroitement liée à l'évolution des secteurs minier et agricole, bien que les défis socio-économiques, notamment en termes d'infrastructures et de développement humain, demeurent importants.

Tableau 3-1: Indicateurs caractéristiques de chaque pays dans l'écorégion zambézienne : La densité de la population (2021), le PIB (2023), l'accès à l'électricité (2022), Terres agricoles (2022), taux d'urbanisation (2023) et la population ont été tiré sur rapport de World Bank (2024), les données sur les zones protégées, s'expriment en % du territoire ont été obtenues via Planet Protected (2024).

Pays	Densité de population (km2)	PIB (en dollars américains)	Accès à l'électricité (%)	Terres agricoles (% du territoire)	Taux d'urbanisation (%) en 2023	Zones protégées	Population
Angola	28	2309	48,5	36,8	69	10,76	37885849
Burundi	489	200	10,3	82,8	15	7,64	14256567
Malawi	211	672	14	64,2	18	23,11	21655286
Mozambique	41	608	33,2	52,7	39	29,49	34631766
RD Congo	32,6	649	21,5	15,5	47	14,94	109276265
Tanzanie	72	1211	45,8	44,6	37	39,95	68560157
Zambie	26	1369	47,8	32,1	46	41,27	21314956
Zimbabwe	41	1592	50,1	39,5	33	28,26	16634373

3.1.2.2. Activités économiques

Les effets de la croissance démographique sur la durabilité des écosystèmes dans la région du *miombo* sont multiples, incluant notamment des niveaux de pauvreté élevés, persistants dans de nombreux pays de cette zone (Mapuva & Makaye, 2010). La croissance économique lente et inégale contribue à ralentir les efforts de réduction de la pauvreté. Par exemple, entre 2010 et 2015, les indices de pauvreté révèlent que 64 % de la population en Zambie vivait en dessous du seuil de pauvreté international de 1,90 USD par jour, tandis qu'au Malawi, ce pourcentage atteignait 71 %. Selon l'indice de développement humain (IDH) de 2017, le Malawi (classé 170^e) et le Mozambique (180^e) se trouvaient parmi les pays les moins bien classés au monde en termes de développement humain (Ribeiro et al., 2020b). Sur le plan économique, l'Afrique australe génère 25,6 % du produit intérieur brut (PIB) de l'ensemble du continent, se classant au deuxième rang après l'Afrique de l'Ouest (26,3 %), avec un PIB par habitant estimé à 2,9 USD (Ribeiro et al., 2020b ; African Development Bank, 2023).

Les pays de la région du *miombo* se distinguent par leurs différences économiques, tant au niveau de la taille des économies que des ressources disponibles, des infrastructures économiques, du capital humain et du cadre politique (Syampungani et al., 2020). L'économie de ces pays est dominée par certains secteurs clés, tels que les services (qui représentent plus de 40 % du PIB régional dans chaque pays), l'exploitation minière et les carrières (en particulier la Zambie avec 15 % et l'Angola avec 35 %), ainsi que l'agriculture (avec des contributions de 31 % pour le Malawi et 26 % pour le Mozambique) (Ribeiro et al., 2020b ; African Development Bank, 2023).

Actuellement, l'exploitation des forêts de *miombo* est motivée par une recherche implacable de profits, alimentant des activités telles que le séchage du tabac et d'autres usages commerciaux, la conversion de terres pour l'agriculture à grande échelle, et une répartition de plus en plus inégale des richesses et des opportunités (Ribeiro et al., 2020a; Syampungani et al., 2020). L'utilisation du bois de chauffage extrait gratuitement des forêts de *miombo* pour le séchage du tabac dans des pays comme le Malawi, la Tanzanie et le Zimbabwe soulève des interrogations sur la viabilité économique de la culture du tabac (UNEP, 2022).

En RD Congo, les principales activités économiques sont dominées par l'exploitation minière, notamment l'extraction de cuivre et de cobalt dans sud-est du Katanga, des ressources essentielles pour l'économie du pays. L'agriculture et l'élevage constituent également des piliers importants, avec des cultures vivrières telles que le maïs, le manioc et les légumes, tandis que l'élevage, principalement de petits ruminants, joue un rôle crucial dans les zones rurales. Le commerce, bien qu'en grande partie informel, soutient les échanges de produits locaux et manufacturés, tandis que le secteur des services, incluant l'éducation, la santé, et les services publics, connaît une croissance régulière.

3.1.3. Justification du choix des sites d'études

Le choix des zones d'étude repose sur une approche multi-échelle permettant d'examiner de manière approfondie les dynamiques de déforestation liées à la production de charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi, tout en intégrant les contextes régionaux et locaux. Tout d'abord, l'analyse à l'échelle de l'écorégion zambézienne permet de dresser un état des lieux global de la déforestation, offrant un cadre contextuel essentiel pour comprendre les pressions exercées sur cet écosystème emblématique des forêts tropicales sèches. Les pays sélectionnés pour cette recherche doctorale en lien avec les forêts de *miombo* sont ceux identifiés de manière récurrente dans les études récentes comme abritant ce type de formation végétale (Ribeiro et al., 2015 ; Nduwarugira et al., 2017 ; Ribeiro et al., 2020b ; Mgunda, 2023).

Ensuite, le focus sur les agglomérations du Katanga, où se situe le BPCB de Lubumbashi, permet d'identifier les interactions complexes entre l'urbanisation, les besoins énergétiques croissants et leurs impacts sur la couverture forestière. L'étude centrée sur le BPCB de Lubumbashi, qui constitue la partie de la province du Haut-Katanga la plus anthropisée (Figure A1), approfondit cette analyse en ciblant une zone particulièrement affectée par les activités liées à la production de charbon de bois.

Les limites géographiques du BPCB ont été délimitées à l'issue des enquêtes semi-structurée menée dans la ville de Lubumbashi sur une période de six mois, de février à juillet 2021. Ces enquêtes visaient à mieux comprendre les dynamiques d'approvisionnement en charbon de bois de la ville, un combustible essentiel pour la majorité des ménages urbains. Quatorze sites de stockage de charbon de bois ont été ciblés comme points d'investigation, permettant d'interroger un total de 150 participants, répartis entre 10 et 20 individus par site, selon la méthodologie définie à l'aide de l'outil statistique Raosoft.com et basée sur l'équation d'échantillonnage de Bernoulli (Lucungu et al., 2022). Les données collectées ont révélé que 63 villages, répartis dans cinq secteurs administratifs différents, constituent les principales sources d'approvisionnement en charbon de bois commercialisé à Lubumbashi. La délimitation a également été inspirée des principaux sites d'approvisionnement proposés par (Kabulu et al., 2018).

Parmi les 63 villages recensés, cinq (Luisha, Maksem, Mwawa, Nsela et Texas) ont été retenus pour une analyse approfondie des facteurs de perturbation de la végétation au sein du BPCB de Lubumbashi (Tableau 3-2). Ces villages se distinguent par une forte prévalence d'activités anthropiques, notamment la production de charbon de bois et l'agriculture, qui contribuent de manière significative à la déforestation et à la dégradation des écosystèmes locaux (Useni et al., 2017b). Leur sélection repose également sur des critères d'accessibilité et d'interconnectivité avec d'autres villages du BPCB, ce qui facilite la collecte et la comparaison des données. Par ailleurs, une attention particulière a été accordée à leur répartition géographique, couvrant les principales orientations (nord, nord-ouest, est et sud) afin d'assurer une représentativité spatiale et de mieux capturer les dynamiques locales de dégradation environnementale. Par ailleurs, Mikembo a été sélectionné en raison de son statut de

site protégé, afin de servir de site témoin représentant une forêt peu dégradée (Tableau 3-2).

En complément, l'étude a également porté sur l'impact des activités anthropiques au sein d'une aire protégée, afin de mieux comprendre les interactions complexes entre les pressions exercées par les pratiques humaines et les efforts de conservation de la biodiversité. Le choix du domaine de chasse de Kiziba-Baluba comme site d'analyse s'appuie sur sa proximité immédiate de la ville de Lubumbashi, qui constitue une source majeure d'anthropisation (Useni et al., 2017b). Cette configuration géographique offre une opportunité unique d'examiner comment les activités humaines, notamment l'exploitation des ressources naturelles et l'expansion urbaine, affectent les dynamiques écologiques et les capacités de résilience des écosystèmes protégés dans un contexte de pression croissante (Egarter Vigl et al., 2021). Ce cadre d'étude, articulé autour de ces différentes échelles, permet non seulement de mieux comprendre les moteurs de la déforestation, mais également d'évaluer l'efficacité des politiques de gestion forestière dans un contexte marqué par une pression anthropique croissante.

Tableau 3-2: Coordonnées géographiques, nombre de ménages et distance par rapport à la ville de Lubumbashi des villages producteurs du charbon de bois sélectionnés dans la BPCB de Lubumbashi

Villages	Coordonnées géographiques	Ménages	Distance de Lubumbashi
Luisha	11°10' S ; 27°01' E	2760	86 km
Maksem	11°19' S ; 27°50' E	356	72 km
Mwawa	12°03' S ; 27°35' E	115	60 km
Nsela	11°20' S ; 27°36' E	129	30 km
Texas	11°39' S ; 27°46' E	179	30 km
Mikembo	11°28' S ; 27°40' E	0	30 km

3.2. Matériels et méthodes

3.2.1. Analyse de l'évolution du paysage

3.2.1.1. Images satellitaires et données complémentaires

Les analyses spatiales menées dans cette thèse (Figure 3-3) reposent sur des images satellitaires acquises par les capteurs de la mission Landsat (Tableau 3-3). Ces données couvrent la période 1979–2023, avec des intervalles de 5 à 8 ans, ajustés en fonction des objectifs de l'étude et avec une couverture nuageuse ≤ 10 %. Un pas de temps inférieur à 10 ans est recommandé pour le suivi des surfaces soumises à des changements rapides (Burel & Baudry, 2012). Un taux de couverture nuageuse inférieur ou égal à 10 % est considéré comme acceptable pour permettre une interprétation fiable de l'occupation du sol à partir des images satellitaires de type Landsat (Phan et al., 2020).

Les images Landsat ont été sélectionnées pour leur longue série temporelle et leur accessibilité gratuite, qui permettent une analyse rétrospective cohérente à différentes échelles (Rajeswari et al., 2014). Pour les analyses à large échelle (écorégion), des compositions annuelles par médiane ont été générées à partir des images Landsat à l'aide de GEE, afin d'atténuer l'effet des nuages et d'ajuster une meilleure représentativité annuelle de la signature spectrale (Wulder et al., 2022). À l'échelle locale, la médiane des images acquises pendant la saison sèche (de juin à juillet) a été privilégiée, période caractérisée par une faible couverture nuageuse et une stabilité spectrale accrue des surfaces végétalisées (Tableau 3-4 ; Oszwald et al., 2010).

À l'échelle de l'écorégion zambézienne, les années sélectionnées pour cette étude ont été choisies en fonction de leur pertinence par rapport aux événements majeurs ayant influencé la gestion forestière dans la région de la SADC. L'année 2000 représente la période précédant la signature du Protocole sur la Foresterie de la SADC en 2002, un cadre stratégique essentiel pour promouvoir la gestion durable des forêts dans la région (SADC, 2002). L'année 2008, marquée par la crise économique mondiale et ses répercussions socio-économiques sur l'exploitation des ressources naturelles, précède l'adoption de la Stratégie Forestière de la SADC en 2010, une initiative visant à renforcer la durabilité de la gestion des forêts dans la région (SADC, 2010). L'année 2016 constitue un tournant important avant la Déclaration de Maputo, qui a posé les bases de la gestion durable et intégrée des forêts de *miombo* (SADC, 2022). Enfin, l'année 2023 reflète l'état actuel du paysage forestier, offrant ainsi une perspective contemporaine pour évaluer les impacts des politiques et stratégies mises en œuvre au cours des deux dernières décennies.

À l'échelle de la région du Katanga, dans le bassin de production de charbon de bois de Lubumbashi (BPCB) et dans le domaine de chasse de Kiziba-Baluba (DCKB), l'analyse des images Landsat permet d'étudier l'évolution des paysages sur deux périodes distinctes, avant et après la libéralisation du secteur minier en RD Congo. La première période, antérieure à la libéralisation (1979 et 2000), correspond à une succession d'événements socio-politiques majeurs, notamment les guerres civiles des années 1980, la Conférence Nationale Souveraine (1990-1992) et le changement de régime en 1997. Ces bouleversements ont profondément affecté l'organisation sociale et économique du pays, influençant ainsi l'occupation et l'utilisation des terres.

La seconde période, post-libéralisation (2005-2023), est caractérisée par une croissance démographique soutenue, stimulée par un exode rural favorisé par l'essor des activités minières. Cette phase inclut également la création du domaine de chasse de Kiziba-Baluba en 2006 et l'impact de la crise économique mondiale de 2008, qui a perturbé l'économie nationale et la structuration des secteurs d'exploitation des ressources naturelles. La reprise économique amorcée autour des années 2010 a été suivie, en 2016, par le démembrement de l'ancienne province du Katanga, scindée en quatre nouvelles entités administratives. L'analyse comparative de ces deux périodes permet d'évaluer l'impact de la libéralisation du secteur minier sur la dynamique des paysages ainsi que sur les transformations socio-économiques associées.

Tableau 3-3: Caractéristiques des images Landsat MSS, TM ETM + et OLI-TIRS I et II. λ représente la longueur d'onde.

Satellites et Capteurs	λ	Résolution spatiale	Etendue de la scène	Années
Landsat MSS	0,5-0,6 μm	60 m	185 $\times$ 170 km	1979
	0,6-0,7 μm			1984
	0,7-0,8 μm			
	0,8-1,1 μm			
Landsat TM	0,45-0,52 μm	30 m	185 $\times$ 185 km	1989
	0,52-0,60 μm			1990
	0,63-0,69 μm			1995
	0,76-0,90 μm			1998
	1,55-1,75 μm			
	10,4-12,5 μm			
	2,08-3,35 μm			
Landsat ETM+	0,45-0,52 μm	30 m	185 $\times$ 185 km	2000
	0,52-0,60 μm			2005
	0,63-0,69 μm			2006
	0,76-0,90 μm			2008
	1,55-1,75 μm			2010
	10,4-12,5 μm			
	2,08-2,35 μm			
Landsat OLI-TIRS I et II	0,433-0,453 μm	30 m	185 $\times$ 185 km	2014
	0,45-0,515 μm			2015
	0,525-0,6 μm			2016
	0,63-0,68 μm			2020
	0,845-0,885 μm			2022
	1,56-1,66 μm			2023
	2,1-2,3 μm			

Tableau 3-4: Méthodes de sélection d'images Landsat et caractéristiques associées

Echelle	Nombre d'années	Stratégie de sélection des images	Nombre de scènes disponible	Scènes composites médianes
Ecorégion zambézienne	4	Médiane annuelle	13800	600
Agglomérations	9	Image unique	36	
BPCB de Lubumbashi	5	Médiane juin et juillet	80	20
DCKB	5	Médiane juin et juillet	40	10

3.2.1.2. Pré-traitements des images satellitaires

Les images Landsat ont été rigoureusement corrigées radiométriquement pour compenser les variations induites par divers facteurs tels que les conditions atmosphériques, les reliefs topographiques, les variations d'angle solaire et les différences liées aux caractéristiques des capteurs (Caloz & Collet, 2001). Les images utilisées dans Google Earth Engine (GEE) proviennent de la Collection 2, qui permet de convertir les températures de brillance TOA calibrées des bandes infrarouges thermiques (simples et doubles) des satellites Landsat 4 à 9 en températures de surface corrigées des effets atmosphériques (Wulder et al., 2022). Dans le cadre de cette analyse, la fonction *applyScaleFactors* a été employée pour transformer les valeurs brutes en unités physiques exploitables. Les bandes optiques ont été recalibrées en appliquant un facteur de conversion de 0,0000275, suivi d'une soustraction de 0,2, tandis que les bandes thermiques ont été ajustées par une multiplication par 0,00341802 et l'ajout de 149,0 (Gorelick et al., 2017). Ces corrections garantissent une meilleure précision des données en générant des bandes corrigées qui remplacent les valeurs initiales. L'application de la fonction sur l'ensemble de la Collection via la méthode *map()* assure l'homogénéisation des images traitées. Par la suite, la médiane des images traitées est calculée pour obtenir une image composite représentative et cette dernière est recadrée à la zone d'étude grâce à la fonction *clip()* (Wulder et al., 2022). En parallèle, un masque de nuages a été généré à l'aide de l'indicateur QA_PIXEL dans GEE, ce qui a permis de sélectionner et d'affiner les scènes les plus appropriées pour l'étude (couverture nuageuse $\leq 10\%$), en éliminant celles affectées par une couverture nuageuse excessive (Phan et al., 2020). Pour les images satellites qui n'ont pas été traitées sous GEE, leur calibration a été basée sur la soustraction des objets sombres, ce qui permet d'éliminer les effets atmosphériques.

Suite à ces traitements, à l'échelle plus grande, les images satellitaires ont été mosaïquées pour couvrir de manière continue l'ensemble de la zone d'étude. Ces images ont été ensuite reprojettées dans le système de coordonnées WGS 84 / UTM zone 35S (EPSG :32735), un choix qui permet de garantir une représentation géographique cohérente et précise à l'échelle locale et régionale (Ait-Aoudia et al., 2012). De plus, un rééchantillonnage des images a été effectué sur une grille de pixels définie, utilisant une interpolation bilinéaire (Heimann et al., 2022). Cette approche a non seulement permis d'homogénéiser la résolution spatiale des images, mais a également assuré une continuité spatiale optimale, essentielle pour les analyses ultérieures (Seiler et al., 2015). Ces méthodes ont permis d'obtenir des données de haute qualité, prêtes à être utilisées dans les analyses de la dynamique des paysages forestiers et des changements d'occupation du sol (Song et al., 2001).

3.2.1.3. Composition colorée, photo-interprétation et choix des zones d'entraînement

Un cadre de visualisation d'images a été établi en utilisant les bandes spectrales du proche infrarouge (PIR), rouge (R) et vert (V) (Figure 3-2 ; Rajeswari et al., 2014),

accompagné de paramètres spécifiques (seuils minimum et maximum de 0 et 0,3, et correction gamma de 2), améliorant ainsi l'analyse visuelle des résultats. Ces bandes spectrales ont été sélectionnées en raison de leurs caractéristiques réfléchissantes uniques (Dutra et al., 2022). La bande PIR est particulièrement efficace pour réfléchir la lumière provenant d'une végétation saine, permettant ainsi d'identifier les régions caractérisées par une croissance végétale dense (Yuan et al., 2023). La bande spectrale rouge joue un rôle essentiel dans la détection de l'absorption de la chlorophylle, un facteur essentiel pour évaluer la vitalité des plantes, permettant également de faire la distinction entre les zones végétalisées et non végétalisées (Desai et al., 2024). La bande spectrale verte facilite l'évaluation de la santé végétative, améliorant ainsi la capacité de différencier les différentes catégories de végétation et d'estimer la biomasse (Deb et al., 2022).

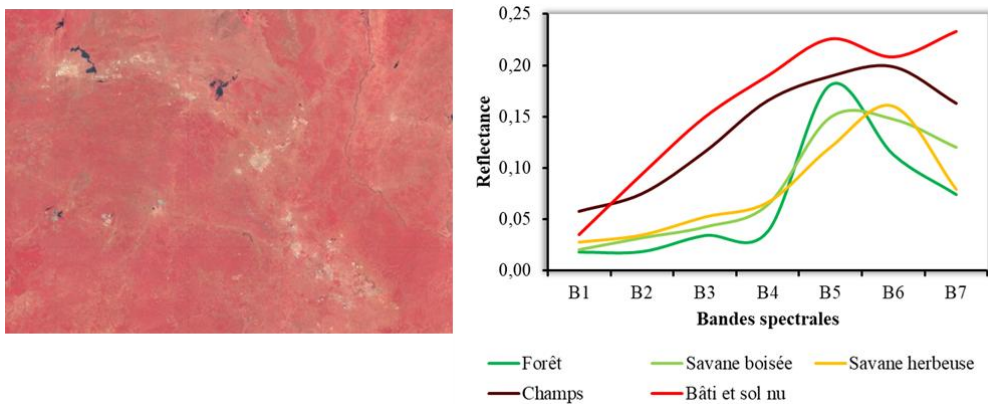


Figure 3-2: La composition colorée (à gauche) en fausses couleurs de la portion de l'écorégion zambézienne couvrant le *miombo*, réalisée à partir de la médiane des images satellitaires Landsat 8-9 (OLI-TIRS II) acquises entre mai et août 2023, en combinant les bandes proche infrarouge (PIR), rouge (R) et verte (V). Les forêts apparaissent en rouge foncé, les zones marécageuses en rouge vif, les savanes varient du noir (présence de feu) au vert ou rouge pâle (début de saison sèche), les zones bâties et minières en blanc ou gris, et les plans d'eau en noir ou bleu sombre. À droite, une illustration du regroupement des valeurs radiométriques de l'image Landsat OLI 2023 en classes d'occupation du sol : forêt, savane boisée, savane herbeuse, champ, bâti et sol.

Les zones d'entraînement homogènes correspondant aux différentes classes d'occupation du sol ont été définies par interprétation visuelle des images satellites en composition en fausses couleurs (Figure 3-2). La discrimination des classes a été renforcée par l'analyse de leurs signatures spectrales caractéristiques, croisée avec des données géoréférencées issues du travail de terrain (Tableau A1), des photographies au sol et aériennes, ainsi que des annotations géospatiales précises réalisées à l'aide de l'outil Open Foris Collect Earth (Bey et al., 2016). Cette méthode a permis de garantir une correspondance fiable entre les données de télédétection et les caractéristiques observées sur le terrain. Collect Earth est une application développée

par la FAO pour permettre la visualisation d'images satellitaires en haute résolution (comme Google Earth et Bing Maps), ainsi que de mosaïques issues des satellites Landsat et Sentinel via Google Earth Engine (GEE). La méthode utilisée dans Collect Earth, décrite par Bey et al. (2016), commence par la création d'un projet. Cette étape implique la définition de la zone d'étude, des dates de référence, du type de parcelle, ainsi que du formulaire de collecte. Ensuite, une grille d'échantillonnage est générée à l'aide de l'outil intégré dans GEE, en appliquant un système d'échantillonnage systématique, adapté ici à l'échelle géographique choisie. Pour chaque parcelle, Collect Earth affiche simultanément des images en haute résolution (Google Earth) et des séries temporelles issues de Landsat (via GEE). Des zooms successifs permettent d'observer chaque parcelle à différentes résolutions, facilitant ainsi l'identification des types de couverture terrestre et leur évolution dans le temps. Pour chaque point d'échantillonnage, plusieurs informations ont été renseignées : la catégorie actuelle d'occupation du sol, la catégorie précédente, le degré de certitude, la date de changement, le taux de couverture arborée et la présence éventuelle d'impacts visibles. Enfin, les points attribués à chaque classe d'occupation du sol sont exportés avec leurs coordonnées géographiques. Ils sont alors utilisés comme échantillons de vérité terrain ("ground truth") pour entraîner un algorithme de classification.

Dans d'autres cas, pour maintenir une représentativité équivalente des classes d'occupation du sol des images récentes par rapport aux anciennes, la priorité a été donnée à la sélection de groupes de pixels présentant des caractéristiques stables au fil du temps (Useni, 2017). Les zones d'entraînement ont été choisies de manière rigoureuse pour maximiser la représentativité des classes d'occupation du sol tout en minimisant les risques d'hétérogénéité dans les échantillons (Ojwang et al., 2024). Ainsi, les pixels sélectionnés devaient représenter des étendues homogènes suffisamment vastes pour capturer la diversité entre les classes, tout en restant précis pour éviter l'intégration de pixels appartenant à des classes différentes (Yin et al., 2024). Cette approche méthodologique a permis de garantir la fiabilité et la robustesse des données d'entraînement pour les classifications ultérieures.

3.2.1.4. Données de terrain

Entre 2020 et 2023, six missions de terrain ont été menées entre mai et août chaque année pour identifier et géoréférencer les différentes classes d'occupation du sol (Tableau A2). Ces classes ont été établies en tenant compte des types de végétation décrits dans la région par Malaisse (2010). Au total, six classes d'occupation du sol ont été répertoriées : forêt (regroupant la forêt claire de *miombo*, la forêt dense sèche et la forêt galerie, et le *mopane* dans le sud de l'écovégétation zambézienne), savanes boisées, savanes herbeuses, agriculture, bâti et sol nu ainsi que l'eau. Pour chaque classe identifiée, les coordonnées géographiques du centre de la classe et le type d'utilisation du sol ont été systématiquement enregistrés. Ces relevés ont permis de collecter près de 349 points géoréférencés à l'aide d'un récepteur GPS Garmin (Tableau A2). Le nombre de points collectés par classe variait en fonction de la

représentativité, de la superficie et de la pertinence de chaque type d'occupation du sol pour les objectifs de l'étude (Useni, 2017).

3.2.1.5. Classification supervisée

Les classifications des images Landsat ont été effectuées en utilisant les compositions en fausses couleurs. Deux algorithmes ont été utilisés : le maximum de vraisemblance et le Random Forest, chacun répondant à des objectifs et caractéristiques spécifiques. Le maximum de vraisemblance s'appuie sur les statistiques des zones d'entraînement pour calculer la probabilité maximale d'appartenance des pixels aux catégories d'occupation du sol prédéfinies (Caloz & Collet, 2001). Cet algorithme, couramment utilisé en télédétection, est particulièrement adapté aux cas où les données présentent une distribution gaussienne et permettent une interprétation directe des probabilités d'appartenance (Norovsuren et al., 2019).

L'algorithme Random Forest, quant à lui, a été choisi pour sa robustesse face aux données complexes et hétérogènes, notamment celles issues de la télédétection, qui peuvent inclure des relations non linéaires entre les variables (Phan et al., 2020). Ce modèle, basé sur un ensemble d'arbres décisionnels, est capable de gérer efficacement des données bruitées et de détecter les interactions complexes entre les variables spectrales (Parmar et al., 2019). Les paramètres ont été optimisés en fixant le nombre de variables considérées à chaque nœud ($Mtry = 2$) et en utilisant 100 arbres, selon les recommandations de (Phan et al., 2020). Ces réglages ont permis d'améliorer la précision des classifications, de garantir la stabilité des prédictions et de limiter le risque de sur-apprentissage.

L'utilisation conjointe de ces deux algorithmes visait à exploiter les forces complémentaires de chacun : le maximum de vraisemblance pour ses bases statistiques solides et son aptitude à bien classifier les données dans des scénarios simples, et le Random Forest pour sa capacité à capturer la complexité et les interactions des données multispectrales. Cette approche hybride offre une meilleure évaluation comparative de la performance des algorithmes et permet d'obtenir une classification fiable, adaptée aux spécificités des paysages étudiés.

3.2.1.6. Validation des classifications

Dans le cadre de la validation des classifications, qui suscite parfois des divergences méthodologiques entre différentes écoles, nous avons recouru à une combinaison de deux approches complémentaires pour évaluer la performance des classifications. D'une part, nous avons utilisé le coefficient Kappa, un indicateur statistique largement reconnu pour mesurer l'accord entre les classifications observées et celles prédites, tout en tenant compte de l'accord dû au hasard (Verma & Aggarwal, 2020). La qualité de la classification des images Landsat a ainsi été quantifiée à travers la précision globale, représentant la proportion de pixels correctement classés, et le coefficient

Kappa (équation 3-1), qui évalue la concordance entre les pixels observés et classifiés, en ajustant cette évaluation à l'accord attendu aléatoirement (Hubert-Moy et al., 2001). Le coefficient de Kappa permet d'évaluer la qualité de la classification en attribuant des valeurs correspondant à des niveaux de précision distincts : une valeur de 0 % indique une classification très faible, tandis que des valeurs comprises entre 0-20 %, 21-40 %, 41-60 %, 61-80 % et 81-100 % correspondent respectivement à des classifications médiocres, faibles, acceptables, bonnes et presque parfaites (Więckowska et al., 2022). En cas de classification insatisfaisante, l'analyste peut ajuster les classes thématiques, les zones d'entraînement ou l'algorithme de classification afin d'améliorer les résultats.

D'autre part, nous avons recours à une méthode d'évaluation des classifications, qui intègre des techniques avancées d'estimation des aires, permettant ainsi de quantifier la précision des classifications obtenues (Olofsson et al., 2014). Cette approche, largement utilisée dans les études de télédétection, s'appuie sur des comparaisons entre les résultats de classification et les données au sol pour déterminer les zones de concordance et de discordance, fournissant une évaluation plus détaillée de la performance des algorithmes (Pontius & Millones, 2011). L'estimation des aires, comme proposée par Olofsson et al. (2014), est particulièrement utile pour mieux comprendre l'ampleur des erreurs de classification et pour affiner les méthodes employées. L'application de ces bonnes pratiques d'évaluation de la précision de classification et de l'estimation de l'aire nécessite la mise en évidence des cartes de changement, qui ont été réalisées à travers l'outil Raster Calculator du logiciel ArcGIS. Pour chaque période, des classes ou strates stables et de changement ont été retenus. Ensuite, un échantillonnage aléatoire des points a été sélectionnés pour chaque classe. Par la suite, les matrices d'erreur (Tableau, 3-5, Foody, 2002) ont permis de quantifier les précisions globale (équation 3-2), de l'utilisateur (équation 3-3) et du producteur (équation 3-4) (Olofsson et al., 2014).

La précision globale correspond au pourcentage de surface correctement classée par rapport aux données de référence, reflétant ainsi la performance générale du modèle. La précision de l'utilisateur (fiabilité des classes) indique la proportion de surface attribuée à une classe sur la carte qui correspond effectivement à cette classe sur le terrain. Une faible précision de l'utilisateur suggère une surestimation de la classe due à des erreurs de classification. La précision du producteur mesure quant à elle la part de la surface réelle d'une classe correctement identifiée, et une valeur faible indique une sous-estimation de sa couverture par omission d'éléments (Olofsson et al., 2013). Ces indicateurs sont essentiels pour évaluer la qualité de la classification et identifier les confusions entre classes (Nelson et al., 2021).

Les superficies ajustées (équation 3-5) et leurs erreurs-types (équation 3-6) ont été également calculées conformément aux recommandations d'Olofsson et al. (2014), intégrant une correction des biais liés aux erreurs de classification. L'intervalle de confiance à 95 % a été déterminé en multipliant l'erreur standard par 1,96, permettant ainsi d'estimer la variabilité des mesures et de tenir compte des incertitudes associées à l'échantillonnage. Cette approche garantit une évaluation plus robuste et statistiquement fiable de la superficie des classes cartographiées.

Enfin, les équations 3-7, 3-8, 3-9 et 3-10 ont été appliquées pour quantifier les désaccords de quantité et d'allocation, permettant ainsi d'identifier les divergences entre les classifications obtenues et les données de référence (Pontius & Millones, 2011). Le désaccord de quantité évalue l'écart absolu entre la proportion de surface attribuée à une classe dans la classification et celle mesurée sur le terrain, sans tenir compte de la localisation spatiale. Le désaccord d'allocation, quant à lui, mesure la divergence spatiale entre la distribution des classes dans la classification et dans les données de référence. Ces métriques sont essentielles pour évaluer la précision spatiale et la qualité de l'allocation des classes de couverture du sol. Elles permettent d'identifier les sources d'erreur et d'incertitude dans le processus de classification et d'optimiser les méthodes pour une meilleure concordance avec les observations de terrain, comme l'indiquent (Nelson et al., 2021).

Tableau 3-5: La matrice de confusion et certaines mesures courantes de la précision de la classification qui peuvent en être dérivées. Les éléments mis en évidence représentent la diagonale principale de la matrice qui contient les cas où les étiquettes des classes représentées dans la classification de l'image et l'ensemble des données au sol concordent, tandis que les éléments hors diagonale contiennent les cas où il y a un désaccord dans les étiquettes (Foody, 2002).

Classes prédites	Classes actuelles					
	Classes	A	B	C	D	Σ
	A	n_{AA}	n_{AB}	n_{AC}	n_{AD}	n_{A+}
	B	n_{BA}	n_{BB}	n_{BC}	n_{BD}	n_{B+}
	C	n_{CA}	n_{CB}	n_{CC}	n_{CD}	n_{C+}
	D	n_{DA}	n_{DB}	n_{DC}	n_{DD}	n_{D+}
	Σ	n_{+A}	n_{+B}	n_{+C}	n_{+D}	N

Equation 3.1.

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^r n_{ii} - \sum_{i=1}^r (n_{i+} \times n_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (n_{i+} \times n_{+i})}$$

Equation 3.2.

$$O = \sum_{i=1}^q n_{ii}$$

Equation 3.3.

$$U_i = n_{ii}/n_{i.}$$

Equation 3-4.

$$P_j = n_{jj}/n_{.j}$$

Equation 3-5

$$S(\hat{p}_{.k}) = \sqrt{\sum_i W_i^2 \frac{\frac{n_{ik}(1-n_{ik})}{n_i}}{n_i-1}} = \sqrt{\sum_i W_i \frac{W_1 \hat{p}_{ik} - \hat{p}_{ik}^2}{n_i-1}}$$

Avec W_i la proportion de la superficie cartographiée comme classe i , et

$$\hat{p}_{ij} = W_i \frac{n_{ij}}{n_i}$$

Equation 3-6

$$S(\hat{A}_k) = A \times S(\hat{p}_{.k})$$

Un intervalle de confiance approximatif à 95 % est obtenu comme

$$\hat{A}_k \pm 1.96 \times S(\hat{A}_k)$$

Où A est la superficie totale de la carte.

Equation 3-7

$$q_g = \left| \left(\sum_{i=1}^J n_{ig} \right) - \left(\sum_{j=1}^J n_{gj} \right) \right|$$

Equation 3-8

$$Q = \frac{\sum_{g=1}^J q_g}{2}$$

Equation 3-9.

$$a_g = 2 \min [(\sum_{i=1}^J n_{ig}) - n_{gg}, (\sum_{j=1}^J n_{gj}) - n_{gg}]$$

Equation 3-10.

$$A = \frac{\sum_{g=1}^J a_g}{2}$$

3.2.1.7. Simulation de l'anthropisation des paysages

Le logiciel IDRISI Selva 17.02 propose des modules de modélisation basés sur les chaînes de Markov spatialisées (Lu & Vermolen, 2023). La procédure de simulation suit plusieurs étapes décisionnelles, à savoir : (i) la création d'une matrice de transition entre les différents états de couverture du sol, (ii) l'introduction de la dépendance spatiale à travers un filtre de voisinage, (iii) l'élaboration de cartes d'aptitude multicritères pour chaque classe d'occupation du sol, et enfin (iv) la production de simulations intégrant les cartes d'aptitude, la dépendance spatiale et temporelle (Mas et al., 2012).

Le module MARKOV génère deux matrices de transition et un ensemble d'images représentant les probabilités de conversion entre classes (Gagnic, 2017). La première matrice, dite des probabilités de transition annuelle, décrit les tendances de changement et permet de prédire les évolutions futures des classes d'occupation du sol (López et al., 2001). Elle est calculée en rapportant le nombre de pixels d'une classe

identifiée sur deux images successives. La seconde matrice, appelée matrice de transition des surfaces, est issue de la multiplication des probabilités de transition par le nombre de pixels de la carte la plus récente (Ladet et al., 2005).

Le modèle d'automate cellulaire ajoute la notion de voisinage dans la prédiction des changements d'occupation du sol (Dadashpoor & Panahi, 2021). Cette approche repose sur des règles de transition définies par un filtre dont la taille est fixe. Ce filtre est appliqué à chaque pixel de l'image pour calculer son état futur en fonction de l'état de ses voisins (Lu & Vermolen, 2023). L'algorithme intègre un facteur de poids spatial qui attribue une importance accrue aux pixels voisins ayant la même classe d'occupation du sol (Mas et al., 2012).

De plus, une analyse multicritère est effectuée pour chaque classe d'occupation du sol afin de produire une carte d'aptitude associée (module MCE d'IDRISI) (Lu & Vermolen, 2023). Cette carte intègre des critères binaires (contraintes) et pondérables (facteurs) qui influencent la dynamique future de chaque classe (Gagnic, 2017). Les contraintes, exprimées sous forme binaire, limitent les alternatives possibles, tandis que les facteurs, mesurés sur une échelle continue, modulent la pertinence de chaque alternative en fonction de leur importance (Eşbah et al., 2011). L'évaluation multicritère combine ces critères après les avoir standardisés et pondérés pour obtenir un indice d'aptitude unique pour chaque pixel (Mas et al., 2012).

Dans cette thèse, le paysage autour des agglomérations a été représenté comme un ensemble de pixels, chacun étant classifié selon une catégorie d'occupation du sol. Chaque pixel peut subir un changement d'état au cours de la période étudiée (1979-2020), conformément à des règles de transition définies. La matrice de transition permet de synthétiser les changements d'état des pixels sur une période donnée (Gagnic, 2017). Elle est utilisée pour générer une matrice de probabilité annuelle (Mp_A), qui décrit le changement d'état d'une classe sur une base annuelle (Lu & Vermolen, 2023). Les surfaces des classes d'occupation du sol en 1979 ont été converties en une distribution du taux d'occupation du sol de cette année-là ($M_A(t)$). En considérant l'occupation du sol comme un processus stochastique, et les différents changements comme des états au sein de cette chaîne (Lu & Vermolen, 2023), le produit des matrices Mp_A et $M_A(t)$ (voir équations 3-11 et 3-12) permet de prédire la composition du paysage à une date ultérieure, notée $M_A(t+1)$, à partir de la chaîne de Markov (Ladet et al., 2005), selon l'équation suivante :

Equation 3-11

$$M_A(t) \times Mp_A = M_A(t + 1)$$

Soit :

Equation 3-12

$$\begin{bmatrix} A_1(t) \\ \dots \\ A_k(t) \\ \dots \\ A_m(t) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,k} & A_{1,m} \\ \dots & \dots & \dots \\ A_{k,1} & A_{k,k} & A_{k,m} \\ \dots & \dots & \dots \\ A_{m,1} & A_{m,k} & A_{m,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1(t + 1) \\ \dots \\ A_k(t + 1) \\ \dots \\ A_m(t + 1) \end{bmatrix}$$

Où $A_i(t)$ représente le taux d'occupation du sol de la classe i au temps t , $A_{i,j}$ est la probabilité pour qu'un point appartenant à la classe i au temps t soit convertie dans la classe j au temps $t+1$ et ainsi de suite. $A_i(t+1)$ est la proportion de l'aire de la classe i au temps $t+1$ et m représentant le nombre total de classe.

Les taux de conversion des tâches des classes d'occupation du sol et la dynamique de la structure du paysage entre t et $t+1$ ont été estimés en se basant sur les mêmes fondements de la matrice de transition de l'aire et de la chaîne de Markov. Ainsi, $A_{i,j}$ aura un nombre de tâche correspondant à $N_{i,j}$, c'est-à-dire la probabilité que le nombre de tâches de la classe i au temps t soit convertie en la classe j à $t+1$. A partir de la matrice de transition ainsi que créée, une matrice de probabilités de N , notée Mp_N , représentant pour chaque classe le nombre de tâches qui est convertie annuellement dans une autre classe. Enfin, comme dans l'équation 1, le produit des proportions de N à la date t , notée $M_N(t)$, et de Mp_N ont permis d'obtenir la composition du paysage à la date $t+1$, notée $M_N(t+1)$ (équation 3-13 et 3-14), soit,

Equation 3-13

$$M_N(t) \times Mp_N = M_N(t+1)$$

Soit :

Equation 3-14

$$\begin{bmatrix} N_1(t) \\ \dots \\ N_k(t) \\ \dots \\ N_m(t) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} N_{1,1} & N_{1,k} & N_{1,m} \\ \dots & \dots & \dots \\ N_{k,1} & N_{k,k} & N_{k,m} \\ \dots & \dots & \dots \\ N_{m,1} & N_{m,k} & N_{m,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_1(t+1) \\ \dots \\ N_k(t+1) \\ \dots \\ N_m(t+1) \end{bmatrix}$$

La simulation à partir de la chaîne de Markov a l'avantage que la valeur de processus au temps $t+1$ dépende uniquement de sa valeur au temps t , et non de la séquence des valeurs au temps, $t-1$, $t-2$, ..., t_0 que le processus a traversé. Elle offre donc une possibilité de prospective en permettant de simuler un état futur seulement à partir de l'état présent connu, en se basant sur l'observation des évolutions passées et leurs probabilités (Mas et al., 2012).

La fiabilité de la simulation a été validée à l'aide du test statistique du Chi-deux (χ^2) avec un degré de liberté égal à $(n-1)$ et un seuil de signification fixé à 5 %. Ce test a permis de comparer les valeurs observées avec les valeurs attendues afin d'évaluer la concordance entre les deux jeux de données (Cabala et al., 2017a).

3.2.1.8. Analyse de la dynamique paysagère

Pour évaluer la composition et la configuration des paysages dans le BPCB de Lubumbashi et aux échelles d'analyse, nous avons utilisé des indices spatiaux choisis pour leur pertinence écologique et leur capacité à refléter les dynamiques des paysages. Le nombre de tâches quantifie la fragmentation des habitats : une valeur élevée indique généralement une réduction de la connectivité forestière, indispensable à la survie des espèces, bien qu'elle puisse aussi signaler une phase de régénération

(McGarigal, 2015). L'aire de la classe mesure la superficie occupée par chaque catégorie, tandis que le pourcentage de paysage exprime leur part relative au sein du territoire, fournissant ainsi un aperçu de leur évolution spatiale (McGarigal, 2013). Le périmètre correspond à la longueur des contours des taches, c'est-à-dire aux bords, dont l'intensité et la distribution sont des indicateurs essentiels des processus de transformation spatiale (Frazier & Kedron, 2017).

Pour évaluer la dynamique de composition paysagère, les changements spatio-temporels entre les types d'occupation du sol ont été quantifiés à l'aide d'une matrice de transition, qui permet de suivre les flux entre les différentes classes au cours du temps (Takada et al., 2010). À partir de cette matrice, un indice de stabilité a été calculé afin d'évaluer la persistance et la résilience des classes d'occupation du sol (Bogaert et al., 2004). Par ailleurs, l'indice de perturbation (U , équation 3-15), défini comme le rapport de l'aire cumulative des classes anthropiques dans le paysage et de l'aire cumulative des classes naturelles (O'Neill et al., 1988), a été calculé pour quantifier le niveau de dégradation du paysage naturel à travers le temps. L'ampleur de la déforestation a été déterminée en calculant le taux périodique de déforestation (TPD), défini comme le rapport entre la perte de superficie forestière (équation 3-16) et l'aire initiale, rapport annualisé par la division par le nombre d'années de l'étude (Kyale et al., 2019 ; Useni et al., 2020b).

Equation 3-15

$$U = \frac{\sum ACA}{\sum AN}$$

Avec ACA l'aire cumulative des classes anthropiques et AN l'aire cumulative des classes naturelles.

Equation 3-16

$$TPD = \frac{S2 - S1}{S1} \times 100$$

Où $S1$ représente la superficie occupée par la forêt en année initiale de la période et $S2$ la superficie occupée par la forêt en année finale de la période.

Le degré de fragmentation a été mesuré à l'aide de l'indice de la plus grande parcelle (LPI) (équation 3-17), un paramètre essentiel pour évaluer la continuité des habitats forestiers et leur performance écologique (McGarigal, 2015). Une diminution de cet indice traduit une réduction de la connectivité, perturbant les dynamiques écologiques et limitant la mobilité des espèces, ce qui compromet leur viabilité, notamment face aux impacts du changement climatique (Barima et al., 2011).

Equation 3-17

$$LPI = \frac{a_{max,j}}{a_{t,j}} (100)$$

Où $a_{max,j}$ est la superficie de la plus grande tache de la classe j et $a_{t,j}$ l'aire totale de la classe j et $0 < LPI \leq 100$.

La diversité des parcelles et leur répartition dans le paysage ont été évaluées à l'aide de l'indice de diversité de Simpson (SIDI) (équation 3-18) et de l'indice d'équitabilité de Simpson (SIEI) (équation 3-19). Le SIDI quantifie la probabilité que deux cellules choisies aléatoirement appartiennent à des types de parcelles différents, offrant ainsi une mesure objective de la diversité des patches. Le SIEI, de son côté, évalue l'uniformité de la répartition de la surface entre ces différents types de parcelles. Ces indices, variant de 0 à 1, traduisent une plus grande diversité et complexité du paysage lorsque leurs valeurs sont élevées, fournissant des informations essentielles pour la compréhension des processus écologiques et la gestion des écosystèmes (McGarigal, 2015). Ces analyses ont été réalisées avec FRAGSTATS 4.2, un logiciel libre développé par le United States Department of Agriculture Forest Service pour l'étude de la structure paysagère.

Equation 3-18

$$SIDI = 1 - \sum_{i=1}^m P_i^2$$

Où P_i est la proportion du paysage occupé par la classe i .

Equation 3-19

$$SIEI = \frac{1 - \sum_{i=1}^m P_i^2}{1 - (\frac{1}{m})}$$

Avec m le nombre de classes présentes dans le paysage, en excluant la bordure du paysage, le cas échéant.

Pour analyser la dynamique de la configuration paysagère, nous avons identifié les processus de transformation spatiale à l'aide de l'algorithme de l'arbre proposé par Bogaert et al. (2004). Par la suite, l'indice de proximité (PROX, équation 3-20) a été calculé pour évaluer le degré d'isolement des taches. Cet indice intègre à la fois la taille et la distance entre les taches. Une valeur de PROX égale à 0 indique qu'aucun patch du même type n'est présent dans un rayon défini, ce qui traduit un isolement complet. À l'inverse, une valeur plus élevée reflète une distribution plus rapprochée des patches, traduisant ainsi une meilleure connectivité spatiale (McGarigal, 2015). En outre, cet indice évalue l'impact de l'isolement sur les processus écologiques, tels que la dispersion des espèces et l'échange de matières, comme le souligne McGarigal (2015).

Equation 3-20

$$PROX = \sum_{s=1}^n \frac{a_{ijs}}{h_{ijs}^2}$$

Avec a_{ijs} la surface de la tache ijs dans le voisinage spécifié de la tache ij et h_{ijs} la distance entre la tache ijs et la tache ijs , basée sur la distance entre leurs bords, calculée du centre de cellule au centre de cellule.

Par ailleurs, la dimension fractale (Df), qui reflète la complexité des formes à travers une gamme d'échelles spatiales (tailles de taches) a été calculé en utilisant les

équations équations 3-21 et 3-22 (McGarigal, 2015). Avec $1 \leq Df \leq 2$, une valeur Df supérieure à 1 pour une tache bidimensionnelle indique un écart par rapport à la géométrie euclidienne (c'est-à-dire une augmentation de la complexité de la forme). Cet indice tend vers 1 pour des formes aux périmètres très simples, comme les carrés, et tend vers 2 pour des formes aux périmètres fortement irréguliers et occupant presque entièrement le plan (McGarigal, 2015).

Equation 3-21

$$P = k + A^{\frac{Df}{2}}$$

Equation 3-22

$$\Leftrightarrow \log(P) = \frac{D}{2} \log(A) + \log(k)$$

Où P et A représentent respectivement le périmètre et l'aire de la classe.

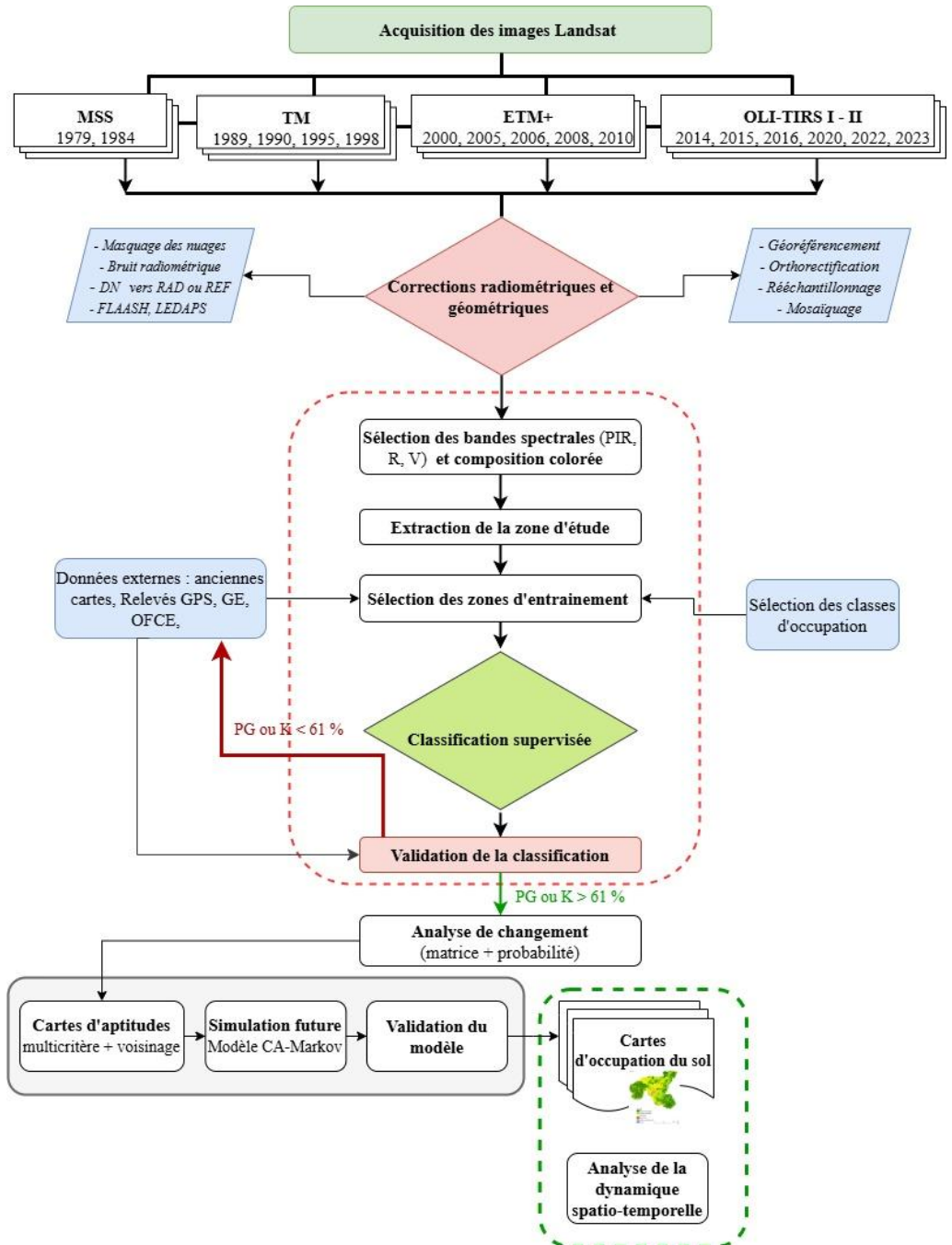


Figure 3-3: Schéma méthodologique illustrant les différentes étapes d'analyses des images satellites depuis leur l'acquisition, en passant par leur classification, la dynamique de l'occupation du sol.

3.2.2. *Analyse des facteurs et des indicateurs de dégradation du miombo ainsi que son potentiel de régénération*

3.2.2.1. Identification des facteurs de perturbation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi

Les indicateurs des facteurs potentiels de perturbation des forêts ont été identifiés à partir d'une revue approfondie de la littérature (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012; Useni et al., 2017b). Ces indicateurs ont été organisés en une typologie détaillée (Tableau 3-6, Figure 3-4), permettant ainsi d'aborder précisément les causes locales de la dégradation forestière (Rakotondrasoa et al., 2013a).

Pour renforcer la pertinence locale des indicateurs retenus, une série d'entretiens semi-structurés ont été réalisés avec des acteurs locaux dans chacun des villages étudiés (Le Polain de Waroux, 2013). Il s'agit des villages Luisha, Mwawa, Makisemu, Nsela, et Texas. Six entretiens par village ont été menés, avec des participants sélectionnés selon des critères rigoureux et recommandés par les communautés locales, afin de garantir la diversité et la représentativité des réponses. Un guide semi-structuré a permis de recueillir les perceptions locales sur l'importance relative de chaque indicateur de perturbation.

Pour compléter ces informations qualitatives, des relevés de terrain ont été réalisés sur un total de 160 placettes d'échantillonnage, chacune mesurant 10 m de large sur 500 m de long. Cette configuration spécifique a été adoptée afin de capturer efficacement les gradients spatiaux de perturbation anthropique. Pour chaque village, 32 placettes temporaires ont été systématiquement réparties le long de quatre transects de 4 km, avec des placettes positionnées à intervalles de 500 m ([0–500], [500–1000], [1000–1500], [1500–2000], [2000–2500], [2500–3000], [3000–3500] and [3500–4000] m). La distance maximale de 4 000 m a été choisie après consultation des populations locales et est confirmée par la littérature, indiquant une pression anthropique maximale dans ce rayon autour des villages. Ces relevés de terrain, réalisés de mai à septembre 2022, ont enregistré la présence ou l'absence de chaque indicateur de perturbation au sein des placettes, avec une géolocalisation précise à l'aide de GPS. Les coordonnées géographiques des placettes sont présentées dans le Tableau A3 en annexe.

Tableau 3-6: Facteurs et indicateurs de perturbation recensés dans le BPCB de Lubumbashi, sur base des enquêtes informelles réalisées auprès de cinq personnes pris aléatoirement dans chaque village retenu.

N°	Facteur de dégradation	Indicateur
1)	Les coupes pour la carbonisation et les activités connexes	Présence de souches d'arbres ou troncs avec rejets. Présence des meules.
2)	Les feux de végétation	Observation de traces noires sur les arbres ou de troncs calcinés.
3)	L'écorçage	Présence de trace de prélèvement d'une écorce sur un tronc d'arbre.
4)	L'invasion par des espèces exotiques	Recensement d'espèces exotiques comme les <i>Eucalyptus</i> sp. <i>Pinus</i> sp., <i>Acacia</i> sp. etc.
5)	Les activités minières artisanales	Présence des petites carrières minières et camps des artisanaux.



Figure 3-4: Illustrations des facteurs de perturbation de la végétation boisée dans le BPCB de Lubumbashi. Avec 1 : Les meules de charbon de bois et un tronc d'arbre coupé, 2 : trace de feu sur un individu d'arbre, 3 : un tronc d'arbre écorcé, 4 : un individu d'*Eucalyptus grandis* dans la forêt claire de *miombo* dégradée, 5 : un site abandonné après activités minières artisanales (© Héritier Khoji, 2022).

3.2.2.2. Collecte des données floristiques, dendrométriques

Les données ont été collectées entre avril et juin 2023 en suivant les recommandations d'Ameja et al. (2022), dans trois sites d'étude représentatifs de la forêt claire de *miombo* : un écosystème abandonné depuis 7 ans à Makisemu, un autre abandonné depuis 14 à Mwawa, et un écosystème non dégradé, protégé depuis 21 ans (Figure A2). Le site de Mikembo, sélectionné en raison de son statut de site protégé, a été retenu comme témoin représentant une forêt peu perturbée. Un inventaire floristique a été réalisé dans 16 placettes temporaires rectangulaires de 20 m × 50 m (soit 1000 m²) installées de manière systématique (Figure 3-5) et dont les coordonnées sont présentées dans le tableau A3 en annexe. La forme rectangulaire a été privilégiée pour optimiser le recensement des espèces (Thiombiano et al., 2016). Les placettes ont été espacées de 100 m et déployées sur deux transects de 20 m de largeur et 500 m de longueur, orientés nord-sud et est-ouest. Ce choix d'espacement et de disposition permet de capter efficacement la variabilité spatiale de la végétation tout en répondant aux contraintes logistiques. (Ameja et al., 2022).

Dans chaque placette, le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) a été mesurée à 1,3 m du sol à l'aide d'un ruban forestier (Figure 3-6; Rondeux, 2021), et la hauteur des arbres a été relevée avec un télémètre laser Forest PRO II (N'tambwe et al., 2024). La précision de ces instruments a été vérifiée par des mesures répétées et une calibration préliminaire, assurant ainsi la reproductibilité des relevés. Un seuil de DHP de 10 cm a été appliqué afin d'exclure les jeunes recrues et arbustes, retenant ainsi les individus établis qui contribuent significativement à la structure et à la dynamique du peuplement forestier (Dallmeier, 1992; Ilunga et al., 2017, 2018).

L'identification des espèces s'est appuyée sur des références floristiques telles que Flora of Zambia, Flora Zimbabwe, World Flora et Arbres et arbustes du Haut-Katanga (Meerts & Hasson., 2017). En cas d'ambiguïté taxonomique, des experts locaux et des spécialistes en botanique ont été consultés pour valider l'identification. Enfin, la géolocalisation de chaque placette a été effectuée à l'aide d'un GPS, garantissant la précision spatiale des relevés.

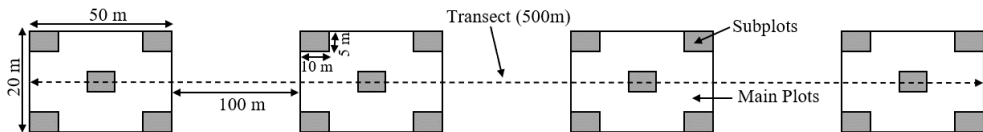


Figure 3-5: Représentation graphique du plan d'inventaire floristique montrant les parcelles principales et les sous-parcelles le long d'un transect de 500 mètres.

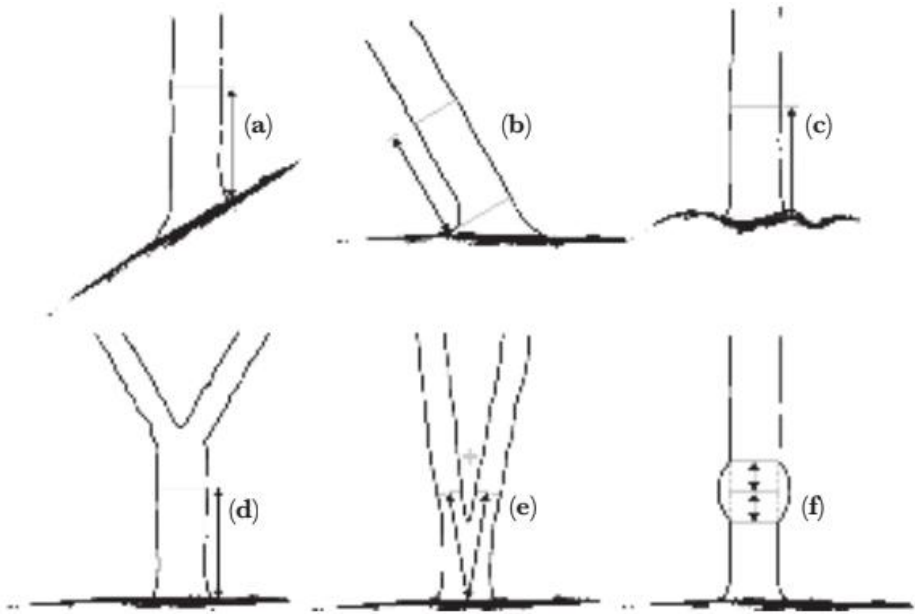


Figure 3-6: Modalités de mesure du DHP des arbres dans des cas particuliers, en dehors de la présence de contreforts (Rondeux, 2021).

3.2.2.3. Collecte de données sur le potentiel de régénération

Trois types d'habitats distincts ont été rigoureusement sélectionnés : forêts non exploitées, forêts dégradées et jachères post-agricoles dont les coordonnées géographiques sont dans le tableau A5 en annexe. Afin d'assurer une comparaison pertinente, les forêts dégradées et les jachères étaient âgées de 4 à 5 ans après exploitation, correspondant à la durée optimale de jachère dans la région de Lubumbashi (Bolakonga et al., 2017).

Dans chaque habitat, quatre transects de 500 m ont été établis selon les quatre points cardinaux (nord, sud, est, ouest), à partir du village. Sur chaque transect, quatre parcelles d'inventaire floristique de 50 m × 20 m ont été installées à intervalles réguliers de 100 m (Figure 3-3 ; Ameja et al., 2022). Cette disposition méthodologique permet de limiter les erreurs liées à l'alignement, à l'orientation angulaire ou à la mesure de la largeur, erreurs courantes dans les tracés continus. Elle renforce également l'efficacité, la fiabilité des données, ainsi que la reproductibilité des résultats (Thiombiano et al., 2016).

Pour évaluer la régénération des espèces ligneuses et estimer le potentiel de restauration de l'écosystème *miombo* dans les habitats anthropisés, 80 sous-parcelles de 10 m × 5 m ont été établies par habitat (Gonçalves et al., 2018), soit 20 sous-parcelles par transect (5 par parcelle floristique ; Figure 3-3). Les dimensions des parcelles principales et des sous-parcelles sont issues de protocoles validés dans des formations végétales similaires (Gonçalves et al., 2018 ; Ameja et al., 2022).

Dans chaque parcelle, tous les individus ligneux présentant un diamètre à hauteur de poitrine (DHP) ≥ 10 cm ont été recensés et mesurés à l'aide d'un ruban forestier (Rondeux, 2021). De plus, dans les sous-parcelles, des individus juvéniles (DHP < 10 cm) ont également été identifiés et mesurés. L'inventaire comprenait trois catégories distinctes : les plantules (DHP < 1 cm), les recrues ($1 \text{ cm} \leq \text{DHP} < 10 \text{ cm}$) et les adultes (DHP ≥ 10 cm) (Ding et al., 2017). Les deux premières classes représentent les stades de régénération, tandis que la troisième correspond à la population mature. Les rejets de souche (issus du drageonnage ou du taillis) ont été exclus de l'inventaire.

3.2.2.4. Analyse des données

Les villages ont été considérés comme des répliques pour identifier le facteur le plus influent sur la dégradation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi à l'aide d'une Analyse en Composantes Principales (ACP). Cette méthode, appliquée aux données de présence-absence (Thuiller, 2004 ; Hirst & Jackson, 2007 ; Jolliffe & Cadima, 2016), a été choisie pour réduire la dimensionnalité des données, améliorer leur interprétabilité et minimiser la perte d'informations (Greenacre et al., 2022). La procédure débute par la construction d'une matrice de corrélation dont le déterminant est calculé afin de vérifier que la matrice présente une structure de corrélation suffisamment riche (non identitaire) pour permettre l'extraction d'axes significatifs. L'indice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) a ensuite été évalué pour confirmer la pertinence d'une solution factorielle adaptée à notre jeu de données. La visualisation via un cercle de corrélation a permis d'illustrer la contribution de chaque variable à la formation des axes principaux (Jolliffe & Cadima, 2016).

L'influence de la distance sur la présence ou l'absence des facteurs de perturbation a été analysée à l'aide d'une régression logistique binaire (Zuur et al., 2009), une méthode adaptée aux variables de réponse binaires (0 = absence, 1 = présence) en fonction d'un prédicteur continu (distance). Cette approche permet d'estimer la probabilité de présence d'un facteur de perturbation en fonction de la distance aux villages, offrant ainsi une analyse plus précise des tendances spatiales. Par ailleurs, un test chi-deux d'indépendance (χ^2) a été appliqué pour examiner l'association entre les différents facteurs de perturbation, en précisant la structure des tableaux de contingence et en utilisant un seuil de significativité de 0,05 (Causton, 2012).

Les inventaires floristiques ont permis de déterminer la richesse en espèces et l'abondance d'individus pour chaque site. La diversité a été évaluée à l'aide de l'indice de Shannon-Wiener (H, équation 3-23), qui intègre à la fois l'abondance et la régularité des espèces. La régularité de la distribution a été mesurée par l'indice d'équitabilité de Pielou (E, équation 3-24) (Macron, 2016). L'impact de l'âge de l'écosystème sur plusieurs paramètres, nombre d'individus par placette, densité d'arbres par hectare, nombre d'espèces, diversité (H) et équitabilité (E), a été testé par analyse de variance (ANOVA). Pour les données ne respectant pas la normalité, le test de Kruskal-Wallis a été utilisé. Un seuil de significativité de $P = 0,05$ a été retenu pour l'ensemble des analyses. La normalité des données a été vérifiée à l'aide du test de Shapiro-Wilk, et le choix entre l'ANOVA et le test non paramétrique s'est appuyé

sur les résultats obtenus. Après l'ANOVA et le test de Kruskal-Wallis, des tests post hoc ont été effectués sur les résultats ayant montré des différences significatives afin de mettre en évidence les différences spécifiques entre les groupes, respectivement le test de Tukey HSD et le test Dunn.

La composition spécifique a été caractérisée par l'Indice de Valeur d'Importance (IVI, équation 3-25), qui combine la dominance relative, la densité relative et la fréquence relative des espèces (Thiombiano et al., 2016 ; Ameja et al., 2022). La dominance relative se réfère à la proportion occupée par l'espèce i en termes de surface terrière (ou de biomasse) comparée à celle de l'ensemble des espèces. La densité relative exprime la part du nombre d'individus de l'espèce i par rapport au total des individus échantillonnés. Enfin, la fréquence relative indique le pourcentage de relevé dans lesquels l'espèce i est présente, divisé par le nombre total de relevés (Gonçalves et al., 2017).

La structure horizontale des peuplements a été caractérisée à partir de la densité des arbres (équation 3-26), qui correspond au nombre d'individus recensés par hectare (Zébazé et al., 2023). Ensuite, le diamètre quadratique moyen (DHP_m), exprimé en centimètres, a été calculé à l'aide de l'équation 3-27 (Rondeux, 2021). Il correspond à une moyenne pondérée du diamètre à hauteur de poitrine, prenant en compte les individus présentant plusieurs fûts ou ramifications à 1,30 m du sol (Zébazé et al., 2023). La relation entre le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) et la hauteur des arbres a été modélisée à l'aide d'une régression non linéaire asymptotique, permettant d'intégrer les contraintes biologiques liées à la croissance en hauteur (Doyog et al., 2021). Pour analyser la distribution structurelle des peuplements, des classes de DHP et de hauteur ont été définies par intervalles de 5 cm (Savadoogo et al., 2020). La surface terrière (ST), exprimée en m²/ha, représentant l'aire totale occupée par les troncs à hauteur de poitrine après abattage, a été calculée selon les équations 3-28 et 3-29 (Rondeux, 2021). L'influence des types d'écosystèmes sur les paramètres structuraux — DHP, hauteur, densité et surface terrière — a été évaluée à l'aide d'une analyse de variance (ANOVA). En cas de non-normalité des données, le test non paramétrique de Kruskal-Wallis a été utilisé. Toutes les analyses statistiques ont été réalisées avec le logiciel R (version 4.3.1).

Equation 3-23 :

$$H' = - \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i)$$

Où H' est l'indice de diversité de Shannon, n le nombre d'espèces, p_i est le nombre d'individus des espèces dans une placette donnée divisé par le nombre total d'individus dans la placette.

Equation 3-24 :

$$E = \frac{H}{H_{max}} = \frac{H}{\ln S}$$

Avec E l'indice d'équitabilité de Pielou, H_{max} l'Indice de Shannon Maximum et S le nombre de chaque espèce identifiée dans la zone d'étude.

Equation 3-25 :

$$IVI = \frac{(DoRE + DeRE + FRE)}{3}$$

Où IVI est l'Indice de Valeur d'Importance, $DoRE$: la dominance relative, $DeRE$: la densité relative et FRE : la fréquence relative.

Equation 3-26 :

$$D = \frac{N}{S}$$

Où D est la densité d'arbres par hectare, N est le nombre d'arbres par placette et S la superficie de la placette exprimée en ha.

Equation 3-27

$$DHP_m = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2}$$

Avec d_i représente le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) de chaque tronc ou branche, mesuré à 1,30 m au-dessus du sol, et correspond au nombre total de troncs ou de branches mesurés.

Equation 3-28 :

$$ST = FE \sum_{i=1}^m g_i$$

Avec g_i représentant la surface terrière de chaque individu mesuré (exprimée en m²/surface de la placette), calculée à l'aide de l'équation 28, m étant le nombre d'individus ligneux inventoriés dans la placette, et FE le facteur d'extrapolation lié à la surface de la placette (en m²), utilisé pour extrapoler les valeurs de g_i à l'hectare.

Equation 3-29 :

$$g_i = \frac{\pi d^2}{4}$$

Concernant le potentiel de régénération, la variabilité de la densité et de la diversité floristique a été analysée au sein de chaque habitat, en appliquant un seuil de signification de 5 % (Zébazé et al., 2023). Les données de régénération ($DHP < 10$ cm), collectées dans les sous-parcelles, ont été extrapolées à l'échelle de la parcelle principale, en tenant compte du rapport de surface entre cette dernière ($50 \text{ m} \times 20 \text{ m}$) et les cinq sous-parcelles qui la composent ($5 \times 10 \text{ m} \times 5 \text{ m}$). Par ailleurs, afin de caractériser les trois habitats étudiés, plusieurs paramètres dendrométriques ont été calculés à partir des individus adultes ($DHP \geq 10$ cm), notamment la densité (N ; équation 3-26), le diamètre quadratique moyen (DBH_m ; Équation 3-27) et la surface terrière (ST ; Équation 3-29) (Gonçalves et al., 2017 ; Rondeux, 2021 ; Ameja et al., 2022). La densité représente le nombre d'individus recensés par hectare, tandis que la

surface terrière correspond à la somme des sections transversales des troncs à hauteur de poitrine (1,30 m), exprimée en m²/ha, et constitue un indicateur clé en aménagement forestier (Rondeux, 2021). Le diamètre quadratique moyen, exprimé en centimètres, permet d'estimer le diamètre moyen des individus ligneux, en intégrant ceux présentant plusieurs fûts ou ramifications à hauteur de poitrine. En complément, les moyennes du nombre d'espèces, de genres et de familles de plantes ligneuses ont été calculées pour l'ensemble des habitats étudiés, afin d'évaluer la richesse taxonomique globale (Zébazé et al., 2023).

Enfin, l'indice de régénération naturelle (IRN), défini comme le rapport entre le nombre d'individus juvéniles (DHP < 10 cm) et le nombre d'individus adultes (DHP ≥ 10 cm) pour une même espèce, a été calculé (Hakizimana et al., 2011). Un IRN inférieur à 1 indique une régénération faible de l'espèce, tandis qu'un IRN égal ou supérieur à 1 reflète une régénération élevée (Melingui et al., 2017).

Pour comparer l'abondance et la diversité spécifique de la régénération entre les habitats, l'indice alpha de Fisher (α ; équation 3-30) (Kalaba et al., 2013 ; Colwell & Elsensohn, 2014) a été calculé. Par ailleurs, le taux d'échantillonnage des espèces ligneuses en régénération a été évalué en calculant le rapport entre le nombre d'espèces inventoriées dans le sous-étage (Taxa_S) et le nombre total d'espèces estimé à l'aide de l'indice de richesse floristique de Chao 1.

Equation 3-30

$$\alpha = \frac{(\sum_{i=1}^S Ni(Ni - 1))}{(\sum_{i=1}^S ni)(\sum_{i=1}^S Ni) - \sum_{i=1}^S N_i^2}$$

Chapitre 4

**Mapping and quantification of
deforestation in the Zambezi Ecoregion of
Central-Southern Africa: extent and spatial
structure**

4.1. Référence bibliographique

Khoji M.H., N'tambwe N.D.-D., Malaisse F., Bogaert J. and Useni S.Y., 2025. Mapping and quantification of deforestation in the Zambezi Ecoregion of Central-Southern Africa: extent and spatial structure. *Frontiers in Remote Sensing*, 6:1590591. <https://doi.org/10.3389/frsen.2025.1590591>

4.2. Contextualisation

Ce chapitre examine l'évolution de la couverture forestière dans l'écorégion zambézienne entre 2000 et 2023, en mettant en lumière les dynamiques de transformation des paysages forestiers. L'analyse porte particulièrement sur les pays où les forêts claires zambéziennes constituent l'écosystème dominant, afin de mieux comprendre les tendances de déforestation et de dégradation à différentes échelles spatiales.

4.3. Résumé

Cartographie et quantification de la déforestation dans l'écorégion du Zambèze en Afrique centre-australe : ampleur et structure spatiale.

Les forêts de l'écorégion zambézienne jouent un rôle essentiel dans la préservation de la biodiversité et soutiennent les moyens de subsistance de plus de 100 millions de personnes en Afrique australe et centrale. Pourtant, elles sont soumises à des pressions anthropiques croissantes. Cette étude analyse l'évolution du couvert forestier à l'échelle nationale entre 2000 et 2023, à partir de 600 images Landsat (pour les années 2000, 2008, 2016 et 2023), classées à l'aide de l'algorithme Random Forest et exploitées par le biais de systèmes d'information géographique (SIG) et d'indicateurs de configuration du paysage. Les résultats révèlent une régression significative du couvert forestier, passant de 46,41 % à 36,23 % à l'échelle de l'écorégion, soit un taux annuel de déforestation de 0,95 %. La forte diminution de l'indice du plus grand patch traduit une fragmentation accrue des forêts, principalement induite par des phénomènes de dissection du paysage et de réduction des grandes taches forestières. Les taux de déforestation les plus élevés sont enregistrés au Malawi (2,07 %), au Burundi (1,92 %), au Zimbabwe (1,57 %) et en Tanzanie (1,06 %). En revanche, des taux plus faibles sont observés en Zambie (0,93 %), au Mozambique (0,92 %), en Angola (0,83 %) et dans le sud-est de la République Démocratique du Congo (0,72 %). Malgré ces tendances préoccupantes, certaines zones montrent des signes de stabilité et de régénération forestière, suggérant des opportunités de restauration écologique. Ces résultats soulignent l'urgence de mettre en place des stratégies régionales de conservation coordonnées, afin de préserver l'intégrité écologique et la valeur socio-économique des forêts de l'écorégion zambézienne.

Mots-clés : Forêts claires de *miombo*, changement d'affectation des terres, aménagement forestier, restauration environnementale

4.4. Abstract

The forests of the Zambezi ecoregion are crucial for biodiversity and support over 100 million people in Southern and Central Africa, yet they face growing human pressures. This study investigates national forest cover dynamics from 2000 to 2023 using 600 Landsat images (2000, 2008, 2016, and 2023) classified with the Random Forest algorithm and analysed with GIS and landscape configuration metrics. Results reveal a substantial decline in forest cover from 46.41% to 36.23% in Zambezi ecoregion, representing an annual deforestation rate of 0.95%. A marked decrease in the largest patch index highlights increased fragmentation driven by dissection and patch suppression. Deforestation rates exceed 1% in Malawi (2.07%), Burundi (1.92%), Zimbabwe (1.57%), and Tanzania (1.06%), while lower rates are found in Zambia (0.93%), Mozambique (0.92%), Angola (0.83%), and southeastern DRC (0.72%). Despite these trends, forest stability and regeneration persist, indicating restoration opportunities and underscoring the urgent need for regional conservation strategies.

Keywords: *miombo* woodlands, ecosystem disturbance, land-use change, forest management, environmental restoration.

4.5. Introduction

Forests contain most of Earth's terrestrial biodiversity, with approximately two-thirds located in tropical regions (Krebbler and Marcon, 2023). These ecosystems are crucial for climate regulation, having sequestered 17% of global carbon emissions in the 1990s, a figure that decreased to 6% by the 2010s (Hubau et al., 2020). More than 1.5 billion people directly rely on tropical forests for vital resources such as freshwater, medicines, and non-timber forest products (Gould et al., 2024).. However, deforestation significantly undermines their ecological integrity, with an estimated 10 million hectares lost annually since 1990 (Sarre, 2020).

For example, in South America, net forest loss between 2000 and 2020 accounted for 5% of the total forest area present in 2000, translating to 0.44 million km² (Potapov et al., 2022). Southeast Asia experienced a net forest cover reduction of 105,490 km², or 4.87%, between 1992 and 2018 (Paradis, 2021). Similarly, Central Africa lost approximately 9% of its tropical forest cover since 2000, amounting to about 18 million hectares (Eba'a Atyi et al., 2022), with dry tropical forests also severely affected.

Dry tropical forests, covering roughly 40% of tropical forested areas (Chidumayo, 2013), include the Zambezi ecoregion in Central and Southern Africa—the world's largest tropical dry forest (Deweese et al., 2010; Kamnitzer, 2024). Recognized among the 200 globally significant ecoregions and the largest in sub-Saharan Africa, this region primarily comprises *miombo* and mopane woodlands (Timberlake and Chidumayo, 2011). These forests, spanning eight countries (Zambia, Tanzania, the Democratic Republic of Congo (DRC), Angola, Mozambique, Malawi, Zimbabwe,

and Burundi) (Nduwarugira et al., 2017; Ribeiro et al., 2015)., support diverse plant communities and numerous endemic wildlife species (Ribeiro et al., 2020a). Miombo woodlands, dominated by *Brachystegia*, *Julbernardia*, and *Isoberlinia*, flourish on nutrient-poor soils, whereas Mopane woodlands primarily consist of *Colophospermum mopane* (De Cauwer et al., 2018; Ribeiro et al., 2020a).

Over 100 million people depend on the goods and services provided by these forests (Deweese et al., 2010). However, deforestation driven by agriculture, urbanization, mining, charcoal production, and vegetation fires severely threatens biodiversity and ecosystem services (Useni et al., 2017b; Jew et al., 2016). Agriculture alone accounts for approximately 70–80% of deforestation within this ecoregion (Masolele et al., 2024). Urban expansion, notably in southern Katanga (DRC), charcoal production due to limited electricity access, and mining activities, particularly copper and cobalt extraction in Zambia and the DRC, have intensified forest loss (Khoji et al., 2022; Mwitwa et al., 2012; Useni et al., 2017b; World Bank, 2024). Additionally, vegetation fires have significantly contributed to forest degradation (Useni et al., 2023b).

Despite the severity of these threats, comprehensive studies documenting forest decline in the Zambezi ecoregion remain limited (Kamnitzer, 2024; Mgunda, 2023). Most existing analyses rely heavily on regional policy reports, such as the Maputo Declaration (SADC, 2022). According to this report, the extent of Miombo woodlands declined from 2.7 million km² in 2006 to 1.9 million km² by 2021. Other studies have investigated deforestation at the national scale, including research conducted by Depicker et al. (2021), which highlighted a 12% reduction in forest cover in the Kivu Rift (covering Burundi) over two decades; Gondwe et al. (2019), who reported a 25% decline in Malawi's forest area between 2000 and 2017 in Malawi; Nzunda and Midtgaard (2019) who found substantial forest loss in mainland Tanzania due to small-scale agriculture and charcoal production; Phiri et al. (2019), who estimated an annual deforestation rate of 0.62% in Zambia; Potapov et al. (2012), who documented significant primary forest loss in the DRC; and (Cianciullo et al., 2023) who observed a sharp increase in deforestation in Mozambique, especially in protected areas. However, such national-level assessments provide limited insights into regional deforestation patterns, thus constraining the development of effective conservation and management strategies at broader spatial scales. Moreover, methodological differences in image analysis, influenced by research objectives and data availability, may lead to heterogeneous outcomes (Olander et al., 2008).

To address these limitations, it is crucial to analyze the ecoregion as a whole to understand the complex dynamics of deforestation and fragmentation. Integrating remote sensing and Geographic Information Systems (GIS) enables accurate regional-scale forest monitoring, providing spatial-temporal data that improve our understanding of ecological processes (Foody, 2023). Coupled with landscape ecology approaches, these methods effectively assess impacts of land-use changes amid increasing anthropogenic pressures (Crowley and Cardille, 2020). Studies by Hansen et al. (2013), Potapov et al. (2022), and Aleman et al. (2018) demonstrate the efficacy of these techniques for large-scale deforestation analyses, complementing traditional national-level assessments. Moreover, advances in Machine Learning,

particularly through platforms like Google Earth Engine, enable efficient processing of extensive datasets, significantly improving the detection of forest cover changes and their impacts on biodiversity and ecosystem services (Gorelick et al., 2017).

This study aims to quantify forest cover changes and fragmentation patterns across the Zambezi ecoregion, hypothesizing an increase in forest fragmentation, a decrease in total forest cover, and a reduction in the largest patch index due to intensifying anthropogenic pressures. Moreover, it anticipates that these dynamics will vary significantly across countries, influenced by socio-economic factors such as population density, energy access, and agricultural intensity. Countries such as Malawi, Burundi, and Zimbabwe, characterized by high population densities, limited electricity access, and substantial agricultural land, are expected to experience the most severe impacts.

4.6. Materials and methods

4.6.1. Study area

This study was conducted in the Zambezi ecoregion, spanning Central and Southern Africa, covering an area of 5,017,124 km² between latitudes 0°59'S and 26°53'S and longitudes 11°46'E and 40°37'E (Figure 4-1). The ecoregion encompasses eight countries: Angola, Burundi, Malawi, Mozambique, the Democratic Republic of the Congo (DRC), Tanzania, Zambia, and Zimbabwe (Nkengurutse et al., 2016; Ribeiro et al., 2015).

The Zambezi ecoregion features a semi-arid subtropical climate, characterized by distinct seasonality, including a dry season lasting between 5 and 8 months and a wet season of 4 to 7 months, typical of summer-rainfall tropical forests (Malaisse, 2010). Miombo woodlands are classified into dry and wet types based on an annual rainfall threshold of 1,000 mm, with precipitation ranging from approximately 600 mm in southern Zimbabwe to over 1,600 mm in southeastern DRC (Ribeiro et al., 2020a). Average annual temperatures across the region vary between 19°C and 25°C (McSweeney et al., 2010). Predominant soils include acidic Ferralsols and Acrisols, iron-rich Lixisols and Cambisols, as well as Arenosols and Regosols. These soils are generally nutrient-poor with low cation exchange capacity, limiting agricultural productivity (Ribeiro et al., 2020a).

Miombo woodlands, the dominant vegetation type within the Zambezi ecoregion, host around 8,500 plant species, of which approximately 54% are endemic (Chirwa et al., 2008). Recognized as a center of Zambezi regional endemism, this biome supports high floral diversity and serves as a habitat for one of Africa's most significant remaining assemblages of megafauna, marking it as a global biodiversity hotspot (Malaisse, 2010; Timberlake and Chidumayo, 2011). Socio-economically, countries within the Zambezi ecoregion (Table 4-1) are heavily reliant on subsistence agriculture, logging, and urban expansion, activities that have significantly contributed to increasing deforestation, particularly driven by agricultural expansion and charcoal production (Ribeiro et al., 2020a).

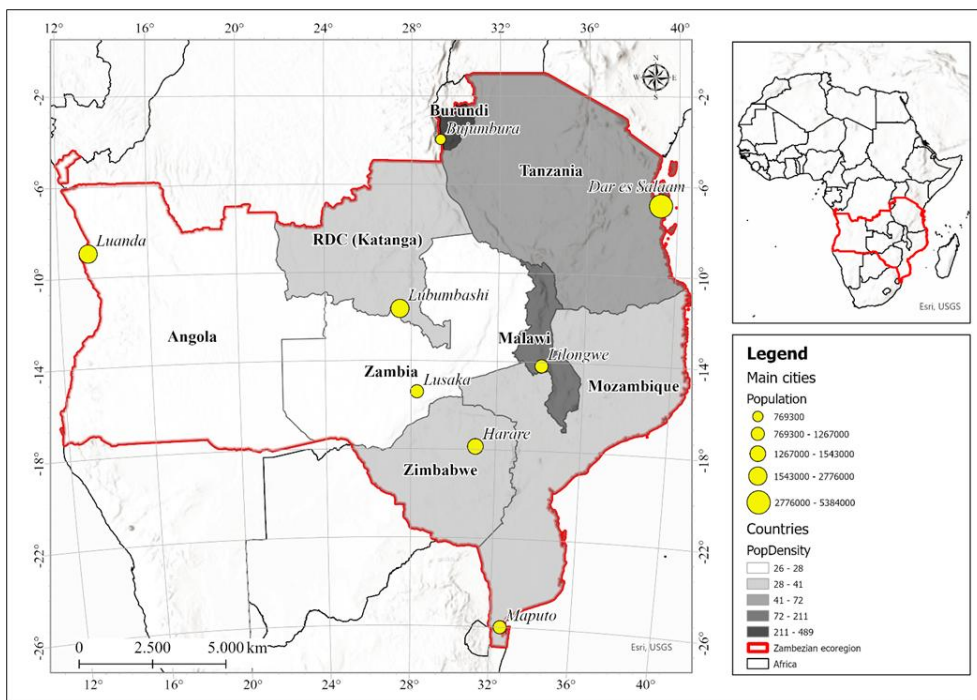


Figure 4-1 : Location of the Zambezi Ecoregion in Southern and Central Africa, which extends across Southern and Central Africa, encompassing Angola, Burundi, Malawi, Mozambique, southeastern DRC, Tanzania, Zambia, and Zimbabwe. Data on urban populations and population density were obtained from the World Bank (2024).

Table 4-1 : Key Indicators for each country in the Zambezi Ecoregion : Population density (2021), gross domestic product (GDP) (2023), electricity access (2022), agricultural land area (2022), and urbanization rate (2023) were sourced from the World Bank (2024). Data on protected areas, expressed as a percentage of the national territory, were obtained from Planet Protected (2024).

Countries	Population Density	GDP	Electricity Access	Agricultural Land	Urbanisation Rate	Protected Areas
Angola	28	2309	48.5	36.8	69	10.76
Burundi	489	200	10.3	82.8	15	7.64
Malawi	211	672	14	64.2	18	23.11
Mozambique	41	608	33.2	52.7	39	29.49
RDC	32.6	649	21.5	15.5	47	14.94
Tanzania	72	1211	45.8	44.6	37	39.95
Zambia	26	1369	47.8	32.1	46	41.27
Zimbabwe	41	1592	50.1	39.5	33	28.26

4.6.2. Source and selection of satellite data

This study utilized Landsat satellite imagery from TM (2000), ETM+ (2008), OLI-TIRS 1 (2016), and OLI-TIRS II (2023) sensors, all with a 30-meter spatial resolution. Approximately 150 scenes per year (185 km × 185 km each), with cloud cover below 10%, were selected to ensure high-quality data. These reference years were strategically chosen to correspond with key policy events influencing forest management in the Southern African Development Community (SADC). Specifically, 2000 represents a baseline preceding the SADC Protocol on Forestry (SADC, 2002). 2008 reflects socio-economic shifts due to the global economic crisis and precedes the 2010 SADC Forestry Strategy (SADC, 2010). 2016 marks a significant period preceding the Maputo Declaration (SADC, 2022). and 2023 offers a contemporary evaluation of current forest conditions. Satellite imagery was accessed via Google Earth Engine (GEE), a cloud-based platform that supports large-scale geospatial analysis (Gorelick et al., 2017).

4.6.3. Image pre-processing

The images selected in Google Earth Engine (GEE) originate from Collection 2, which converts calibrated Top-of-Atmosphere (TOA) brightness temperatures from single and dual thermal infrared bands of Landsat satellites 4-9 into atmospherically corrected surface temperature products (Wulder et al., 2022). In this analysis, the function *applyScaleFactors* was utilized within GEE to convert raw digital numbers into meaningful physical units. Specifically, optical bands were rescaled by multiplying by 0.0000275 and subtracting 0.2, whereas thermal bands were adjusted by multiplying by 0.00341802 and adding 149.0 (Gorelick et al., 2017). These procedures generated corrected bands, replacing the originals in each image (Wulder et al., 2022). The function was applied to the entire Collection via the *map()* method, ensuring data consistency. Concurrently, a cloud mask was created using the *QA_PIXEL* indicator within GEE, enabling the selection and refinement of scenes best suited for the analysis by removing those heavily affected by clouds (Phan et al., 2020).

Subsequently, the median of the processed images was computed to obtain a representative composite image, which was clipped to the study area using the *clip()* function. Finally, a visualization scheme was established using near-infrared (NIR), red (R), and green (G) bands with precise parameters (minimum and maximum values set to 0 and 0.3, gamma of 2), facilitating visual interpretation (Gorelick et al., 2017). These bands were selected based on their optimal properties for vegetation and land cover analysis: the NIR band strongly reflects chlorophyll content, the R band detects vegetation presence via chlorophyll absorption, and the G band assesses vegetation health and canopy density (Imam, 2019).

4.6.4. *Image classification*

Two main land-cover classes were defined: Zambezi woodlands and non-forest. The Zambezi woodlands class encompasses Miombo woodlands, gallery forests, dry dense forests, montane forests, and Mopane woodlands (De Cauwer et al., 2018; Malaisse, 2010). Conversely, the non-forest class includes all other land-cover and cover types.

Training areas were delineated using high-resolution satellite imagery from Google Earth Engine (GEE) and Open Foris Collect Earth (Bey et al., 2016). A stratified random sampling approach was applied to select 1460 points for the non-forest class and 1520 points for the Zambezi woodlands class from the 2023 imagery, ensuring representative coverage across the ecoregion. Woodland areas were delineated based on tree canopy cover, canopy texture, and spectral tone typical of Miombo formations. Non-forest areas were identified using similar visual and spectral criteria, particularly the absence or fragmentation of tree cover. Classification employed the Random Forest classifier, known for its robustness in handling complex remote sensing data (Parmar et al., 2019). Parameters were optimized to include two variables per node ($M_{try} = 2$) and 100 decision trees, following recommendations by Phan et al. (2020), enhancing classification accuracy and reducing overfitting. Other parameters, including the maximum tree depth and the minimum number of samples per leaf, were retained at their default settings, allowing unrestricted tree growth (Probst et al., 2019).

4.6.5. *Accuracy assessment and area estimation*

Validation of the supervised classification followed established best practices. Specifically, accuracy assessment adhered to guidelines recommended in the literature (Olofsson et al., 2014). Land-cover change analysis involved generating change maps for three periods: 2000–2008, 2008–2016, and 2016–2023, using the Raster Calculator tool in ArcGIS Pro. This temporal segmentation was selected to effectively capture land-cover transitions occurring over intervals long enough to reflect significant environmental changes (Burel and Baudry, 2012). These intervals provided a robust assessment of key land-cover dynamics.

For each period, 700 sampling points were selected using stratified random sampling, a method recommended by Olofsson et al. (2013) to ensure representative coverage across different land-cover classes. Allocation was as follows: 200 points for stable classes (covering more than 30% of the study area) and 500 points for dynamic classes. Stable classes refer to areas where pixel values remained unchanged between observation dates, indicating no land cover transformation. In contrast, dynamic classes represent areas where changes in land cover were detected over time (Fichera et al., 2012).

Accuracy metrics were calculated according to equations (1) and (3) from Olofsson et al. (2014). Overall accuracy represented the percentage of correctly classified pixels within the entire dataset. User accuracy indicated the proportion of pixels classified into a specific category that matched ground conditions, while producer accuracy

represented the proportion of ground-reference pixels correctly identified in the classification (Olofsson et al., 2013). These accuracy metrics are widely recognized as key performance indicators for remote sensing classifications (Nelson et al., 2021).

To quantify uncertainty, adjusted area estimates and associated 95% confidence intervals (standard error $\times$ 1.96) were computed using equations (10) and (11) from Olofsson et al. (2014). Finally, quantity and allocation disagreement were assessed following equations (2)–(5) outlined by Pontius and Millones (2011), providing insights into both the magnitude and nature of classification errors (Nelson et al., 2021).

4.6.6. Analysis of landscape spatial structure dynamics

The analysis of landscape composition and configuration in the Zambezi ecoregion, both regionally and at the national level, employed selected spatial indices chosen for their ecological significance and ability to capture essential landscape features. The indices include the Patch Number (PN), reflecting fragmentation by quantifying patch density and landscape subdivision. An increased PN typically indicates habitat fragmentation and ecological disruption (McGarigal, 2015). Class area and Percentage of Landscape (PLAND) were calculated to quantify the spatial extent and relative proportion of each land-cover class, respectively, providing valuable insights into land-cover distribution patterns. The magnitude of deforestation was evaluated by calculating periodic deforestation rates, defined as the ratio of forest area loss (the difference between initial and final forest areas) to the initial forest area (Useni et al., 2020b). This measure enabled an accurate assessment of annual deforestation trends by dividing it by the number of years between the initial and final dates.

Additionally, classified maps were integrated into the ArcGIS Pro Raster Calculator to generate change maps, which quantify and spatially represent forest stability, regeneration, and loss.

Additionally, landscape spatial transformation processes (STPs) were analyzed using the decision-tree algorithm proposed by Bogaert et al. (2004), identifying processes such as expansion, aggregation, creation, deformation, displacement, perforation, shrinkage, removal, fragmentation, and dissection. These STPs directly inform on the effects of anthropogenic disturbances, revealing impacts on biodiversity and ecosystem services (Bogaert et al., 2011a). Distinctions between fragmentation and dissection were established by comparing patch area, patch number, and perimeter before and after transformation. Specifically, if the ratio of final to initial area (t) is ≤ 0.75 , the process is classified as fragmentation; otherwise, it is considered dissection (de Haulleville et al., 2018).

Finally, the dynamics of fragmentation were quantified using the Largest Patch Index (LPI), a reliable indicator of habitat connectivity and ecological integrity. Decreasing LPI values reflect diminished habitat connectivity, potentially affecting ecosystem functionality and species dispersal, with serious implications for biodiversity persistence, especially under changing climatic conditions (McGarigal, 2015).

4.7. Results

4.7.1. Spectral features, accuracy assessment, area estimation, and mapping

Zambezi woodlands exhibited low reflectance in the visible spectrum (Figure 4-2), particularly prior to the red band (~665 nm). In contrast, a pronounced peak is observed in the near-infrared region (~865 nm), which is characteristic of healthy vegetation with dense canopy cover. This is followed by a gradual decrease in reflectance across the shortwave infrared bands (~1610–2200 nm).

Conversely, the non-forest class displayed generally higher reflectance in both the visible and shortwave infrared regions, reflecting sparse vegetation, bare soil, or anthropogenic surfaces. One of the non-forest variants showed consistently low reflectance across the entire spectrum, which may correspond to impervious surfaces, heavily shaded areas, or water bodies. These spectral contrasts confirm the clear separability between Zambezi woodland formations and other land cover types.

The supervised classification showed high accuracy, as indicated by the results presented in Table 4-2. Overall accuracy, user accuracy, and producer accuracy were high, with minimal errors. These findings are supported by low quantity disagreement (QD) and allocation disagreement (AD) metrics, which revealed only slight discrepancies between classified and reference maps. The ratios of AD to QD were consistently below 1, confirming that observed differences were mainly due to quantity disagreements rather than allocation errors (Table 4-2).

Visual analysis of land cover maps reveals a decline in Zambezi woodlands between 2000 and 2023 (Figure 4-3). The adjusted area estimates, calculated using confidence intervals to account for sampling uncertainty, confirmed this progressive increase in forest loss across the study periods (2000–2008, 2008–2016, and 2016–2023) within the Zambezi ecoregion (Table 4-2).

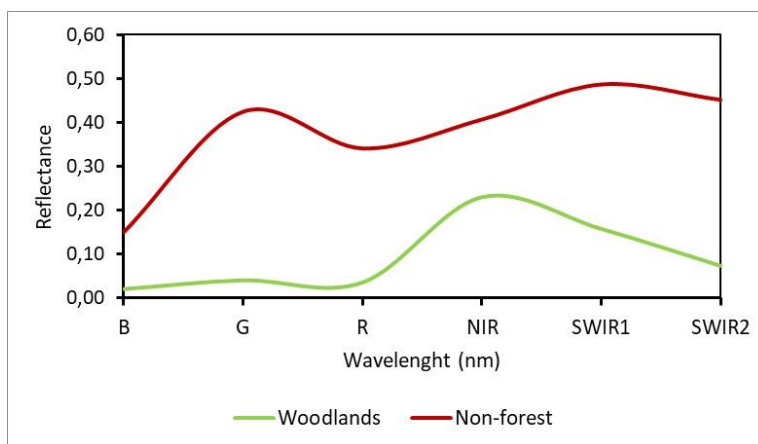


Figure 4-2 : Spectral reflectance profiles of Zambezi woodlands and non-forest classes across the visible, near-infrared (NIR), and shortwave infrared (SWIR) regions. Zambezi woodlands display a pronounced reflectance peak in the NIR region (~865 nm), and a

subsequent decline in the SWIR range (~1610–2200 nm). In contrast, non-forest classes show generally higher reflectance in the visible and SWIR regions.

Table 4-2 : Classification accuracy assessment and area estimation for land-cover classes and cover change from 2000–2008, 2008–2016, and 2016–2023, based on supervised classification of Landsat images using the Random Forest algorithm. ZW: Zambezi woodlands, NF: non-forest, PA: producer’s accuracy, UA: user’s accuracy, OA: overall accuracy, QD: quantity disagreement, AD: allocation disagreement, CI: confidence interval. The classifications are statistically reliable, with significant area estimates and no substantial error margins.

2000-2008					
	ZW stable	ZW loss	ZW gain	NF stable	Total
ZW stable	0,34	0,00	0,00	0,00	0,34
ZW loss	0,00	0,14	0,00	0,00	0,15
ZW gain	0,00	0,00	0,13	0,00	0,13
NF stable	0,00	0,00	0,00	0,38	0,38
Total	0,34	0,15	0,13	0,38	1,00
<i>Accuracy measure</i>					
PA	99,56%	96,45%	98,74%	100,00%	
PA SE	0,47%	1,88%	1,12%	0,00%	
UA	98,51%	98,97%	100,00%	99,50%	
UA SE	0,85%	1,03%	0,00%	0,50%	
OE	99,15%				
OA SE	0,23%				
QD	0,01				
AD	0,003				
AD/QD ratio	0,55				
<i>Stratified estimators of area ± CI [% of total map area]</i>					
Area	33,99%	14,90%	13,47%	37,63%	
95% CI	0,65%	0,67%	0,33%	0,37%	
2008-2016					
	ZW stable	ZW loss	ZW gain	NF stable	Total
ZW stable	0,31	0,01	0,00	0,00	0,32
ZW loss	0,00	0,16	0,00	0,00	0,16
ZW gain	0,00	0,00	0,10	0,00	0,10
NF stable	0,00	0,00	0,00	0,43	0,43
Total	0,31	0,16	0,10	0,43	1,00
<i>Accuracy measure</i>					
PA	100,00%	95,27%	95,40%	99,40%	

PA SE	0,00%	2,12%	2,10%	0,54%
UA	96,10%	99,00%	99,00%	100,00%
UA SE	1,35%	0,99%	0,99%	0,00%
OE	98,50%			
OA SE	0,22%			
QD	0,01			
AD	0,003			
AD/QD ratio	0,21			
<i>Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]</i>				
Area	30,63%	16,43%	10,13%	42,81%
95% CI	0,85%	0,74%	0,56%	0,36%

2016-2023					
	ZW stable	ZW loss	ZW gain	NF stable	Total
ZW stable	0,27	0,01	0,00	0,00	0,28
ZW loss	0,00	0,14	0,00	0,00	0,14
ZW gain	0,00	0,00	0,09	0,00	0,09
NF stable	0,00	0,00	0,00	0,49	0,49
Total	0,27	0,15	0,10	0,49	1,00
<i>Accuracy measure</i>					
PA	100,00%	93,05%	95,74%	100,00%	
PA SE	0,00%	2,56%	2,01%	0,00%	
UA	96,60%	98,99%	99,01%	99,49%	
UA SE	1,26%	1,00%	0,99%	0,50%	
OE	98,57%				
OA SE	0,22%				
QD	0,01				
AD	0,002				
AD/QD ratio	0,19				
<i>Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]</i>					
Area	26,92%	14,63%	9,61%	48,83%	
95% CI	0,69%	0,83%	0,50%	0,49%	

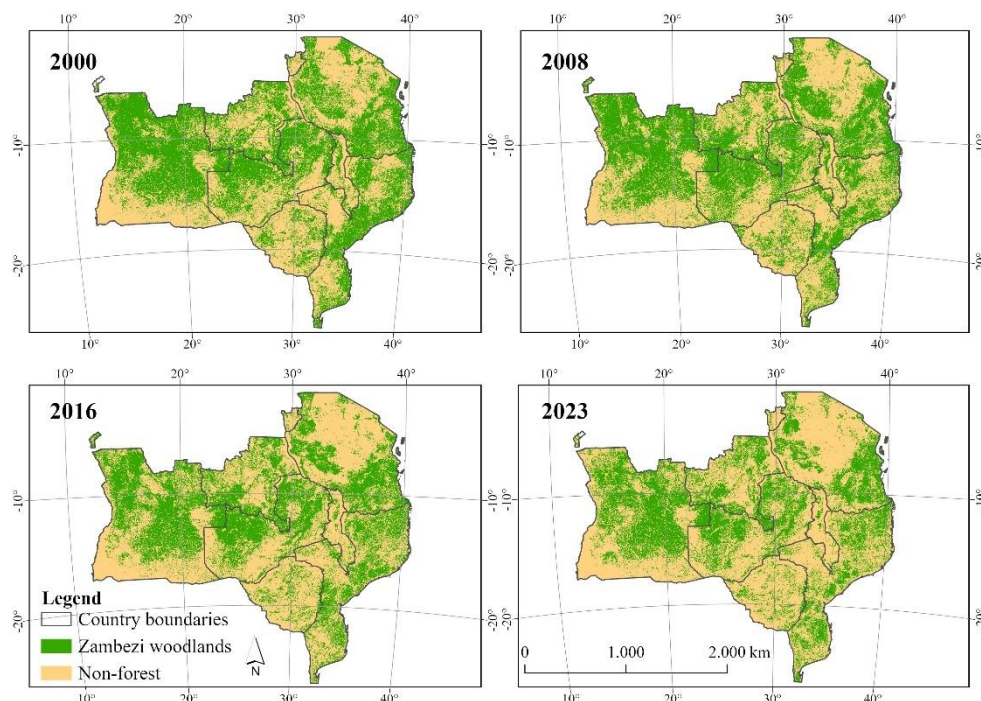


Figure 4-3 : The maps illustrate changes in the spatial distribution of Zambezi woodlands derived from supervised classification of Landsat imagery for the years 2000, 2008, 2016, and 2023 using the Random Forest classifier. A marked decline in woodlands cover is observed between 2000 and 2023.

4.7.2. Dynamics of landscape composition

The analysis of landscape composition reveals a pronounced decline in forest cover, amounting to a loss of 21.94% over 23 years. The forested area decreased from 2,328,377.5 km² (46.41% of the ecoregion) in 2000 to 1,817,513.0 km² (36.23%) in 2023, corresponding to an annual deforestation rate of 0.95%. At the national scale, forest cover exhibited widespread and significant declines. In Angola and Zambia, where forests previously dominated the landscape, non-forest areas have now become predominant. For example, Angola's forest cover declined from 725,351.50 km² (56.54% of the national territory) in 2000 to 586,861.50 km² (45.74%) in 2023, representing an annual deforestation rate of 0.83%. In Zambia, forest area decreased from 409,362.25 km² (54.37%) in 2000 to 321,477.25 km² (42.70%) in 2023, corresponding to an annual deforestation rate of 0.93% (Figure 4-4).

In other countries, Burundi's forest cover decreased markedly from 5,179.25 km² (18.61% of national territory) in 2000 to 2,897.50 km² (10.41%) in 2023, indicating an annual deforestation rate of 1.92%. Malawi experienced a significant decline from 37,201.50 km² (31.05%) to 19,530.50 km² (16.30%), corresponding to a 2.07% annual deforestation rate. In Mozambique, forest area decreased from 393,792.00 km²

(49.00%) to 310,816.25 km² (24.95%) in 2023, with an annual deforestation rate of 0.92%. These countries thus lost nearly half their initial forest cover over the study period (Figure 4-4). In southeastern DRC, forest cover declined from 239,073.25 km² (10.19% of the national territory) in 2000 to 199,467.00 km² (8.50%) in 2023, corresponding to an annual deforestation rate of 0.72%. Tanzania's forested area fell from 388,819.50 km² (40.48%) to 293,787.25 km² (30.58%), translating to a 1.06% annual deforestation rate. Finally, Zimbabwe's forest area shrank from 129,598.25 km² (33.10%) to 82,675.75 km² (21.12%), representing an annual deforestation rate of 1.57% (Figure 4-4). These findings underscore extensive forest losses across all countries, with notably high deforestation rates in Malawi and Burundi, indicative of intensifying human pressures. However, Angola experienced the greatest absolute forest loss.

Change detection analysis at the ecoregional scale reveals a progressive decrease in stable forest proportion, from 35.06% (2000–2008) to 28.20% (2016–2023), reflecting a consistent decline in forest stability. Simultaneously, forest loss consistently accounted for 13.60% (2000–2008), 14.96% (2008–2016), and 13.00% (2016–2023), suggesting persistent anthropogenic pressure. Conversely, forest regeneration decreased notably, from 12.35% (2000–2008) to 9.17% (2008–2016), and then further declined to 8.73% (2016–2023), indicating a reduced capacity for natural regeneration (Figure 4-5).

At the national scale, Angola's stable forest decreased from 46.22% (2000–2008) to 35.59% (2016–2023), while forest loss increased slightly from 10.44% to 11.18%, and forest regeneration remained relatively stable, shifting marginally from 9.68% to 9.99%. In Burundi, stable forest declined from 7.90% to 5.39%, forest loss decreased from 9.19% to 7.36%, and regeneration dropped from 8.49% to 4.72%. In Zambia, stable forest slightly decreased from 38.33% to 34.05%, forest loss decreased from 14.43% to 13.67%, and regeneration notably declined from 14.81% to 7.31% (Figures 4-5 and 4-6).

In the remaining countries, Malawi's stable forest shrank significantly from 19.99% to 10.17%, forest loss declined from 9.91% to 8.07%, and forest regeneration sharply dropped from 6.08% to 3.09%. Mozambique's stable forest area fell from 30.45% to 23.62%, while forest loss increased from 17.77% to 19.36%, and regeneration remained relatively stable, rising slightly from 13.29% to 13.41%. In southeastern DRC, stable forest declined from 33.79% to 31.24%, forest loss decreased from 14.57% to 10.87%, and regeneration dropped from 14.03% to 6.81%. Tanzania's stable forest decreased from 34.39% to 25.16%, forest loss slightly declined from 13.69% to 12.82%, and regeneration reduced from 12.34% to 6.74%. Finally, Zimbabwe's stable forest decreased from 14.08% to 12.16%, forest loss from 13.26% to 9.28%, and regeneration from 14.26% to 6.71% (Figures 4-5 and 4-6). Overall, these findings highlight widespread forest loss across all countries, characterized by reduced landscape stability and a marked decline in regeneration capacity—insufficient to offset the observed deforestation.

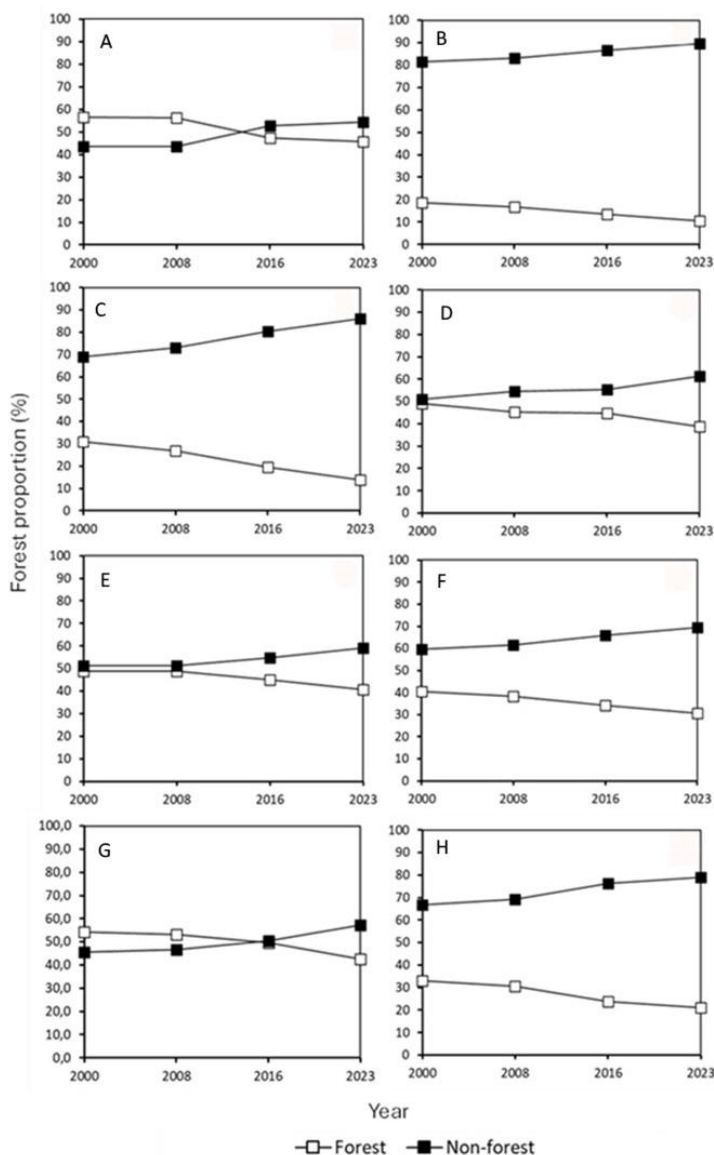


Figure 4-4 : Changes in forest cover proportions in Angola (A), Burundi (B), Malawi (C), Mozambique (D), south-eastern DRC (E), Tanzania (F), Zambia (G), and Zimbabwe (H), derived from the supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm. The results show a decline in forest cover proportions in all countries from 2000 to 2023.

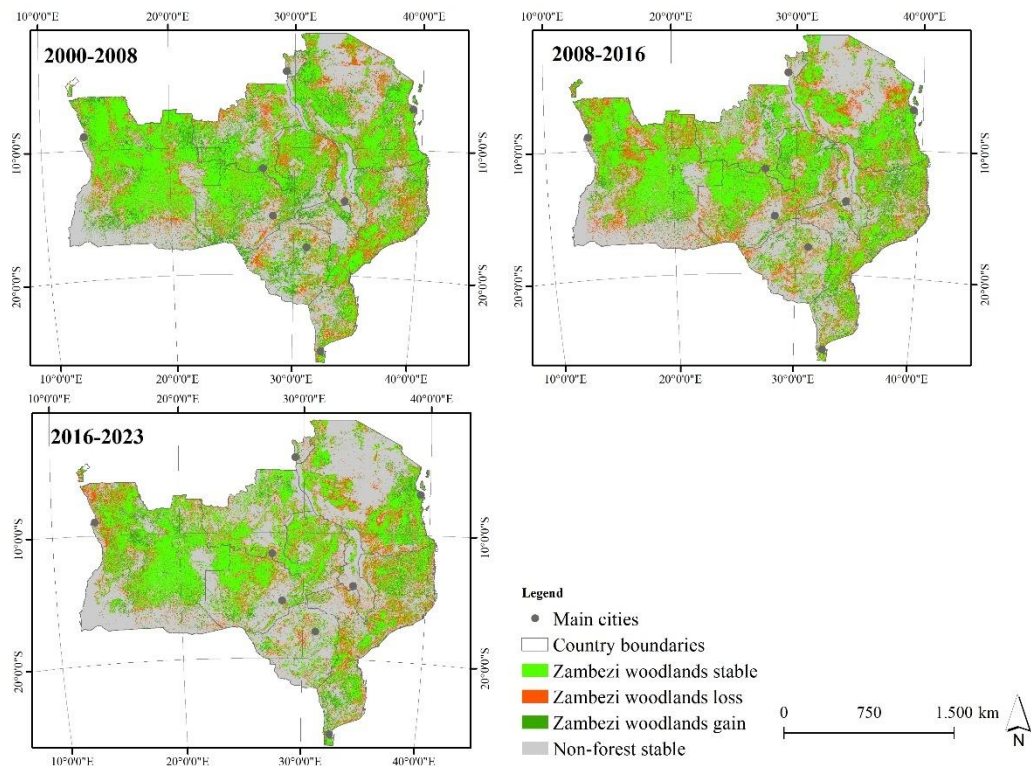


Figure 4-5 : Change maps illustrating shifts in forest cover across the Miombo ecoregion from 2000–2008, 2008–2016, and 2016–2023, derived from supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm. The results highlight a marked regression in forest cover between 2000 and 2023.

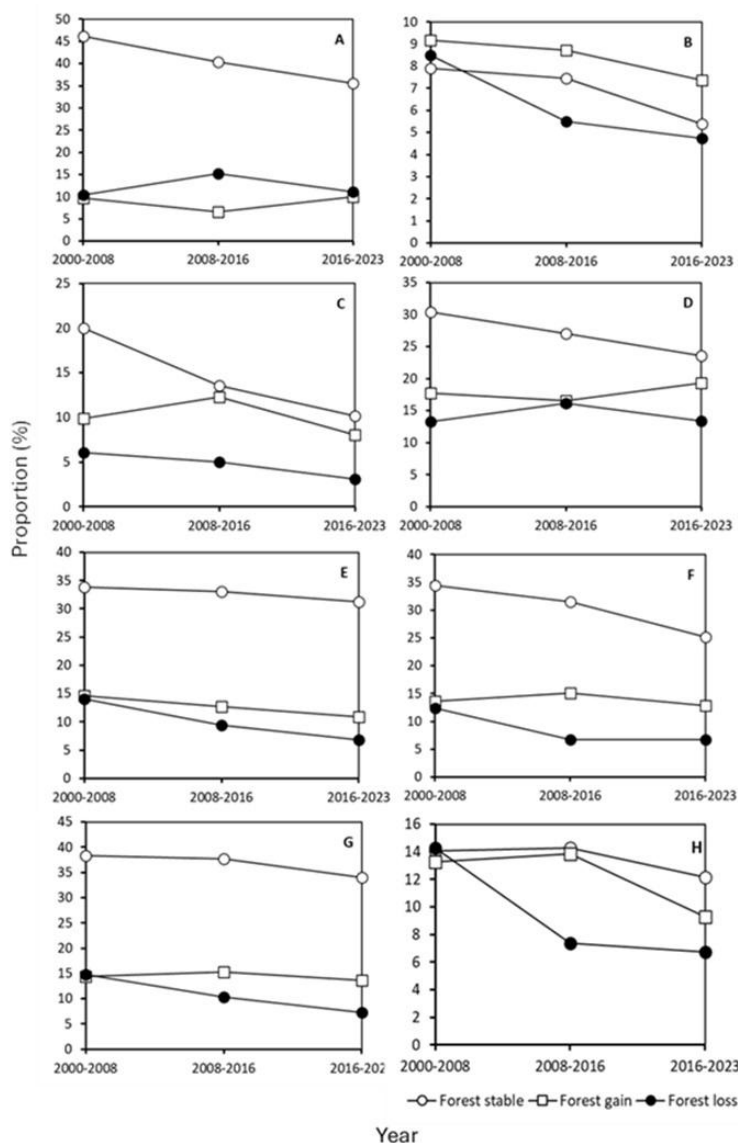


Figure 4-6 : Changes in the proportion of stable forest, forest loss, and forest gain in Angola (A), Burundi (B), Malawi (C), Mozambique (D), south-eastern DRC (E), Tanzania (F), Zambia (G), and Zimbabwe (H), derived from the supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm. The proportion of stable forest, forest loss, and forest gain decreased in all countries between 2000 and 2023.

4.7.3. *Structural dynamics of the landscape*

Between 2000 and 2008, forests in the Zambezi ecoregion underwent significant structural changes characterized by dissection, with a proportional area ratio (t) of 0.96. At the national scale, a similar pattern of dissection—indicated by simultaneous reduction in forest area and an increase in patch number—occurred in Angola ($t = 0.98$), Mozambique ($t = 0.92$), south-eastern DRC ($t = 0.98$), Zambia ($t = 0.97$), and Zimbabwe ($t = 0.92$). Conversely, Burundi, Malawi, and Tanzania experienced a reduction in both forest area and patch number, indicative of suppression (Figures 4-7 and 4-8).

Between 2008 and 2016, the Zambezi ecoregion again underwent dissection ($t = 0.90$), while national-level analyses revealed varying spatial transformation processes. Angola ($t = 0.83$), Mozambique ($t = 0.98$), Zambia ($t = 0.93$), and Zimbabwe ($t = 0.88$) continued experiencing dissection, whereas Malawi showed clear fragmentation ($t = 0.73$), characterized by substantial loss in forest cover and increased fragmentation. Conversely, Burundi and south-eastern DRC exhibited simultaneous reductions in forest area and patch number, indicating suppression processes (Figures 4-7 and 4-8).

From 2016 to 2023, forest dynamics at the ecoregional scale were once again dominated by dissection processes ($t = 0.90$). At the national level, suppression was observed in Angola, Burundi, Malawi, and south-eastern DRC, evidenced by declines in both forest area and patch number. Conversely, dissection characterized forest change in Mozambique ($t = 0.86$), Tanzania ($t = 0.89$), Zambia ($t = 0.85$), and Zimbabwe ($t = 0.88$), reflecting increasing fragmentation through subdividing larger patches into smaller ones (Figures 4-7 and 4-8).

Analysis of the Largest Patch Index (LPI) showed a marked reduction at the ecoregional level, from 47.28% in 2000 to 24.52% in 2023, highlighting increased habitat fragmentation. At the national scale, Burundi experienced the greatest decline (from 47.28% to 24.52%), followed by significant decreases in Malawi, Zambia, Mozambique, and Tanzania. Angola, Zimbabwe, and Tanzania experienced relatively moderate declines, though still notable. These results underscore the widespread fragmentation occurring throughout the region, reinforcing concerns about habitat continuity (Figure 4-9).

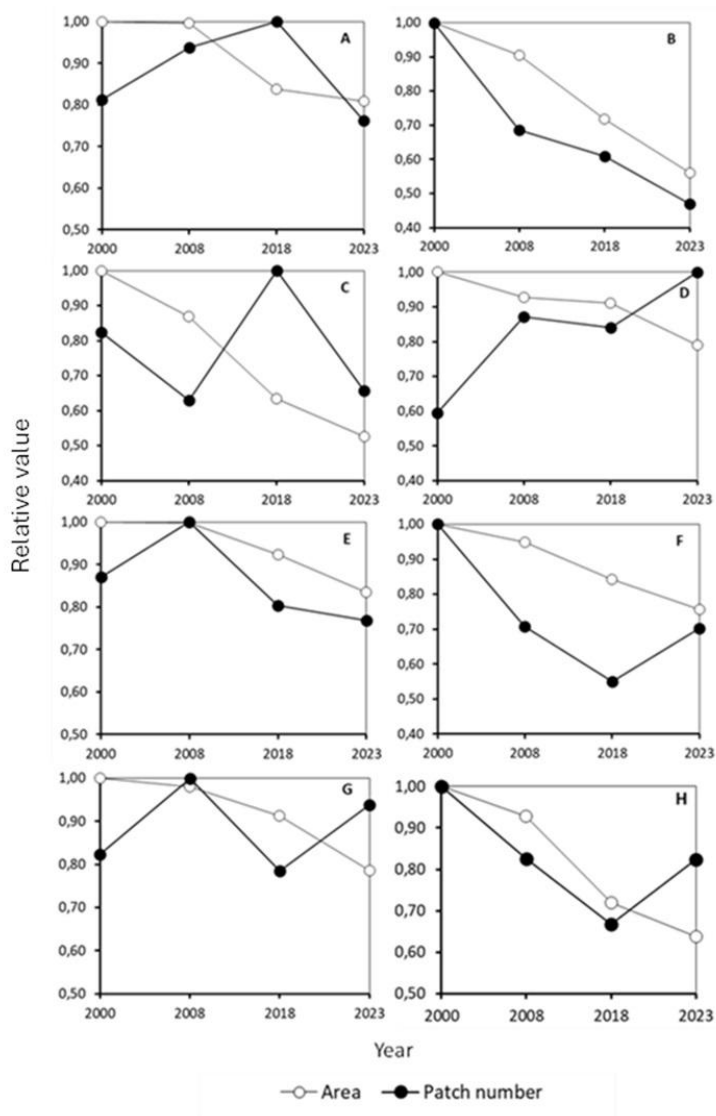


Figure 4-7 : Changes in the relative values of forest area and patch number in Angola (A), Burundi (B), Malawi (C), Mozambique (D), south-eastern DRC (E), Tanzania (F), Zambia (G), and Zimbabwe (H), derived from the supervised classification of 2000, 2008, 2016, and 2023 Landsat images using the Random Forest algorithm. Forest cover decreased in all countries between 2000 and 2023.

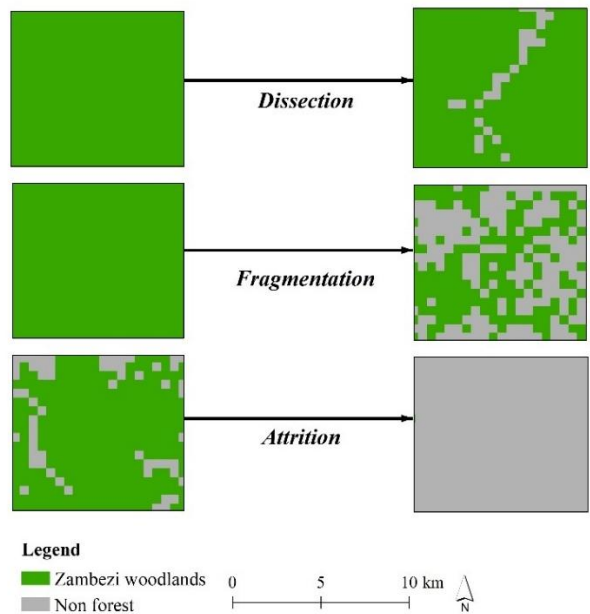


Figure 4-8 : Visualization of spatial transformation processes in the countries of the Zambezi ecoregion (2018–2023), derived from the supervised classification of Landsat images using the Random Forest algorithm.

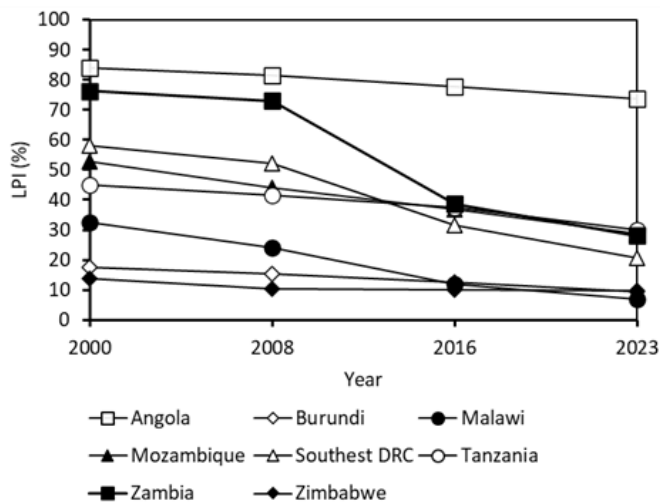


Figure 4-9 : Evolution of the forest LPI in the countries of the Zambezi ecoregion, derived from the supervised classification of Landsat images using the Random Forest algorithm. The decline in this index indicates an increasing trend of forest fragmentation.

4.8. Discussion

4.8.1. Methodological Approach

The integration of machine learning algorithms with Google Earth Engine (GEE) provides an effective means for monitoring and analyzing large-scale forest dynamics (Gorelick et al., 2017). GEE's free access to Landsat archives, which are well-suited for assessing forest changes due to their moderate spatial resolution and consistent temporal coverage, remains a key advantage (Zhang et al., 2019). However, the necessity of a stable internet connection—which is often unreliable in certain parts of Africa—presents a significant limitation. Despite this challenge, GEE facilitates large-scale evaluations that help overcome many data accessibility constraints (Gorelick et al., 2017).

The Random Forest algorithm further enhances classification accuracy by efficiently handling large and heterogeneous datasets while reducing overfitting (Phan et al., 2020). The integration of Open Foris Collect Earth and Google Earth Pro was particularly valuable for generating reliable training datasets, especially given the vast extent of the Zambezi ecoregion (Bey et al., 2016). The decision to classify only two major categories (Zambezi woodlands vs. non-forest) simplified the analysis but did not account for distinctions between specific woodland types, such as Miombo and Mopane. These subtypes may exhibit local variations in regeneration or degradation patterns. Nevertheless, given the magnitude of deforestation trends at the ecoregion scale, this limitation does not significantly affect the overall conclusions.

Following the guidelines outlined by Olofsson et al. (2014) provided a statistically robust approach to accuracy assessment and area estimation, circumventing the common shortcomings associated with the Kappa statistic (Pontius and Millones, 2011). Key metrics—including overall, user, and producer accuracies—quantified the reliability of classifications, while adjusted area estimates clarified the extent of each land-cover category. Similarly, quantity and allocation disagreements were used to measure discrepancies between classification outputs and validation data.

Landscape dynamics were analyzed using indices derived from Class Area (CA) and Patch Number (PN) for each land-cover class, recognized as critical indicators of spatial structure (McGarigal, 2013). CA enabled the calculation of PLAND, both of which are essential metrics for assessing landscape composition and dynamics (McGarigal, 2015). Additionally, CA served as the basis for computing the Largest Patch Index (LPI), a widely used indicator of fragmentation (McGarigal, 2013), previously applied by Useni et al. (2020) to evaluate Miombo fragmentation within the former Lufira Biosphere Reserve. However, area-based indices are inherently constrained by study scale, as parcel sizes and overall landscape extent define upper and lower analytical limits (McGarigal, 2015). While the use of medium-resolution imagery partially mitigates these constraints, subtle shifts in landscape configuration may still go undetected. Furthermore, CA and PN were incorporated into the algorithm developed by Bogaert et al. (2004) to identify spatial transformation processes. While this algorithm has been widely applied at local scales to analyze

configuration changes and their underlying drivers (Mpanda et al., 2022; Useni et al., 2024d), it may have limitations in capturing the full spatial and temporal complexity of deforestation processes.

4.8.2. Deforestation trends in the Zambezi ecoregion and its countries

Analysis of forest trends in the Zambezi ecoregion reveals a substantial decline in forest cover, mirroring previous findings reported by Kamnitzer (2024) between 1980 and 2020. These results also align with studies from specific sub-regions, such as Katanga in southeastern DRC (Khoji et al., 2023; Useni et al., 2024d), Malawi (Gondwe et al., 2019) and main land Tanzania (Nzunda and Midtgaard, 2019). Furthermore, they are consistent with broader assessments of African tropical forests and global forest trends (Potapov et al., 2022; Aleman et al., 2018; Hansen et al., 2013), despite variations in percentages and methodologies.

At the country level, forest-dominant landscapes in Angola and Zambia have been largely replaced by non-forest cover. In Angola, the cessation of civil war in 2002 triggered rapid land-use changes, driven by population growth, an influx of oil-related revenue, and governance challenges (Pacheco et al., 2021). As the largest forested country in the ecoregion, Angola ranks among the top nations driving global forest loss, according to FAO (2021). Findings in this study confirm the trends reported by Chiteculo et al. (2018), highlighting significant forest declines in Huambo Province, and FAO (2021) at the national level. In Zambia, deforestation is linked to weak forest governance, characterized by legislative inconsistencies, limited administrative capacity, and inadequate resources (Kalaba, 2016). These shortcomings have enabled unregulated fuelwood extraction, charcoal production, mining, and agriculture, exacerbating forest loss (Mwitwa et al., 2012). Despite efforts to decentralize forest management and increase local participation, coordination and monitoring challenges persist. These findings align with Phiri et al. (2019), who documented accelerated deforestation in Zambia since the 1990s.

Other countries, including Burundi, Malawi, and Mozambique, have experienced extensive forest losses, with forest cover declining by nearly half over the study period. In Burundi and Malawi, high population densities—combined with a heavy reliance on subsistence agriculture (Masolele et al., 2024) and limited electricity access (World Bank, 2024)—have intensified pressure on forests for energy production. These countries also face severe funding shortages for biodiversity conservation and restoration initiatives (Polisi et al., 2017; World Bank, 2024). The findings here align with the observations of Depicker et al. (2021) in Burundi, where deforestation began in the 1980s and has since accelerated, as well as those in the FAO (2021) report identifying Malawi among the nations with substantial deforestation rates. Moreover, the results confirm the patterns recorded by Pacheco et al. (2021) in Mozambique, showing increasing forest loss since 2000—despite variations in data sources and methods. Lisboa et al. (2024) attribute this intensifying pressure to agriculture, logging, and timber production. Although recent sustainable forest management strategies have been proposed, implementation remains a major

challenge (Pacheco et al., 2021).

Significant forest losses have also occurred in southeastern DRC, Tanzania, and Zimbabwe. In southeastern DRC, mining expansion over the past two decades has led to the conversion of forested land into extraction sites and infrastructure (Mwitwa et al., 2012; Useni et al., 2017b). Rapid urban growth has heightened demand for food and charcoal, exacerbated by limited electricity access (Kabulu et al., 2018; Useni et al., 2018b; World Bank, 2024). Enforcement of the 2002 Forest Code remains constrained by governance challenges and socio-economic barriers (Gonzalez, 2018). Similar patterns emerged in the Katanga Copperbelt following the liberalization of the mining sector in 2002 (Cabala et al., 2017a). In Tanzania, agriculture, widespread charcoal production, and weak policies limiting forest-to-farmland conversion drive extensive deforestation (Doggart et al., 2020; World Bank, 2024). According to the FAO (2021), Tanzania ranks among the top ten contributors to global forest loss. In Zimbabwe, deforestation results from agriculture, infrastructure expansion, logging, wildfires, mining, and charcoal production (Gotore et al., 2019). Additionally, wood use for tobacco curing accounts for nearly one-quarter of total deforestation (Kamnitzer, 2024). The trends identified here align with Gotore et al. (2019), indicating that deforestation, first reported in the 1990s, intensified after 2000. Such declines in forest cover undermine biodiversity, ecosystem services, and overall ecological resilience within the Zambezi ecoregion (Lisboa et al., 2024).

The ecoregion's annual deforestation rate of 0.95% slightly exceeds Kamnitzer (2024) estimate of 0.75% for 1980–2020 and ranks higher than rates reported for some humid tropical forests, notably the Amazon (0.30%), Southeast Asia (0.31%), and the Congo Basin (0.56%) between 2000 and 2020 (FAO, 2021). While methodological differences partially explain these disparities, dry tropical forests are inherently prone to climatic variability and susceptible to drought stress, which can amplify anthropogenic impacts (Timberlake and Chidumayo, 2011). National-level deforestation rates mirror these overarching trends, surpassing 1% per year in many countries. Malawi's 2.07% aligns with (FAO, 2021) estimates for 2010–2020. Burundi's 1.92% moderately corresponds to Depicker et al. (2021) estimate of 1.6% for 1958–2016. Zimbabwe's 1.57% is close to the UNDP's (2022) rate of 1.9% between 2000 and 2010, while Tanzania's 1.06% approximates FAO's (2021) 0.88%.

Conversely, Mozambique's 0.92% is higher than Cianciullo et al.'s (2023) 0.23% for 2000–2016 but closer to FAO's (2021) 0.59%. Zambia's 0.93% annual rate falls within (Phiri et al., 2019) 0.54–3.05% bracket, yet surpasses FAO's (2021) 0.41% for primary forests alone. Angola's 0.83% aligns with FAO's general range of 0.74–0.80% for 2000–2020 (FAO, 2021). Meanwhile, southeastern DRC's rate of 0.72% is about double the national 0.38% reported by (Eba'a Atyi et al., 2022) between 2001 and 2019. These apparent discrepancies stem from differing definitions, methodologies, and time frames, yet the overarching pattern of forest contraction remains consistent.

Landscape configuration analysis at both the ecoregional and national scales reveals a substantial decline in forest cover, primarily driven by suppression, fragmentation, and dissection processes. Suppression, often triggered by conversion to agriculture or

built-up areas, leads to biodiversity loss and facilitates the spread of invasive species (Ribeiro et al., 2020a).). Fragmentation and dissection—driven by infrastructure development—are particularly pronounced in mining and agricultural areas (Mwitwa et al., 2012), increasing habitat isolation, disrupting ecosystems, and affecting vulnerable species (Khoji et al., 2023). Numerous studies in southeastern DRC corroborate these findings (Khoji et al., 2024; Useni et al., 2024a; Mpanda et al., 2022).

Furthermore, the sustained decline in the Largest Patch Index (LPI) highlights significant forest fragmentation, often attributed to expanding road networks for transporting agricultural and mineral products (Khoji et al., 2023). Such fragmentation undermines regional biodiversity (Lisboa et al., 2024). Similar patterns are observed in southeastern DRC and Zambia, where mining exerts additional fragmentation pressures (Mwitwa et al., 2012).

These multiple pressures contribute to increasing instability within forest ecosystems, often manifested as a gradual erosion of ecological resilience. This instability is evident in the decline of stable forest cover between 2000 and 2023, which compromises essential ecosystem functions, including carbon sequestration, hydrological regulation, and soil erosion control (Ryan et al., 2016).

Although large areas of forest have been lost, data from multiple localities also indicate pockets of forest regeneration. This regeneration capacity, particularly notable in Miombo woodlands, is attributed to species' resprouting and recovery abilities (Montfort et al., 2021; N'tambwe et al., 2024). However, the rate of natural regeneration lags behind forest clearing, particularly in regions where small-scale agriculture and fuelwood harvesting quickly disturb regenerating stands (Ryan et al., 2016). Consequently, the ability of these regenerating forests to restore ecological balance remains constrained.

4.8.3. *Implications for forest management in the Zambezi ecoregion*

Our findings confirm a pronounced reduction in forest cover throughout the Zambezi ecoregion, driven by high deforestation rates and intensifying fragmentation. Nonetheless, we identified instances of relative stability and regeneration, albeit insufficient to reverse net losses. On one side, persistent anthropogenic pressures weaken the ecological resilience and service provision of these forests, which support over 100 million people (Deweese et al., 2010). On the other hand, the inherent capacity of Miombo woodlands to regenerate (Montfort et al., 2021; N'tambwe et al., 2024), remains a positive factor. However, the progress of natural succession remains hindered by ongoing land-use demands (Khoji et al., 2023). Alleviating these pressures is essential for maintaining forest viability.

Adherence to SADC's forest conservation objectives (SADC, 2023) is paramount. Enhancing local community participation in forest governance fosters ownership and accountability. For example, the Wildlife Conservation Society's projects in Tanzania's Ruaha-Katavi corridor combine forest restoration with alternative livelihoods—beekeeping, livestock health improvements—to produce long-term

economic benefits (Kamnitzer, 2024). SADC's policies also advocate integrated monitoring frameworks to safeguard Miombo ecosystems, although consistent implementation remains challenging without coordinated oversight (SADC, 2023). Establishing dedicated committees to track compliance and progress could improve outcomes.

Rehabilitating degraded landscapes demands both natural and assisted regeneration, building on successful experiences like those in Niger, Mali, and Senegal (Reij and Garrity, 2016). Reforestation with fast-growing native species can further enhance carbon storage, soil health, and biodiversity (Kyalamakasa et al., 2021). In addition, agricultural policies must reconcile food security with resource conservation. Conservation agriculture, emphasizing minimal soil disturbance, permanent ground cover, and crop rotation, can prevent further conversion of forests (Gliessman, 2018). This approach is particularly pertinent in nations where agriculture spans large proportions of land, as in Burundi (83%), Malawi (64%), and Mozambique (53%) (World Bank, 2024). Agroecological practices trialed in Malawi's Nkhosha region have notably supported biodiversity protection while sustaining yields (Pangapanga-Phiri et al., 2024).

For countries heavily dependent on tobacco, such as Zimbabwe, Malawi, and Tanzania, diversifying cropping systems and adopting agroforestry practices help reduce wood consumption for curing while improving land productivity. In the North Kivu region of eastern DRC, for instance, integrating *Tephrosia vogelii* has boosted soil fertility and mitigated erosion (Dumont et al., 2015). Charcoal dependence, closely linked to limited electrification, highlights the need to scale up renewable energy sources like solar and biogas (World Bank, 2024). Studies suggest that increasing renewables correlates positively with forest conservation (Ponce et al., 2021). Curbing the impacts of urbanization involves promoting sustainable urban planning and expanding protected areas, as demonstrated by Angola, where 10% of national territory is under protection (Planet Protected, 2024). Such efforts include creating buffer zones and urban parks, following successful models in Addis Ababa (Ethiopia) or Cali (Colombia) (McCarthy, 2022). In mining areas like Zambia and southeastern DRC, sustainable mining practices—site rehabilitation, environmental impact mitigation, and responsible waste management—are essential. The “Forest Smart” framework from PROFOR (2016) offers a notable model that integrates forest stewardship within mining operations.

Finally, while this study quantified deforestation dynamics in the Zambezi ecoregion, it did not identify the specific drivers responsible for forest loss, thereby limiting a comprehensive understanding of the processes underpinning this decline. Nonetheless, it offers a robust foundation for exploring deforestation drivers, using spatiotemporal data and fragmentation indicators that can be employed to model anthropogenic impacts and inform the sustainable management of forest ecosystems.

4.9. Conclusion

This study quantified the spatiotemporal dynamics of forests in the Zambezi ecoregion from 2000 to 2023 by integrating Landsat imagery classified using the Random Forest algorithm, Geographic Information Systems, and landscape structure indices. The findings confirm a significant decline in forest cover, with an annual deforestation rate of 0.95%, along with increased fragmentation, as evidenced by a rising number of patches and a decrease in the largest patch index. Anthropogenic pressures are reflected in forest patch suppression and dissection processes. Additionally, similar deforestation trends were observed across all countries, with particularly high rates in those characterized by very high population density, limited electricity access, and extensive agricultural land, such as Malawi, Burundi, and Zimbabwe. These results indicate that forest cover in the Miombo ecoregion is under increasing pressure, driving its deforestation. By providing a detailed analysis of deforestation and fragmentation dynamics at the Miombo ecoregion scale, this study makes a valuable contribution to current knowledge. However, it is limited by its focus on deforestation without incorporating specific drivers of forest loss and degradation.

Despite these limitations, the findings underscore the urgency of developing regional forest restoration strategies, including natural regeneration, reforestation, and ecologically sustainable agricultural practices. The identified constraints highlight the need for further research on the underlying drivers of deforestation and forest degradation in the Zambezi ecoregion to enhance the understanding of disturbances affecting these forests.

Chapitre 5

**Quantification and simulation of landscape
anthropization around the mining
agglomerations of southeastern Katanga
(DR Congo) between 1979 and 2090**

5.1. Référence bibliographique

Khoji, M.H., N'Tambwe, D.-D., Malaisse, F., Waselin, S., Sambiéni, K.R., Cabala, K.S., Munyemba, K.F., Bastin, J.-F., Bogaert, J., Useni, S.Y., 2022. Quantification and Simulation of Landscape Anthropization around the Mining Agglomerations of Southeastern Katanga (DR Congo) between 1979 and 2090. *Land*, 11, 850. <https://doi.org/10.3390/land11060850>

5.2. Contextualisation

Dans le chapitre précédent, l'analyse a porté sur l'évolution historique de la déforestation dans l'écorégion zambézienne et les pays où prédominent les forêts claires zambéziennes. Ce chapitre s'attache quant à lui à quantifier l'anthropisation historique autour des agglomérations du Katanga méridional, situées au sud-est de la RD Congo, à la limite nord de l'écorégion zambézienne. Il vise également à prédire les tendances futures dans l'hypothèse où le rythme actuel de changement se maintiendrait. Il s'agit de caractériser les phases passées et potentielles d'anthropisation du paysage autour de ces villes en évaluant la pertinence du modèle d'évolution paysagère proposé par Bogaert et al. (2014) pour les paysages du Nord.

5.3. Résumé

Quantification et simulation de l'anthropisation du paysage autour des agglomérations minières du sud-est du Katanga (RDC) entre 1979 et 2090.

Dans le sud-est du Katanga, les activités minières sont (in)directement responsables de la déforestation, de la dégradation des écosystèmes et de la densification non planifiée des zones bâties. Cependant, ces dynamiques restent peu étudiées à l'échelle locale. Dans un premier temps, nous avons quantifié l'anthropisation des paysages autour de quatre agglomérations du sud-est du Katanga (Lubumbashi, Likasi, Fungurume et Kolwezi) afin d'évaluer l'applicabilité du modèle Nature–Agriculture–Urbanisation, qui stipule que les paysages naturels sont progressivement remplacés par des paysages anthropiques, initialement dominés par la production agricole, puis par des zones urbanisées.

Dans un second temps, nous avons prédit les tendances évolutives de l'anthropisation des paysages à l'horizon 2090 à l'aide d'une chaîne de Markov de premier ordre. La cartographie, combinée aux outils d'analyse en écologie du paysage, a montré que la couverture naturelle, dominante en 1979, a perdu plus de 60 % de sa superficie en 41 ans (1979–2020) autour de ces agglomérations, au profit de la production agricole et énergétique, désormais la matrice paysagère dominante en 2020, mais également des zones bâties. Ces transformations, qui se sont intensifiées entre 2010 et 2020, sont particulièrement prononcées autour des agglomérations de Lubumbashi et de Kolwezi. Les zones bâties, dont l'extension se

poursuit progressivement, deviendront le processus dominant d'ici 2060 à Lubumbashi et 2075 à Kolwezi.

Ces résultats confirment l'applicabilité du modèle Nature–Agriculture–Urbanisation au contexte tropical et soulignent l'urgence de mettre en œuvre un plan de développement territorial ainsi que des alternatives à l'utilisation du charbon de bois comme principale source d'énergie, afin de réduire la pression exercée sur les écosystèmes naturels, en particulier dans les zones périurbaines.

Mots clés : Sud-Est du Katanga ; agglomération minière ; anthropisation des paysages ; changement de couverture terrestre.

5.4. Abstract

In Southeastern Katanga, mining activities are (in)directly responsible for deforestation, ecosystem degradation and unplanned building densification. However, little is known about these dynamics at the local level. First, we quantify the landscape anthropization around four agglomerations of Southeastern Katanga (Lubumbashi, Likasi, Fungurume and Kolwezi) in order to assess the applicability of the Nature–Agriculture–Urbanization model based on the fact that natural landscapes are replaced by anthropogenic landscapes, first dominated by agricultural production, and then built-up areas. Secondly, we predict evolutionary trends of landscape anthropization by 2090 through the first-order Markov chain. Mapping coupled with landscape ecology analysis tools revealed that the natural cover that dominated the landscape in 1979 lost more than 60% of its area in 41 years (1979–2020) around these agglomerations in favor of agricultural and energy production, the new landscape matrix in 2020, but also built-up areas. These disturbances, amplified between 2010 and 2020, are more significant around Lubumbashi and Kolwezi agglomerations. Built-up areas which spread progressively will become the dominant process by 2060 in Lubumbashi and by 2075 in Kolwezi. Our results confirm the applicability of the Nature–Agriculture–Urbanization model to the tropical context and underline the urgency to put in place a territorial development plan and alternatives regarding the use of charcoal as a main energy source in order to decrease the pressure on natural ecosystems, particularly in peri-urban areas.

Keywords: Southeastern Katanga; mining agglomeration; landscape anthropization; land cover change.

5.5. Introduction

Tropical forests are one of the richest environments in terms of biodiversity (FAO, 2010). Consequently, forest ecosystems are recongnized as the key pillar in maintaining the overall balance of the planet (ter Steege et al., 2015) since human populations depend on and are linked to these ecosystems for their well-being (MEA, 2005). However, in an effort to increase economic development, changes in

anthropogenic activities over the past 50 years have caused significant pressures on forest ecosystems, threatening their ability to provide ecosystem services (WWF, 2012).

Indeed, besides natural causes such as forest fires, diseases or pests that can affect trees, anthropogenic pressure on forest ecosystems is the main cause of changing their spatial pattern (Bogaert et al., 2008). The situation is most alarming in sub-Saharan Africa, where forest ecosystems are experiencing rapid degradation (WWF, 2012). Countries in this region of the world already have higher proportions than European countries in terms of pressure on land use, changes in atmospheric composition, disruption of the water cycle, alteration of the nitrogen cycle and loss of biodiversity per unit of wealth produced (Kestemont et al., 2011). For example, in sub-Saharan Africa, the urban population is expected to increase five-fold, from 200 million people in 2000 to one billion in 2050, while the urbanized area will increase 12-fold over the same period, from $\pm 26,500 \text{ km}^2$ to $\pm 325,500 \text{ km}^2$ (Angel et al., 2011).

The Democratic Republic of the Congo (DRC) is a country with remarkable forest resources (Tchatchou et al., 2015) that is no exception to this trend. It is among the countries with one of the highest population growth rates. Its population was estimated at 30.7 million in 1984, compared to 81.3 million in 2017 (Pourtier, 2018). The expansion of survival activities, among other shifting cultivation and charcoal production, are the major causes of deforestation and forest degradation, concentrated mainly around urban areas (Megevand et al., 2013; Potapov et al., 2012). With less than 10% of the Congolese population having access to electricity, the country is among those with the lowest electrification rate (World Bank, 2020). Thus, as an illustration, an annual deforestation rate of 0.23% was noted between 2000 and 2010, corresponding to a loss of 371,180 km² of forest per year over the entire country to meet the energy demand (Potapov et al., 2012). It should be noted that this deforestation concerns primary and secondary forests in the central basin (Tchatchou et al., 2015). This deforestation is mainly concentrated in the provinces of Kinshasa and Bas-Congo, in the east of the DRC and around the medium-sized cities along the Congo River (Ickowitz et al., 2015) but also in Southeastern Katanga, where miombo woodland is disappearing in favor of anthropogenic land cover (Vranken et al., 2011).

The landscapes of Southeastern Katanga have been profoundly modified by the mining activities developed since 1909, which have led to agricultural development to feed the workers of the mining companies and the creation of new agglomerations for their homes (Banza et al., 2009). The consequences of the economic attractiveness of the mining industry, especially since the liberalization of the mining sector in 2002, are a massive rural exodus and rapid population growth (Nkuku and Rémon, 2006; Useni et al., 2018a). The resulting rapid spatial expansion of urban areas is likely to induce a range of negative socio-economic and environmental impacts, such as loss of agricultural land, deforestation, persistent land insecurity, inadequate amenities and degradation of ecosystem services (Wang

et al., 2021). Furthermore, urbanization contributes to the creation of single ecosystems through biotic homogenization (McKinney, 2006). The future of vegetation is thus largely dependent on the spatial pattern of Southeastern Katanga cities, which are constantly expanding their hold on areas that still retain their rural character, leading to the creation of peri-urban areas (Useni et al., 2018a; World Bank, 2018). If peri-urban areas are considered land reserves for the extension of cities, their dynamics and management are not planned in Southeastern Katanga (World Bank, 2018; Aguilar et al., 2022). The demographic pressure on urban areas and subsequently on peri-urban areas will continue, and without a minimum of organization, environmental degradation could accelerate and access to land for housing and agriculture would become increasingly competitive for the population (Trefon and Kabuyaya, 2015).

As human influence on these landscapes has increased dramatically, methods are needed to properly monitor and evaluate changes in land use and land cover (Herzog et al., 2001). Analysis of the spatiotemporal dynamics of natural landscapes is important for monitoring and quantifying the consequences of human activities (Schlaepfer, 2002). For this reason, the quantification of landscape spatial patterns and their evolution over time is becoming a major concern due to the magnitude of change (Burel and Baudry, 2012) and will increase in the coming decades. Among the different existing approaches, the landscape evolution of the model of Bogaert et al. (2014) based on the fact that natural landscapes are replaced by anthropogenic landscapes, first dominated by agricultural production and then urbanization (Forman and Godron, 1986), has been proposed. It must be noted that this model, designed for landscapes in temperate regions, has not yet been tested on landscapes in developing countries.

For this reason, we quantify the landscape anthropization around the agglomerations of Southeastern Katanga. The specific objectives are (i) to evaluate the applicability of the evolutionary sequence model of natural landscapes of the model of Bogaert et al. (2014) in a tropical mining context and (ii) to determine the evolutionary trends of landscape anthropization by 2090. We hypothesized that the natural cover undergoes a regressive dynamic in Southeastern Katanga to the benefit of agricultural and energy production. In the lack of an adequate planning policy, this trend will continue in the future, mainly in favor of building densification and mining coverage. The model of Bogaert et al. (2014) would be applicable in the *miombo* woodland context when combining agricultural production with energy production, two of the important factors leading to Savanna development (Useni et al., 2017b).

5.6. Materials and methods

5.6.1. Research Area

The present study was conducted in four agglomerations (Lubumbashi: 11°35.732'–11°38.227' S and 27°18.158'–27°49.16' E; Likasi: 11°1.474'–11°4.437' S and 26°35.842'–27°6.37' E; Kolwezi: 10°35.735'–10°39.026' and 25°7.945' S–25°35.418' E; Fungurume: 10°39.137'–10°41.359' S and 25°58.870'–26°29.322' E) (Figure 5-1). These agglomerations are known as the main poles of landscape anthropization in South-eastern Katanga (Dupin et al., 2013; Cabala et al., 2017a; Useni et al., 2021). With sandy soil in the north and sandy-clay soil in the south, the relief of the Southeastern Katanga is characterized by a succession of mineralized and non-mineralized hills, mountain ranges, plateaus, plains and valleys (Leblanc and Malaisse, 1978). This region belongs to the Cw climatic type according to Köppen's classification, with a rainy season (from November to April) and a dry season for the rest of the year (Kottek et al., 2006). The average annual temperature was 20 °C in the second half of the 20th century, but ongoing warming in the region is evident (Kalombo, 2015). Total annual rainfall varies from 1200 mm (in the Lubumbashi area) to nearly 1600 mm (in the Kolwezi area), according to (Malaisse, 2010). This pattern remains valid, although recent studies suggest a trend toward a later onset of rains and lower average annual rainfall (Kalombo, 2016). Southeastern Katanga is a subregion of the greater Sudan-Zambezian region, otherwise lying within the Zambezian domain, characterized primarily by humid *miombo* woodland dominated by a few species, mostly from the genera *Brachystegia*, *Julbernardia* and *Isobertia* (Campbell, 1996), *miombo* woodland dominated by *Marquesia* and the high termite mounds of *miombo* woodland alongside savannas (Malaisse, 1973). The main economic activities in Southeastern Katanga are mining, agriculture, livestock, trade (mostly informal) and services for a population of more than 2 million inhabitants in Lubumbashi, nearly 800,000 inhabitants in Likasi and Kolwezi, compared to nearly 400,000 inhabitants in Fungurume (Bazin et al., 2015; Ngoie, 2016).

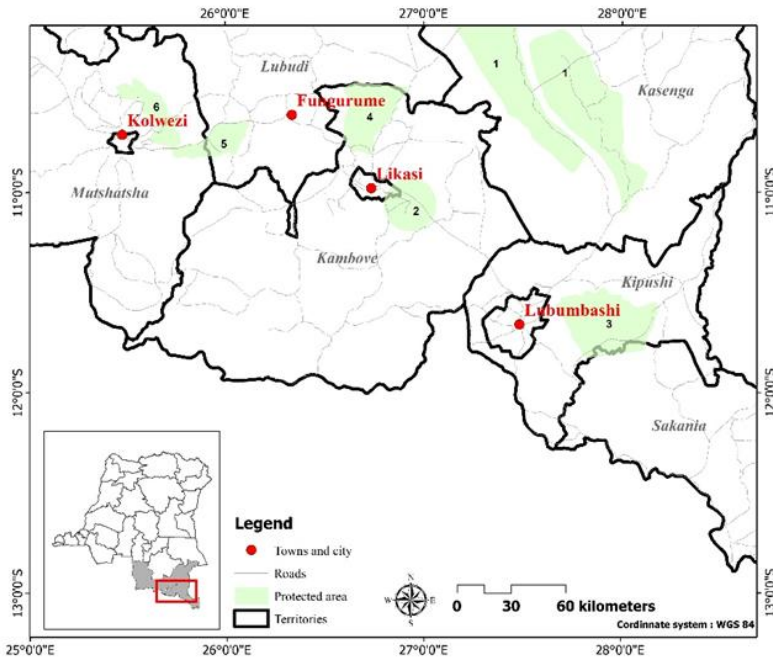


Figure 5-1 : Location of study sites in Southeastern Katanga: Lubumbashi, Likasi, Kolwezi and Fungurume. These agglomerations are located near protected areas (Kundelungu National Park (1), Lufira Biosphere Reserve (2), hunting domains such as Kiziba-Baluba (3), Mufufya (4), Basse Kando (5), Tshangalele (6)). Lubumbashi and Likasi are located in Upper-Katanga province, respectively, in Kipushi and Kambove territories, while Kolwezi and Fungurume are located in Lualaba province, respectively, in Mutshatsha and Lubudi territories.

5.6.2. *Fitting the Nature–Agriculture–Urbanisation model to the Land-Cover of Southeastern Katanga*

5.6.2.1. Data

The 4 poles of anthropization were isolated from 9 Landsat images covering the period between 1979 and 2020. These Landsat images were acquired from MSS (1979, 1984) with 60 m resolution, TM (1990, 1995) with 30 m resolution, ETM+ (2000, 2005, 2010) with 30 m resolution and OLI-TIRS (2015 and 2020) with 30 m resolution, depending on their availability. Lubumbashi and Likasi cities were isolated on the same scene (Path/Row: 173/68) and those of Kolwezi and Fungurume on another scene (Path/Row: 174/67). These Landsat images were acquired during the dry season (June–August) to maintain consistency in the spectral response of the different vegetation covers (Oszwald et al., 2010). Overall, the Landsat images, which were used in this work, cover two distinct periods: the period before the liberalization of the mining sector (1979, 1984, 1990, 1995 and 2000) and the period after the liberalization of the mining sector (2005, 2010, 2015

and 2020) in the Democratic Republic of Congo. The last period was characterized by a significant population growth due to the rural exodus favored by the expansion of mining activities (Nkuku and Rémon, 2006). The period before mining liberalization was also characterized by the civil wars of 1980 and the Sovereign National Conference between 1990 and 1992, while the post-liberalization period was characterized by the economic crisis of 2008.

5.6.2.2. Preprocessing of Landsat Images

The Landsat images were georeferenced in the UTM Zone 35S datum based on the WGS 84 reference ellipsoid. The pixel size was homogenized to 30 m resolution by applying cubic resampling that preserves the radiometric values of the images (Mama et al., 2013). Furthermore, 1979, 1984, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010 and 2015 Landsat images were orthorectified with reference to the 2020 Landsat image and the geometric accuracy of the calibration was acceptable for change analysis. Finally, the calibration based on the subtraction of dark objects was used for the radiometric correction because it allows us to remove atmospheric measurements (Song et al., 2001).

5.6.2.3. Classification of Landsat Images

The false color composite of the selected Landsat images was performed by combining the near-infrared, red and blue channels, with the first two channels providing the best discrimination of vegetation (Barima et al., 2009). Then, for each land cover type on the false color composite, training areas were isolated on the composite images and located on the ground using a GPS (GARMIN 64S, accuracy ± 3 m). Twenty homogeneous training areas selected for each land cover type were used to perform the supervised classification of Landsat images based on the maximum likelihood algorithm. This algorithm uses the statistics of the training areas to calculate the maximum probability of pixels belonging to predefined land cover (Caloz and Collet, 2001). Six land cover types were first discriminated, namely forest (open forest, dense, dry forest and gallery forest), savannahs (tree and shrub savannahs), fields and fallows, bare soil and built-up area, wetland and water.

The quality of the Landsat images classification was assessed through the overall accuracy, which characterizes the proportion of well-classified pixels, and the Kappa coefficient, which corresponds to the ratio between correctly classified pixels and the set of pixels considered (Hubert-Moy et al., 2001). The 6 previous land cover types were grouped into 3 land cover types to fit the model of Bogaert et al. (2014): natural cover (forest, swamps), built-up area (built complex and bare soil, peri-urban landscape, mines included) and agricultural production to which energy production (savannas, fields, and fallows) was added. In an African context,

we associated the peri-urban zone with the urban zone because these two zones intermingle to the point of disaggregating the boundaries that previously separated them (Mama et al., 2013). According to Andre et al. (2014), an urban zone is then defined as a zone where the built surfaces are dominant or where buildings are present as continuous pattern elements. Peri-urbanization refers to a dynamic process that consists mainly of the expansion of artificial areas into natural, semi-natural and agricultural areas (Spyra et al., 2021).

Around each study site, referred to in this work as a “zone,” an anthropization radius of 25 km, corresponding to an area of 1963.5 km², was placed from its telecommunication station, considered the center of these zones. This radius was chosen to reduce overlap between closely spaced sites (Figure 5-2). All analyses were conducted using ArcGIS 10.8 software.

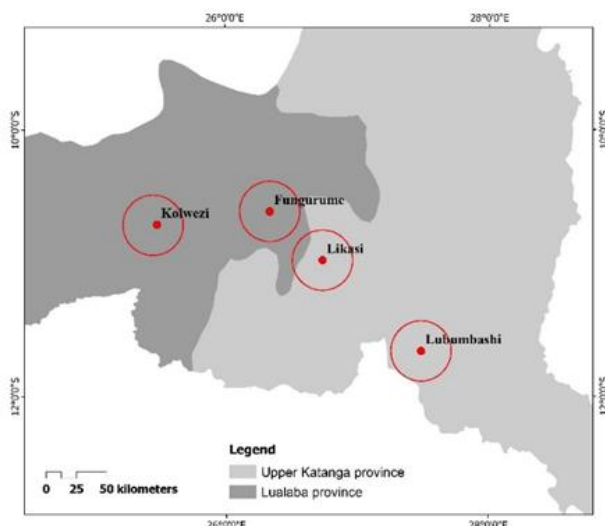


Figure 5-2 : Measuring the anthropization of the landscape around the main agglomerations in Southeastern Katanga. The circle around the 4 poles of anthropization corresponds to the part of the territory studied and is referred to in this study as the “zone”.

5.6.2.4. Simulation of the Landscape Dynamics by the 1st Order Markov Chain

The MARKOV module of the IDRISI 17.0 software was used to highlight the first transition probability matrix from 1979 to 2020 for each zone selected in this study. These transition probability matrices (1979–2020) quantify the extent of transfer between land cover types and allows the prediction of future changes (López et al., 2001). The second matrix calculated by the software is the area transition matrix (data in a number of pixels). This matrix is directly related to the transition probability matrix and derived from the multiplication of the probabilities

by the total number of pixels of the most recent map for each land cover. The 2020 land cover image was used as the starting point for the change simulation. The suitability (constraint) maps were constructed for each land cover class using the Multi-Criteria Evaluation module. From these transition probability matrices, the CA MARKOV module was used to predict land cover changes in 2030, 2040, 2050, 2060, 2070, 2080 and 2090, the year from which the matrices remained unchanged (Ladet et al., 2005).

The validation of the reliability of the simulation of Markov (first-order) performed was carried out using the Chi-square (χ^2) statistical test for a threshold value of 5% in order to compare observed (1979–2000) and expected values (Barima et al., 2010b; Cabala et al., 2017b).

5.6.2.5. Analysis of Landscape Anthropization Dynamics

The extent of landscape anthropization was assessed from the calculation of the proportion of land cover in the landscape (PLAND) (McGarigal, 2015). A decrease in the PLAND may suggest the fragmentation or disappearance of its patches. Finally, the disturbance index (U), defined as the ratio of the cumulative area of anthropogenic land cover (agricultural and energy production, built-up area) in the landscape to the cumulative area of natural land cover (O'Neill et al., 1988), was calculated to quantify the level of natural landscape degradation over time. To test the year and zone effect, the evaluation of the normal distribution fit of the data was performed through the Shapiro and Wilk test. Subsequently, the analysis of variance (ANOVA), with a probability threshold of 5%, was used to evaluate the zone effect and the year effect on the landscape anthropization evolution in the Southeastern Katanga. The comparison of means was performed using Tukey's DSH test. These statistics were generated using R 4.0.5 software.

5.7. Results

5.7.1. Analysis of Satellite Data: Classification and Mapping (1979 to 2020)

The accuracy of the supervised classification of the Landsat images covering the zones of Lubumbashi and Likasi, as well as those of Kolwezi and Fungurume, indicates overall accuracy values between 77.8% and 93.9%, and those of the Kappa between 73.8% and 92.2% (Table 5-1). These values suggest, in general, that the discrimination between land cover types is statistically reliable according to .

The visual analysis of the land cover maps shows, for the four zones, spatial changes in the landscape between 1979 and 2020 materialized by a regression of the natural cover that was replaced by agricultural and energy production as well

as built-up area that experienced a progressive spatial dynamic in the landscape (Figure 5-3). The “water” cover was excluded for further analysis because of its static nature in Likasi and Kolwezi zones, but also because of its relatively small proportion in Lubumbashi and Fungurume zones.

According to the first-order Markov model, its validation carried out on the basis of the χ^2 test of comparison of probabilities and simulated in 2020 reveals a non-significant difference, with values of $\chi^2 = 3.2$, $\chi^2 = 3.19$, $\chi^2 = 7.8$ and $\chi^2 = 4.7$, respectively, for the four zones ($p > 0.05$). These results attest that the landscape dynamics of the study areas can be modeled using a first-order Markov chain. The visual analysis of the simulated land cover maps shows a progression of built-up area by 2090, especially in the Lubumbashi and Kolwezi zones, at the expense of other land covers. The Likasi and Fungurume zones show a trend whereby the landscape matrix will still be characterized by consistent coverage of agricultural and energy production (Figure 5-3).

Table 5-1 : Accuracy of supervised classification of Landsat images of 1979, 1984, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015 and 2020 supported by the maximum likelihood algorithm.

Year	Landsat Scene Lubumbashi-Likasi		Landsat Scene Kolwezi-Fungurume	
	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)
1979	91.7	90.1	90.8	89.1
1984	93.9	92.2	87.4	85.5
1990	91.5	89.7	84.6	83.3
1995	88.2	85.6	82.0	79.7
2000	77.9	76.4	92.2	90.1
2005	88.3	85.0	91.5	89.2
2010	84.5	83.1	91.6	88.6
2015	80.7	73.8	88.7	84.4
2020	86.2	81.9	93.1	91.8

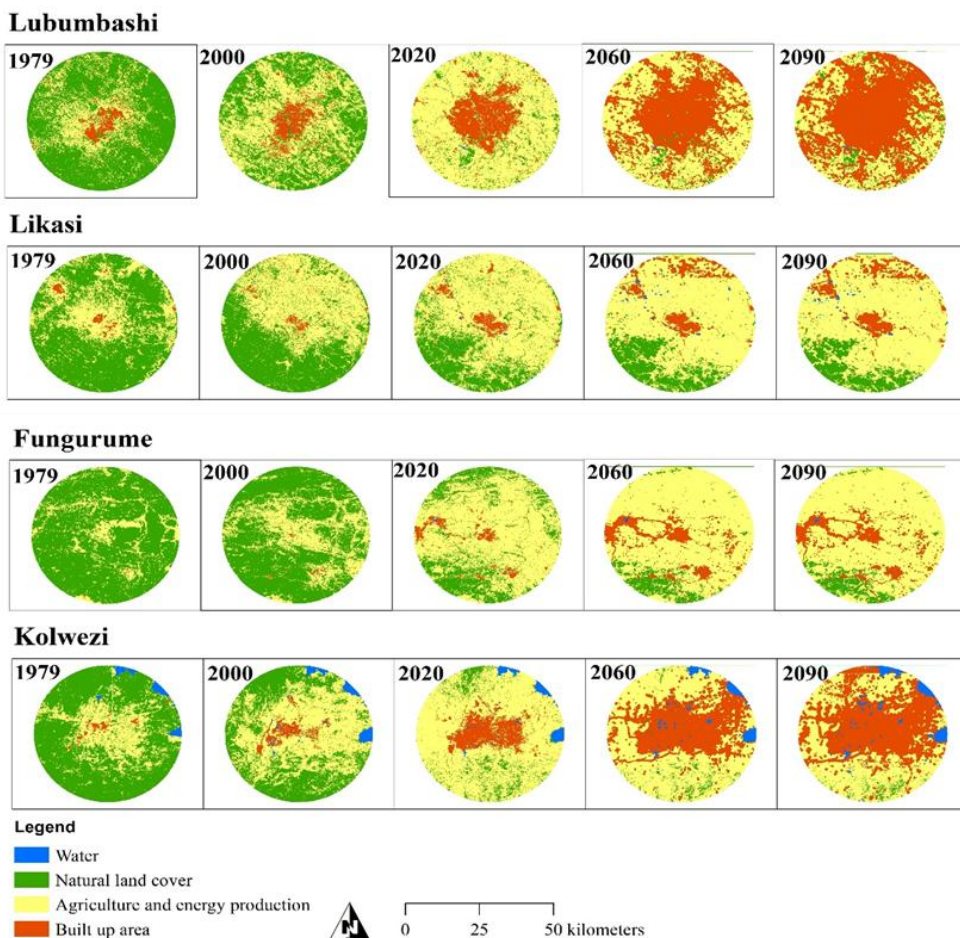


Figure 5-3 : Land cover maps of Lubumbashi, Likasi, Fungurume and Kolwezi zones from the supervised classification of Landsat images from 1979, 2000 and 2020 based on the maximum likelihood algorithm as well as the 2060 and 2090 maps from the 1st order Markov chain modelling. The discarded dates do not show much change compared to the nearby posted dates.

5.7.2. Dynamics of Landscape Anthropization between 1979 and 2090

The change in land cover observed between 1979 and 2020 generally indicates the regression of natural land cover in favor of anthropogenic land cover in the four zones studied (Figure 5-4). In the Lubumbashi zone, the natural land cover that constituted the landscape matrix between 1979 and 1995 experienced a decrease in its proportion over time (-88.5% between 1979 and 2020 or 2.2% annually). In contrast, agricultural and energy production and also built-up areas experienced an

expansive dynamic. By tripling its area in 41 years, agricultural and energy production became the landscape matrix. By 2090, Lubumbashi will register a decline of 49.7% of its natural land cover from 2020 and 52% of agricultural and energy production to the benefit of the built-up area, which will be tripled during the same period, thus becoming the landscape matrix for 2060 (Figure 5-4). These trends are confirmed by the disturbance index, which increased from 0.45 in 1979 to 11.7 in 2020, suggesting that the level of disturbance increased 26-fold in 41 years. The magnitude of disturbance was more remarkable between 2010 and 2020. By 2090, this index will increase 52-fold (Figure 5-5).

The natural land cover, which dominated the landscape of the Likasi zone between 1979 and 1995, decreased by 61.5% (1.5% annually) of its initial area between 1979 and 2020. During the same period, built-up areas as well as agricultural and energy production tripled and doubled their proportions, respectively. Agricultural and energy production currently dominate the landscape since 2000 (Figure 4). This trend will continue until 2090 when the built-up area will double its acreage, while natural land cover will decline by 42.8% and agricultural and energy production will increase slightly (1.06%) (Figure 5-4). The disturbance index, which increased from 0.52 in 1979 to 2.96 in 2020 and 5.9 in 2090, attests to the fact that the level of landscape disturbance has increased five-fold in 41 years and will be multiplied by 11 in the future (Figure 5-5).

In the Kolwezi zone, the landscape was dominated by natural land cover between 1979 and 1990 before regressing to 87.8% in 2020 (2.1% annually) in favor of anthropogenic land cover. Built-up area increased nine-fold while agricultural and energy production tripled its proportion between 1979 and 2020 and became the new landscape matrix from 1995 onwards. By 2090, the Kolwezi zone will lose 74% of its natural land cover and 42.6% of its agricultural and energy production to the benefit of built-up areas, which will quadruple its area and will become the landscape matrix from 2075 (Figure 4). The extent of landscape disturbance has increased 26-fold in 41 years, from 0.41 in 1979 to 10.6 in 2020, and will increase 97-fold by 2090 (Figure 5-5).

The natural land cover that constituted the landscape matrix of Fungurume between 1979 and 2010 lost 71% of its proportion between 1979 and 2020 (1.7% annually). During the same period, built-up areas as well as agricultural and energy production have been multiplied by 24 and 4, respectively. Agricultural and energy production became the new landscape matrix. The same tendency will be observed until 2090 (Figure 5-4). Natural cover will lose 64.3% of its proportion while built-up areas will triple their acreage. Agricultural and energy production will increase slightly (1.09%) and will remain the matrix in the landscape (Figure 5-4). These results are confirmed by the evolutionary trend of the disturbance index, whose values have increased from 0.23 in 1979 to 3.25 in 2020, suggesting that in 41 years, the proportion of the anthropogenic land cover in the landscape has increased by a factor of 14 to the expense of the natural class. By 2090, this index will be multiplied by 49 (Figure 5-5).

Overall, a degradation of the landscape is noted between 1979 and 2020, materialized by the loss of natural cover in the four zones. This loss of natural cover was found to be too low in 1979, low between 1984 and 2000, medium in 2005 and 2010 and accelerated in 2015 and especially in 2020 ($df = 8$; $F = 11.6$; $p < 0.001$). This trend was observed in the four zones without significant difference ($df = 3$; $F = 2.1$; $p > 0.05$). The opposite situation was observed for built-up areas, which increased remarkably during the same period and more markedly in Lubumbashi, followed by the Kolwezi region, compared to Fungurume and Likasi regions ($df = 3$; $F = 15.02$; $p < 0.001$). Agricultural and energy production increased significantly more in the four zones ($df = 3$, $F = 1.7$; $p > 0.05$). Its proportion was very low between 1979 and 2000, average between 2000 and 2010 and accelerated between 2010 and 2020 ($df = 8$; $F = 12.1$; $p < 0.001$).

In terms of the evolutionary stages of landscape anthropization according to the model of Bogaert et al. (2014), natural cover dominated the landscape during the period before 1995 for Kolwezi, 2000 for Lubumbashi and Likasi and 2015 for Fungurume. This land cover has undergone significant pressures related to anthropogenic activities that have led to a continuous loss of its acreage. Consequently, it loses its status of landscape matrix from the beginning of 2000 for the four zones, the period which coincides with the liberalization of the mining sector in the DRC. The agricultural and energy production patches increased in proportion in the landscape until they become the new matrix and the final trend shows an increase in the built-up area. The patches associated with built-up area development have been steadily expanding in the landscape of the four zones (Figure 5-4). Between 2020 and 2090, the prediction indicates that this trend will go on until the 2060 and 2075 horizon for Lubumbashi and Kolwezi zones, respectively, but after these years, their landscapes will be dominated by built-up areas. Conversely, for Likasi and Fungurume zones, the trend will not change by 2090 despite the constant expansion of built-up patches in both areas.

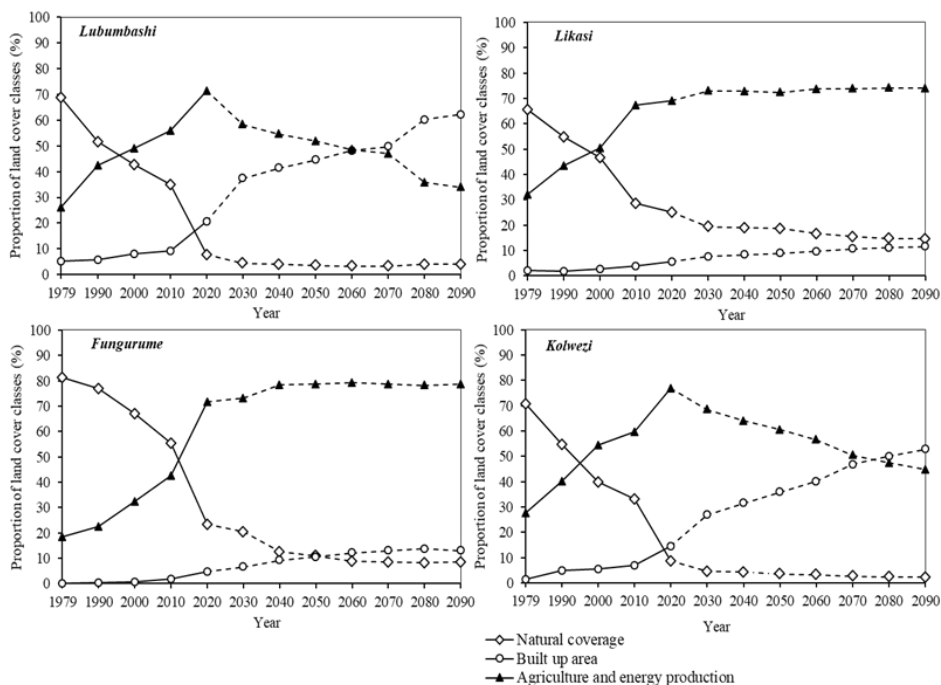


Figure 5-4 : Evolution of the total area of the occupation classes between 1979 and 2090 (total value of each anthropization pole = 1963.5 km²) in the Lubumbashi, Likasi, Fungurume and Kolwezi areas.

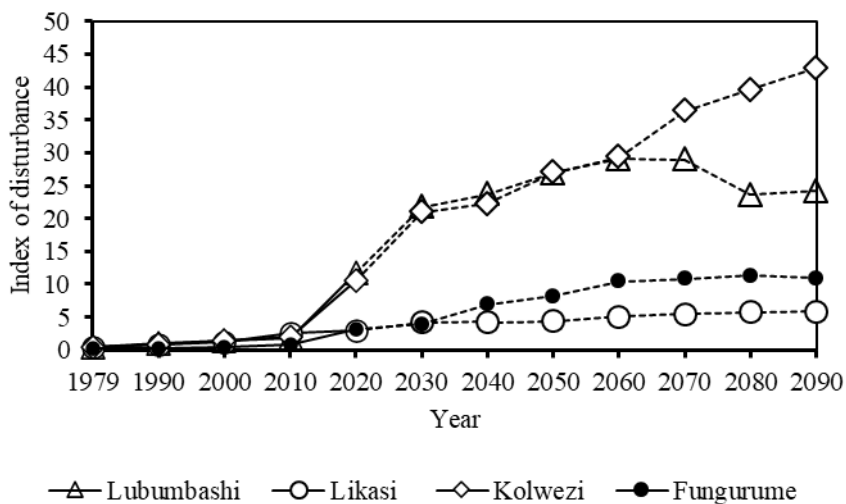


Figure 5-5 : Evolution of the total area of the occupation classes between 1979 and 2090.

5.8. Discussion

5.8.1. *Methodological Approach*

Landscape dynamics are the result of interactions between societies and their living environment. Thus, the resulting pattern change in space and time (Schlaepfer, 2002). Therefore, through the use of Landsat images acquired at different dates, a study covering a period of more than 30 years is sufficient to observe profound changes, especially in human-dominated landscapes (Song et al., 2001; Farina, 2006). A time step of 5 to 6 years (less than 10 years) between images is acceptable to analyze the average rate of land cover change over areas undergoing rapid change (Burel and Baudry, 2012).

Landsat images preprocessing, land cover selection and merging and supervised classification, whose overall accuracies and Kappa coefficient were clearly acceptable in this study, confirm the importance of knowing the study area to improve the quality of image processing despite their coarse resolution (Fichera et al., 2012). The three land cover types targeted in this study correspond to the main land cover in the Katanga region, for which the determination of their proportion proved to be relevant in order to identify the evolutionary trends of the land cover (McGarigal, 2015). The proportion (index) made it possible to analyze the landscape dynamics at the scale of the Katangan Copper belt area (Cabala et al., 2017b). In addition, anthropogenic activities lead to landscape degradation, the extent of which can be quantified through the disturbance index, which has the advantage of being based on the area of land cover and its typology (André et al., 2018).

The Bogaert and others model (Bogaert et al., 2014), applied in this study, is a tool used to analyze the historical perspective of typical landscape dynamics. However, it is a model designed for northern landscapes; hence its adaptation to the regional context led to the redefinition of land cover types to explain the evolution of landscapes in Southeastern Katanga.

The Markov simulation based on the transition probability matrix allowed the modeling of the observed dynamics to control the landscape change and predict the evolution of the risk (Barima et al., 2010b). This model was preferred in this study because it is recognized as the most robust, and it can produce trends that can guide decision-making on landscape evolution over time (Mas et al., 2011) despite the limitations described by (Osaragi and Aoki, 2006). It has been used to simulate the landscape composition in the Katangan Copperbelt in the DR of Congo (Cabala, 2017) and in the forest landscape of the eastern Côte d'Ivoire (Barima et al., 2010b).

5.8.2. *Dynamics of Landscape Anthropization in Southern Katanga: Drivers, Patterns and Evolutionary Stages*

In Southern Katanga, anthropogenic activities are leading to a regression of natural cover in favor of anthropogenic land cover, confirming the landscape

dynamics trends observed within the Katangan Copper belt (Cabala et al., 2018b, 2017b; Dupin et al., 2013). Thus, the *miombo* woodland, the dominant ecosystem in Southeastern Katanga, is steadily regressing as a result of various anthropogenic activities supported by the population explosion in the region. The scale and pace at which humans are using space are leading to remarkable impacts in terms of deforestation, degradation, overexploitation and desertification, especially in this period of rapidly built-up areas and industrial growth (Bogaert et al., 2015). Mining activities, agricultural production and the persistent increase in urban demand for wood energy are the main causes behind the increased pressure on *miombo* woodland (Dewees et al., 2010; Amisi et al., 2018). Mwitwa et al. (2012) Findings in the Chingola region of Zambia are in line with our results.

Furthermore, our results confirm the high degree of anthropization in southern Katanga that has led to rapid building densification to meet the housing needs of a growing population (Useni et al., 2021). However, several authors recognized that this spatial built-up area expansion is unplanned and leads to the significant degradation of wood resources, especially in built-up areas (Cabala et al., 2017b; Useni et al., 2018a). On the other hand, population growth is accompanied by high food and energy needs, whose search for satisfaction leads to a decrease in the abundance of *miombo* woodland patches, followed by savanization (Munyemba and Bogaert, 2014), thus modifying the landscape matrix in southern Katanga. In the context of the widespread dysfunction of the national electricity service and the obsolescence of its equipment otherwise not adapted to rapid city expansion (Banza et al., 2016), charcoal is considered the main source of energy for cooking meals (Kabulu et al., 2018). In this region, as elsewhere in DR Congo and Africa, the wood-energy sector contributes more than 80% of total domestic energy consumption and is also reportedly responsible for more than 90% of total woody removals from forests (Münkner et al., 2015). Furthermore, in an area where mineral fertilizers are expensive, forest soils are coveted by local farmers, who also abandon them after two to three cropping seasons to open up new ones (Kasongo et al., 2013). This practice leads to the destruction of large areas of forest. In the region, Gondwe et al. (2019) and Matavire et al. (2015) noted deforestation resulting from an increase in the area of agricultural land and a decrease in forested areas in Malawi and Zimbabwe, respectively.

The rates of regression for natural cover have exceeded 60%, but the extent differs by zone. For illustration, Lubumbashi, which is the second most important city in DR Congo after the capital Kinshasa, both demographically and economically (UN-Habitat, 2014), has experienced the highest rate of regression of natural cover (88.5% in 41 years). Despite moving beyond industrial dependence to also become an administrative city and political center (Amisi et al., 2018), Lubumbashi is experiencing high population growth rates and unplanned built-up area growth (Useni et al., 2018b). However, Kolwezi recorded a similarly high rate of natural cover regression (87.8%), despite the fact that its population is only 1/3 compared to Lubumbashi (Ngoie, 2016). This is explained by the fact that the

Kolwezi zone has more mining character and history that has negatively impacted its landscape (Amisi et al., 2018), thus justifying its early anthropization alongside the presence of natural savannas. This anthropization accelerated notably after the scission of the large province of Katanga into four new provinces (Oswald et al., 2010). This would have led to a significant rural exodus in 2016 and a displacement of populations from other areas for artisanal mining in the Kolwezi zone. Lubumbashi and Kolwezi experienced significant economic growth, mainly due to the liberalization of mining activities in 2002 (Cabala et al., 2017b; Useni et al., 2018b). Therefore, their spatial configuration has undergone profound changes, in particular, due to the densification of buildings and uncontrolled built-up area. This has had a considerable negative impact on the vegetation cover (Useni et al., 2017b).

The Fungurume zone, still rural in character, has recorded a regression rate of the natural cover of 71%, exceeding the Likasi zone (61.5%). This zone saw industrial mining activities accelerate towards the end of the 2000s with the reestablishment of one of the country's major mining companies, alongside the multitude of artisanal mining sites (Dupin et al., 2013). In addition to the diggers, the presence of other actors can be reported within the mining sites (carriers, traditional authorities, industries, etc.), whose complex combination amplifies rivalries, both for space and resources (Weerts, 2015). The installation of thousands of people in the middle of the forest has an impact in terms of destruction of ecosystems, pollution, deforestation, etc. It also leads to soil degradation and loss of biodiversity (WWF, 2012). Our results confirm the findings of Dupin et al. (2013), Cabala et al. (2017); and Amisi et al. (2018), attesting to the fragmentation of the natural landscape and forest cover loss in Kolwezi and Fungurume zones due to mining pressure.

The modest forest cover loss that the Likasi zone is experiencing is thought to be related to the attraction of populations to other areas, notably Fungurume, Kolwezi and Lubumbashi zones, where large mining companies are concentrated. Furthermore, the land cover dynamics observed in the Likasi zone attest to the conclusions of Decrée and De Putter (2010), confirming deforestation in this region. This situation does not spare the forest resources of the Lufira Biosphere Reserve, located on its periphery and where the deforestation rate exceeds the national average (Useni et al., 2020b).

In the four zones, the low trends of regression in natural cover observed between 1979 and 2000 would be justified by the collapse of several agricultural and mining operations after Zairianization (the process of nationalizing foreign companies undertaken in 1973 in DR Congo) and the civil wars. The period between 2000 and 2010 saw the beginning of the rural exodus following the resumption of mining activities in the region (Wang et al., 2021). Kabulu et al. (2008) reported an acceleration of deforestation in Katanga during this period due to anthropogenic pressure and mining activities before experiencing a slowdown caused by the economic crisis of 2008. The results of our study demonstrate this acceleration of

landscape anthropization in the last decade (2010–2020). This situation is explained by the rural exodus as well as the intrinsic growth of the urban population coupled with the inappropriate management of built-up area expansion (Bogaert et al., 2015; Useni et al., 2018b), a consequence of the emergence of mining activity after the economic crisis. Numerous studies illustrate these increased changes related to agriculture, built-up area expansion, charcoal production and mining activities in the sub-region at the expense of natural cover (Mwitwa et al., 2012; Amisi et al., 2018; Kabulu et al., 2018; Useni et al., 2018a). This is also consistent with the findings of Potapov et al. (2012) that both deforestation and forest degradation in the Congo Basin have significantly accelerated in recent years. The trends observed around the main anthropization poles in southern Katanga confirm the findings of Kalema and Witkowski (2012) that charcoal production and agriculture have led to a loss of forest cover in southern Africa in general. The disturbance index values in this study obtained confirm these trends. In Lubumbashi, Useni et al. (2018) recorded significantly lower disturbance values than our study due to the difference in spatial and temporal scale.

The trends observed after first-order Markov chain modeling indicate a progression of built-up areas and mining cover by 2090 at the expense of other land covers, which is more noticeable in Lubumbashi and Kolwezi areas than in the Likasi and Fungurume areas. The conclusions of Farina (2006) attest that the forest cover loss will continue in the Katangan Copperbelt in the predominantly mining areas and worsen in the predominantly agricultural areas lacking adequate infrastructure in the future. Similar trends were obtained by Cabala et al. (2017), where the expansion of savannah and agricultural areas is expected in the woodland located in the southern zone of the forest–savanna transition region in eastern Côte d’Ivoire.

5.8.3. Implications for the Management of Peri-Urban Landscapes

This study showed that the agglomerations of Southeastern Katanga had undergone significant built-up area expansion as a result of their uncontrolled expansion accompanied by a strong regression of vegetation cover, especially in peri-urban areas. It should be noted that people living in peri-urban areas are trying to survive in a fragile economic context with little concern for the sustainability of the plant formations present. However, these plant formations will become very important in the near future for sustainable development. However, Useni et al. (2018) reported high plant diversity in peri-urban areas, and green spaces in these areas provide good quality ecosystem services compared to those in urban areas (Maréchal et al., 2018). The importance of vegetation is undeniable: it is a source of well-being and pleasure, and its soothing power contributes to the reduction of certain urban environmental problems such as water and air pollution or urban heat islands (Nowak et al., 2006; Matsuoka and Kaplan, 2008). Good zoning followed by legal security of the green spaces to be preserved in the urban and peri-urban

areas of Southeastern Katanga would be a good solution to satisfy the increasing need for nature in the vicinity of the city dwellers. In order to support the principle of rational use of space, building densification and the production of housing development according to the real needs of the population to avoid de-densification should be favored. The process of de-densification of the built environment generally leads to a waste of the resource “geographical space”, which is considered to be limited. A trend towards land saturation was observed in West African countries, in areas with high population density but without land-use planning (Courtin and Guengant, 2011).

The study also showed that natural vegetation cover is being destroyed to meet agricultural and energy needs. In the lack of development regulations in agricultural areas (urban and peri-urban agriculture) coupled with support for farmers, and without diversification of energy sources, the worst is yet to come. The demographic pressure on peri-urban areas will continue. Innumerable harms of the deforestation of forest ecosystems can be observed. For example, there is a progressive disappearance of many non-wood resources, gathering products such as honey, mushrooms, but also caterpillars due to the selective cutting of host plants, etc. (Barima et al., 2011). This deterioration also leads to a significant reduction in game fauna and a progressive deficiency of animal proteins that the village population obtains from hunting (game) and gathering (caterpillars) products (Malaisse, 1997). Another consequence is the reduction of albedo, which in turn reduces the number of rainy days (Kazadi and Kaoru, 1996). The preservation of existing forest patches is an issue that could lead to the imposition of land-use planning and urban development consistent with nature conservation (Bogaert et al., 2008; Vranken et al., 2011). Another way to preserve forests is to encourage community forestry around cities.

Additionally, observation of land cover maps reveals that building densification, which involves the anthropization of the peri-urban environment, is taking place on land set aside for green spaces to absorb the urban population in search of housing in the Southeastern Katanga. Most of the urban trees (exotic and local species) that were cultivated to improve the greenery and protect the urban environment have been destroyed or degraded due to the rapid growth of the cities' population. In the same sense, our results revealed that they are non-existent in unplanned neighborhoods whose creation is accompanied by the systematic destruction of the pre-existing vegetation cover; this is in line with the observations of Groupe Huit (2009). Reforestation solutions should be considered, both within and around cities. However, this process should avoid exotic species, some of which are potentially invasive and may further degrade ecosystems. In this context and based on seedling biomass, native species such as *Brachystegia spiciformis* Benth, *Combretum collinum* Fresen and *Pterocarpus tinctorius* Welw are the most productive potential candidates for reforestation of degraded *miombo* woodland (Kyalamakasa et al., 2021).

5.9. Conclusions

This study aimed to show the stages of landscape anthropization in southeastern Katanga in a mining context. Our results show a remarkable land cover change, materialized through a regression of natural cover in favor of anthropogenic land cover. The loss of natural cover is considered too low in 1979, low between 1984 and 2000, average in 2005 and 2010 and accelerates in 2015 and especially in 2020. This trend was observed in all four zones. The inverse situation was observed for the built-up area, which increased remarkably over the same period and more markedly in Lubumbashi and Kolwezi regions compared to the Fungurume and Likasi regions. Agricultural and energy production increased significantly in all four zones. In terms of the landscape anthropization stage, the landscape will remain dominated by agriculture and energy production in 2090 for the Fungurume and Likasi zones. However, a transition materialized by the replacement of agricultural and energy production spaces, the matrix of the landscape by built-up areas will constitute the new dominant matrix of the landscape in 2060 and 2075, respectively, for the Lubumbashi and Kolwezi zones. The landscape degradation trends observed in this study and the resulting ecological consequences are to be feared in the absence of an adequate land-use planning policy.

This policy should (1) set up a way of preserving the few remaining forest patches around the cities of Lubumbashi and Kolwezi within a radius of 25 km, (2) define protection zones around Likasi and Kolwezi as there are still patches of forest around these two cities in the southern parts and (3) encourage community forestry in the villages around the urban areas.

Chapitre 6

Mapping and quantification of *miombo* deforestation in the Lubumbashi charcoal production basin (DR Congo): spatial extent and changes between 1990 and 2022

6.1. Référence bibliographique

Khoji, M.H., N'Tambwe, N.D.-D., Mwamba, K.F., Strammer, H., Munyemba, K.F., Malaisse, F., Bastin, J.-F., Useni, S.Y., Bogaert, J., 2023. Mapping and Quantification of Miombo Deforestation in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (DR Congo): Spatial Extent and Changes between 1990 and 2022. *Land*, 12, 1852. <https://doi.org/10.3390/land12101852>

6.2. Contextualisation

Les deux chapitres précédents ont analysé l'évolution de la couverture forestière à l'échelle régionale. Ce chapitre se concentre sur la quantification de la déforestation dans le bassin de production de charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi, principal pôle d'anthropisation du Katanga méridional. Cette étude permet de retracer l'évolution historique des forêts claires de *miombo* en identifiant les dynamiques de conversion, les moteurs de la déforestation et les processus de transformation spatiale qui façonnent cette région.

6.3. Résumé

Cartographie et quantification de la déforestation du *miombo* dans le bassin de production de charbon de bois de Lubumbashi (RD Congo) : étendue spatiale et évolutions entre 1990 et 2022.

La croissance démographique dans la ville de Lubumbashi, située au sud-est de la République Démocratique du Congo (RD Congo), entraîne une augmentation des besoins énergétiques, mettant en péril l'équilibre de la forêt de *miombo* dans les zones rurales constituant le bassin de production de charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi. Dans cette étude, nous avons quantifié la déforestation de la forêt de *miombo* au sein du BPCB de Lubumbashi à l'aide d'outils d'analyse en télédétection et en écologie du paysage. L'analyse des images Landsat des années 1990, 1998, 2008, 2015 et 2022 a été réalisée en utilisant l'algorithme du Random Forest. Les résultats montrent que le BPCB de Lubumbashi a perdu plus de la moitié de sa couverture forestière de *miombo* entre 1990 (77,90 %) et 2022 (39,92 %), remplacée principalement par la savane boisée (21,68 %), les savanes herbeuses (37,26 %), les terres agricoles (2,03 %) et les zones bâties ou de sol nu (0,19 %). En 2022, les prairies sont devenues la classe dominante d'occupation du sol (40 %). Le taux de déforestation enregistré (-1,51 %) est presque six fois supérieur à la moyenne nationale (-0,26 %). Cependant, les reliques de forêt de *miombo* persistent, bien qu'elles soient caractérisées par une réduction progressive de la superficie de leur plus grande tache et une simplification de la complexité de leur forme. Ces dynamiques de paysage, principalement influencées par les activités anthropiques, sont marquées par

l'attrition de la forêt de *miombo* et l'émergence de savanes boisées, de savanes herbeuses, de terres agricoles et de zones bâties ou de sol nu. Par conséquent, il devient urgent de développer un plan de gestion forestière, d'identifier des alternatives aux sources d'énergie actuelles et de promouvoir la sédentarisation de l'agriculture en soutenant les producteurs locaux afin d'inverser ces tendances.

Mots-clés : pression anthropique, charbon de bois, forêt de *miombo*, écologie du paysage, SIG/télédétection.

6.4. Abstract

Population growth in the city of Lubumbashi in the southeastern Democratic Republic of the Congo (DR Congo) is leading to increased energy needs, endangering the balance of the *miombo* woodland in the rural area referred to as the Lubumbashi charcoal production basin (LCPB). In this study, we quantified the deforestation of the *miombo* woodland in the LCPB via remote sensing and landscape ecology analysis tools. Thus, the analysis of Landsat images from 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022 was supported by the random forest classifier. The results showed that the LCPB lost more than half of its *miombo* woodland cover between 1990 (77.90%) and 2022 (39.92%) and was converted mainly to wooded savannah (21.68%), grassland (37.26%), agriculture (2.03%) and built-up and bare soil (0.19). Consecutively, grassland became the new dominant land cover in 2022 (40%). Therefore, the deforestation rate (−1.51%) is almost six-times higher than the national average (−0.26%). However, persistent *miombo* woodland is characterised by a reduction, over time, in its largest patch area and the complexity of its shape. Consequently, because of anthropogenic activities, the dynamics of the landscape pattern are mainly characterised by the attrition of the *miombo* woodland and the creation of wooded savannah, grassland, agriculture and built-up and bare soil. Thus, it is urgent to develop a forest management plan and find alternatives to energy sources and the sedentarisation of agriculture by supporting local producers to reverse these dynamics.

Keywords: anthropogenic pressure; charcoal; *miombo* woodland; landscape ecology; GIS/remote sensing.

6.5. Introduction

Forests provide numerous benefits to rural communities and society as a whole (Shackleton et al., 2007). Specifically, forests serve as a source of food, medicine, fuel wood, income and employment for millions of rural inhabitants, supporting their livelihoods and improving food security in less developed countries (Sunderland et al., 2013; HLPE, 2017). Forests also offer important environmental benefits, such as regulating the air and water, facilitating crop pollination, improving soil fertility and reducing erosion (Foli et al., 2014; Reed et al., 2017). Because of overexploitation, forests are under significant anthropogenic pressure, which leads to habitat loss and fragmentation (ter Steege et al., 2015; Agariga et al., 2021). For instance, globally,

2.3 million square kilometres of forest were destroyed between 2000 and 2012 (Hansen et al., 2013). Habitat loss and fragmentation are leading to biodiversity loss and compromising the ecosystem services provided by forest ecosystems (Sánchez et al., 2021; Barlow et al., 2016).

Deforestation and degradation are a particular concern for tropical forests as they host a substantially high proportion of global biodiversity (Hansen et al., 2013; ter Steege et al., 2015). On average, 9.28 million hectares of these forests were destroyed annually between 2015 and 2020 (FAO, 2020). For example, the Amazon has experienced a loss of at least 17% of its primary forests in the past 50 years (Müller, 2020), while in Southeast Asia, logging resulted in the loss of approximately 1.1 million hectares between 2000 and 2020 (Sasaki et al., 2021).

Africa is known for having some of the most productive and biomass-dense forests globally. However, it is continuously under deforestation threat, owing to rising demands for timber and wood energy, particularly owing to Africa's growing population (FAO, 2022a). The loss of 3.9 million hectares of forest between 2010 and 2020 signifies the urgency of this issue (FAO, 2020). In the Congo Basin, the deforestation rate increased from 0.09% between 1990 and 2000 to 0.17% between 2000 and 2005, mainly owing to the loss of forest in the Democratic Republic of the Congo (DR Congo). Indeed, the DR Congo has nearly 23% of Africa's forests (FAO, 2010), yet it experienced a deforestation rate increase from 0.11% between 1990 and 2000 to 0.22% between 2000 and 2005 (Tchatchou et al., 2015). However, political unrest, corruption and poor governance have fostered unregulated resource exploitation, including timber extraction, charcoal production and artisanal mining (Zhuravleva et al., 2013). These factors are linked to agriculture, which is commonly regarded as the primary cause of deforestation and degradation (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012; Megevand et al., 2013).

The DR Congo is home to 145 million hectares of forest, including dense rainforest, mountain forests, woodland (such as *miombo* woodland) and the savannah–forest mosaic (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012). The *miombo* woodland, which covers 11% of the national territory, is particularly abundant in the southeast, particularly in the Upper Katanga Province, a region known for mining (Potapov et al., 2012; Meerts and Hasson., 2017). Unfortunately, this mining region has experienced significant fragmentation and loss of *miombo* woodland cover, mainly around agglomerations, including the city of Lubumbashi (Cabala et al., 2017a, 2018b; Useni et al., 2018a, 2019c; Khoji et al., 2022).

Since its creation in 1910, Lubumbashi, the DR Congo's second-largest city in terms of population and economic capital, has been mostly covered by *miombo* woodland (Malaisse, 2010). The growth of its internal population, combined with an exodus, has led to uncontrolled urban sprawl since the country's political independence in 1960 (Nkuku and Rémon, 2006; Useni et al., 2018a). This demographic pressure is now one of the leading causes of deforestation, as most households depend on the forest for timber, construction wood and, particularly, fuel wood for energy (Kabulu et al., 2018). In Lubumbashi, electricity production and distribution are inadequate to meet

the needs of the population, which surpassed 3 million inhabitants in 2020 (United Nations, 2022). As a result, charcoal has become the primary domestic energy source, meeting the demands of over 72% of households (Kabulu et al., 2018).

Thus, the pressure on the *miombo* woodlands from slash-and-burn agriculture and charcoal production around Lubumbashi (Kabulu et al., 2018) has altered the landscape patterns. Currently, analysing changing landscape trends is facilitated by readily available satellite imagery sources and various machine learning techniques for image classification (Crowley and Cardille, 2020). Several studies have examined the landscape dynamics in the Katanga region, particularly in the Lubumbashi area, using satellite imagery (Kabulu et al., 2008; Barima et al., 2011; Munyemba and Bogaert, 2014; Cabala et al., 2017a, 2018b; Useni et al., 2018b, 2020a, 2020b; Mpanda et al., 2022; Khoji et al., 2022; Useni et al., 2023b). However, none have reported the dynamics of landscape anthropisation in the Lubumbashi charcoal production basin (LCPB). Given the dependency of the urban population on *miombo* wood for charcoal, particular attention needs to be focused on the LCPB. Indeed, landscape pattern dynamics from anthropogenic or natural factors, consequently, modify the ecological functioning of landscapes, which can be determined via an assessment of their ecosystem properties and services.

In this study, we quantified the *miombo* deforestation and degradation evolution within the LCPB. We hypothesised that it is decreasing directly because of charcoal production and agriculture and indirectly because of a lack of territorial planning. This situation is reflected in the decreasing number of patches and areas of *miombo* cover in the LCPB relative to the increasing values of the number of patches and areas for anthropogenic land cover, such as for savannahs, fields and infrastructure. We also verified that the deforestation rate in the LCPB is higher than the national average.

6.6. Materials and methods

6.6.1. Research Area

The LCPB is located in the Upper Katanga Province in the southeastern part of the DR Congo (10°39'7.47"–12°26'37.61" S and 26°20'54.95"–28°40'13.55" E), covering an area of 26,603.4 km². The limits of the LCPB were highlighted after a semi-structured survey conducted in the city of Lubumbashi between February and July 2021. Fourteen charcoal storage sites were investigated to determine the origin of the charcoal from a total of 150 respondents interviewed (10 and 20 individuals per charcoal storage site) using the Raosoft.com tool supported by the Bernoulli sampling equation (N'tambwe et al., 2023b). Thus, sixty-three villages, covering five administrative sectors, were cited as sources of charcoal sold in the city of Lubumbashi. The LCPB covers all the administrative sectors from which the city of Lubumbashi is supplied with charcoal (Figure 6-1).

The LCPB has an average altitude of 1200 to 1300 m and is classified as having a Cw climate according to Köppen's classification, with a rainy season (November–March), a dry season (May–September) and two transitional months (April and October) (Kottek et al., 2006). Kalombo (2016) defined five seasons based on

phenological observations of vegetation: the cold dry season (May–July), the hot dry season (August–September), the early rainy season (October–November), the full rainy season (December–February) and the late rainy season (March–April). The average annual rainfall is 1200 mm, and a trend towards later onset of rain and lower average annual rainfall has been observed (Malaisse, 2010; Kalombo, 2016). In the latter half of the 20th century, the annual average temperature was 20 °C, but recent warming has been observed (Kalombo, 2016). Vegetation around Lubumbashi (and in the LCPB in general) is covered by open forest (*miombo* in the local language), dense dry forest (*muhulu* in the local language), gallery forest (*mushitu* in the local language) and variations of savannah and marshy grasslands (Malaisse, 2010). The natural wooded vegetation, currently in fragmented form, is located several kilometres from Lubumbashi and is frequently replaced by savannah (Cabala et al., 2017a; Malaisse, 1974; Munyemba and Bogaert, 2014). Ferralsols are the most dominant type of soil in this region (Baert et al., 2009). Populations depend mainly on shifting agriculture, charcoal production, artisanal logging and the exploitation of non-timber forest products (Ministère de l’Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012). The rare actions of provincial government departments and non-governmental organisations in mitigating deforestation caused by these activities are focused on the implementation of simple management plans, reforestation and forest control (N’tambwe et al., 2023b).

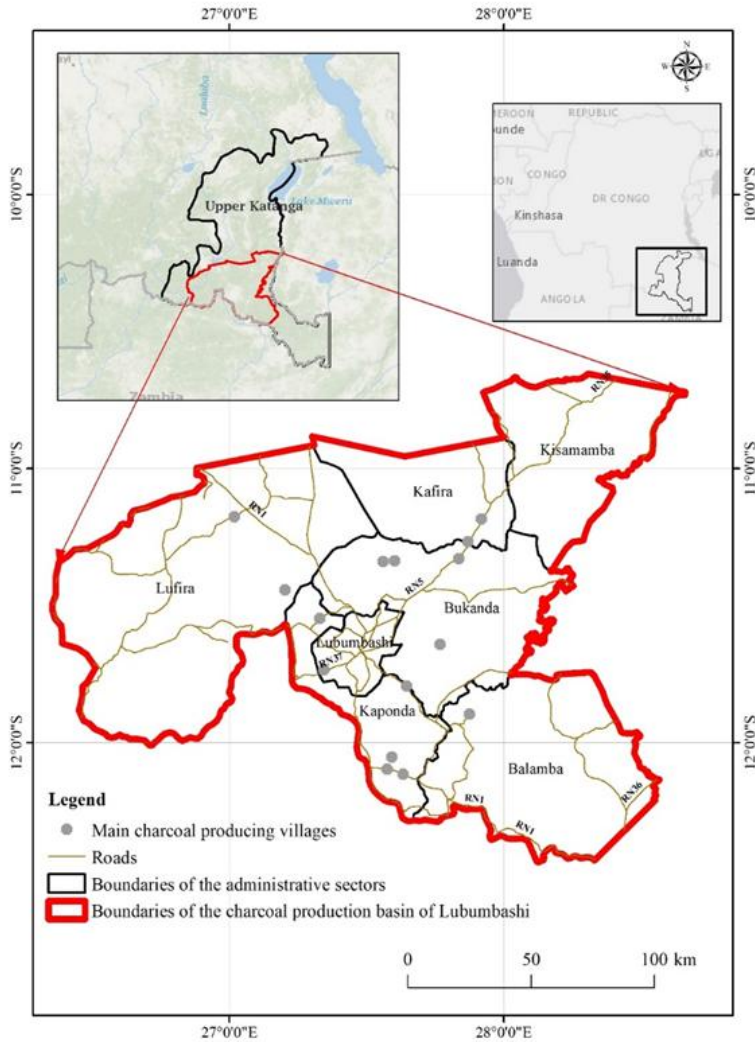


Figure 6-1: Geographic location of the Lubumbashi charcoal production basin (LCPB), comprising charcoal-producing villages located in the Kaponda, Bukanda, Balamba, Lufira and Kisamamba sectors of Upper Katanga Province in the DR Congo. The roads shown are the main axes that facilitate the evacuation of charcoal, which amplifies deforestation.

6.6.2. Acquisition and Processing of Satellite Data

6.6.2.1. Source of Satellite Data

The LCPB was isolated from Landsat images of TM (Thematic Mapper) sensor (1990, 1998 and 2008), OLI-TIRS-1 (2015) and OLI-TIRS-2 (2022) of a 30 m spatial

resolution. Specifically, the year 1990 saw the democratisation of the country, accompanied by various socio-political crises, exacerbating the poverty of the urban population. The year 1998 was, therefore, chosen to observe the impact of the change in the country's political vision, characterised by strong decentralisation of power, on the dynamics of the forest landscape. Overall, the 1990–1998 period also corresponds to the period before the liberalisation of the mining sector. Liberalisation of the mining sector in 2002 led to significant demographic growth and urban spatial dynamics, the effects of which on the landscape could be seen in 2008 (Nkuku and Rémon, 2006; Useni et al., 2018b). The year 2015 also saw the break-up of the former province of Katanga into 4 new provinces, including Upper Katanga, whose capital remains the city of Lubumbashi. This was followed by major foreign investment in the mining and infrastructure sectors, the effects of which on the landscape could be seen in 2022.

These images were downloaded and analysed on the Google Earth Engine (GEE) platform. The GEE provides free satellite imagery and large-scale spatial analysis and calculation functions, which can be used to assess spatiotemporal changes in the landscape pattern (Gorelick et al., 2017), as shown by several studies (Potapov et al., 2012; Gorelick et al., 2017; Phan et al., 2020). Furthermore, Landsat satellite images have the advantage of being low-cost and offering the potential to survey large areas despite their lower spatial resolution (Song et al., 2015). The images were acquired between June and July (during the dry season) to maintain consistency in the spectral response of the different vegetation covers (Oszwald et al., 2010).

6.6.2.2. Preprocessing of Landsat Images

The image with the minimum cloud (<10%) cover for each target year in the study area was selected as the data source to establish the sample dataset (Zhao et al., 2021). These Landsat images were reprojected into the WGS 84/UTM 35s system and mapped onto a pre-defined pixel grid using bilinear interpolation to facilitate subsequent image composition (Potapov et al., 2012). After radiometric correction, the images were cut and spliced, and the bands were synthesised (Phan et al., 2020). The false-colour composite of Landsat images was created by combining the mid-infrared (MIR), near-infrared (NIR), red (R) and green (G) bands, with the second and the third bands allowing for the best discrimination of vegetation (Imam, 2019).

6.6.2.3. Supervised Classification of Landsat Images

For the supervised classification, six dominant land covers were identified in the LCPB: *miombo* woodland, wooded savannah, grassland, agriculture, built-up and bare soil and water (Table 6-1). Points for each land cover were identified on the false-colour composite image. The high-resolution image provided by GEE was also helpful for visual interpretation of the images (Phan et al., 2020). The delineation and placement of these points and polygons were removed from the edge zones to exclude mixed pixels (Imorou et al., 2019). These points were then combined into a single

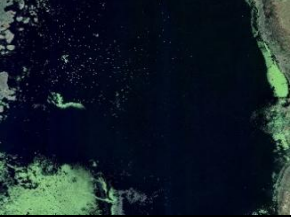
feature collection, which was subsequently used to collect training and validation data by sampling the input imagery (Gorelick et al., 2017). The training data were used to drive the random forest algorithm, which creates decision trees that assign each pixel to the associated land cover (Breiman, 2001; Phan et al., 2020). The main parameters of a random forest classifier based on GEE include the number of classification trees, the number of variables in each classification tree, the minimum sample leaves, the input variables of a decision tree, out-of-bag (OOB) mode and the random seed sample data for the construction of the decision tree (Zhao et al., 2021; Svoboda et al., 2022). This method provides higher classification accuracy than other classification algorithms, such as the support vector machine (SVM), k-nearest neighbour (k-NN) and maximum likelihood classifier (MLC) (Mahdianpari et al., 2017; Xia et al., 2017).

6.6.2.4. Accuracy Assessment and Area Estimation

Samples were randomly stratified according to a map of 12 classes or strata for each period, with 6 stable classes (*miombo* woodland, wooded savannah, grassland, agriculture, built-up and bare soil and water) and 5 relevant classes of change. After applying Equation 5.25 from (Cochran, 1997) to determine the sample size, we sampled 2000 points for 1990–1998, 2050 for 1998–2008, 2000 for 2008–2015 and 2100 for 2015–2022. Depending on the proportion of each stratum, 400 points were allocated to strata occupying more than 30%, 250 points were allocated to those occupying 20–30%, 200 points were allocated to those occupying 10–19%, 150 points were allocated to those occupying 1–9% and 100 points were allocated to those occupying less than 1%. The next step involved computing the error matrix expressed in terms of estimated area proportions. Adjustments were made to account for biases in the area and area change, which led to more precise estimates. To quantify the precision of area and changes in area estimates, we calculated the confidence intervals (Olofsson et al., 2014). The measurement accuracies, including overall, user and producer accuracies, were computed using Equations (1)–(3) from Olofsson et al. (2014). Error-adjusted area estimates for each class and the standard error of the estimate (calculated using a 95% confidence interval, obtained by multi-plying the standard error by 1.96) were determined using Equations (10) and (11) from Olofsson et al. (2014). Then, the analysis of disagreement between the land cover map and the reference land cover was performed using Equations (2)–(5) from (Pontius and Millones, 2011), which allowed for computing the quantity disagreement (QD), relating to less-than-perfect match in land cover proportions, and allocation disagreement (AD), which relates to the less-than-optimal match in spatial allocation of land cover (Nelson et al., 2021).

Table 6-1 : Description of the land cover types for supervised classification of the landscape of the LCPB using the random forest classifier and points used as training data. The small images are Quick Bird images available free of charge on Google Earth from June 2022.

Land Cover Class	Description
<i>Miombo</i> woodland 	Vegetation formation dominated by a sparse herbaceous layer under a 10–20-m-high forest stand. This is land in which tree cover predominates with a threshold canopy cover of a minimum of 10–30% and an area minimum of 0.5–1.0 hectares (Campbell, 1996). The <i>miombo</i> woodland is the dominant vegetation type in the Zambezian region, characterised by the majority of species belonging to the genera <i>Brachystegia</i> , <i>Julbernardia</i> and <i>Isoberlinia</i> .
Wooded savannah 	Wooded savannah represents a transition between the open forest and the dembo (periodically flooded savannah) and corresponds to unfavourable edaphic conditions. In addition to this category, there are derived savannahs, which now replace many degraded open forests (Malaisse, 2010).
Grassland 	This land cover includes steppe savannahs and the dembo (Malaisse, 2010). Although there are some natural savannas, the majority are the result of anthropogenic activities in the region. As a result, their presence in the landscape increases with the extent of anthropogenic activity.
Agriculture	Parcels cultivated and farmland that can be cultivated normally in ordinary years or put in rest to be cleared after a few years in a crop rotation system.

Land Cover Class	Description
	
Built-up and bare soil	
	Bare land with sparse vegetation and a soil background. Residential land with minimal vegetation, impervious surfaces or rarely paved roads. This land cover includes mining areas in the LCPB.
Water	
	Surface water, including rivers and water ponds

6.6.2.5. Assessment of Landscape Dynamics

- ***Composition dynamics of landscape***

The spatiotemporal change between land cover types was quantified via the transition matrix (Cabala et al., 2018b; Useni et al., 2020b), from which the stability index was calculated (Bogaert et al., 2004; Mpanda et al., 2022). The extent of deforestation was determined using the periodic deforestation rate. The annual deforestation rate was obtained by dividing the periodic deforestation rate by the number of years between the two dates of the considered period (Useni et al., 2020b).

The diversity of patches and their distribution in the landscape were assessed via Simpson's diversity index (SIDI) and Simpson's evenness index (SIEI), respectively, using FRAGSTATS 4.2, free software for the analysis of landscape structure that was developed by the United States Department of Agriculture Forest Service. The SIDI represents the probability that two randomly selected cells are of different patch types, and the SIEI measures the distribution of the area between patch types (McGarigal, 2015). These indices vary between 0 and 1, with higher values indicating greater landscape diversity (McGarigal, 2015).

- ***Structural dynamics of landscape***

Landscape dynamics were quantified using the number of patches and the class area, which are elementary metrics (Barima et al., 2009) that can be used to easily evaluate the landscape fragmentation phenomenon. Spatial transformation processes were identified using a decision tree (Figure 5-2) based on the comparison of class area, perimeter and number of patches before and after landscape transformation (Bogaert et al., 2004; Mama et al., 2013; Useni et al., 2023b). Among these processes, anthropogenic land covers are characterised by aggregation, enlargement and shift. However, natural land cover is characterised by attrition, perforation, shrinkage, deformation, dissection and fragmentation (Bogaert et al., 2011a). The value of $t = 0.75$ was used to distinguish the fragmentation process from dissection, where values above 0.75 suggest dissection and those below or equal to 0.75 indicate fragmentation (de Haulleville et al., 2018). Finally, this analysis was completed by calculating the largest patch index, while the extent of landscape anthropisation was determined from the fractal dimension, a measure of landscape complexity and an index of the scale dependency of landscape pattern (Barima et al., 2011; Bogaert et al., 2011a).

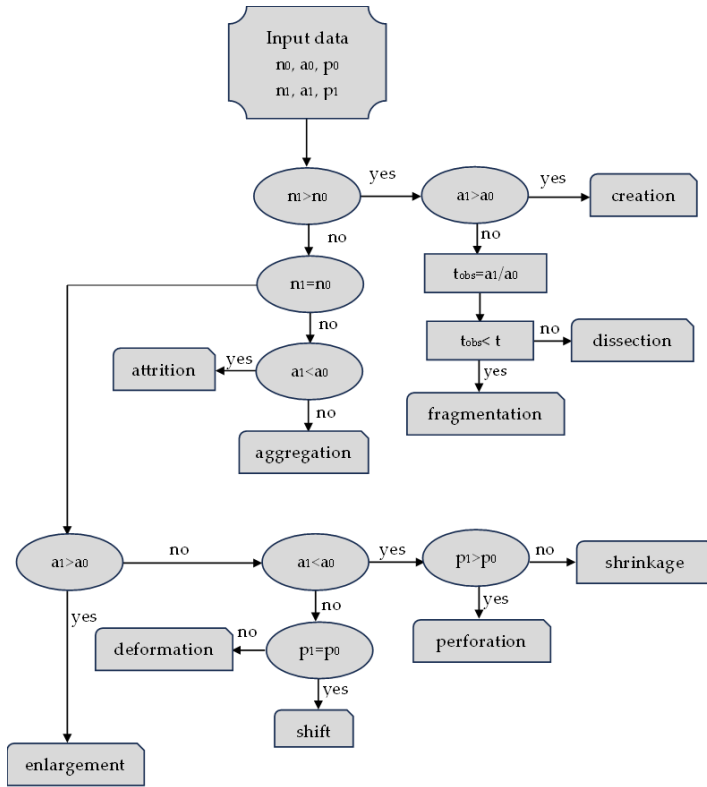


Figure 6-2 : Decision tree used to identify the transformation processes that modify the spatial structure of landscapes. Parameters a_0 , p_0 and n_0 refer to the area of the class, perimeter and number of patches before the transformation, respectively, and a_1 , p_1 and n_1 refer to the reciprocal values after the change in spatial structure (Bogaert et al., 2004).

6.7. Results

6.7.1. Classification Validation and Land Cover Mapping

Tables 6-2, 6-3, 6-4 and 6-5 present the accuracy assessment and area estimate for stable land cover and land cover change maps from 1990 to 1998, 1998 to 2008, 2008 to 2015 and 2015 to 2022, respectively. They showed an overall accuracy (OA) higher than 90% for each period. The producer accuracy (PA) and user accuracy (UA) both ranged between 70% and 100%. These results indicate that the discrimination of all land cover was accurate. The analysis of disagreement between the land cover map and reference land cover showed that the allocation disagreement (AD) was smaller than the quantity disagreement (QD). The AD/QD ratio was 0.173, 0.747, 1.243 and 0.379 for 1990–1998, 1998–2008, 2008–2015 and 2015–2022, respectively. A low AD/QD ratio, as in this case, indicates a uniform distribution of misclassified pixels across the entire map (Pontius and Millones, 2011). All area estimates were significant, with no margin of error (Olofsson et al., 2014).

However, visual analysis of the land cover maps (Figure 6-3) indicated that *miombo* woodland experienced cover loss, while the grassland and wooded savannah experienced an increase in cover within the landscape. The regressive dynamics of the *miombo* woodland were high in the northeastern and northwestern LCPB. Water was excluded from the following analyses owing to its relative stability and low proportion in the landscape.

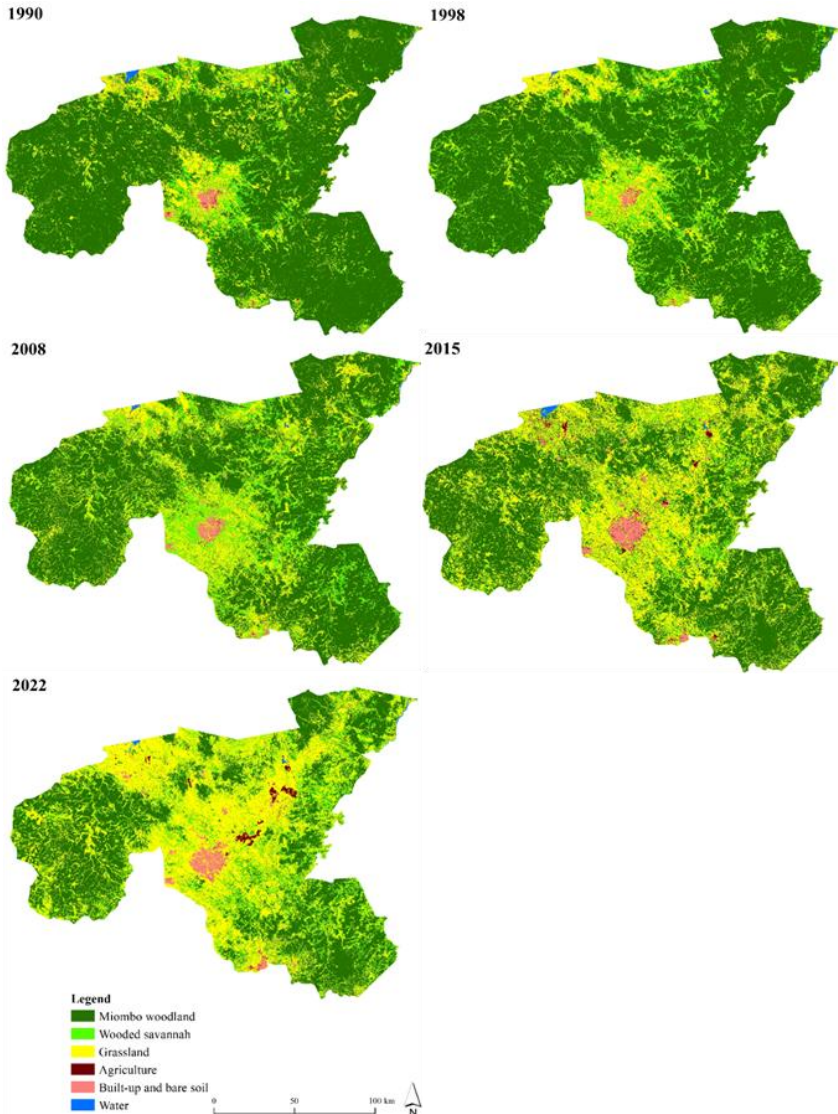


Figure 6-3 : Land cover maps of the LCPB in 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022 based on the supervised classification of the Landsat images using the random forest classifier. A decrease in the cover of the miombo woodland and an increase in wooded savannah, grassland, agriculture and built-up and bare soil were recorded.

Table 6-2 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 1990 to 1998 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier. The values show that the classifications produced are statistically accurate. MW is *miombo* woodland; WS is wooded savannah; G is grassland; A is agriculture; BBS is built-up and bare soil, W is water; UA is user's accuracy; PA is producer accuracy; SE is standard error; OA is overall accuracy; CI is confidence interval; QD is quantity disagreement; AD is allocation disagreement.

Map Class	Reference Class											Total	UA	UA SE
	M Stable	WS Stable	G Stable	A Stable	BBS Stable	W Stable	MW Loss	WS Gain	G Loss	A Gain	BBS Loss			
M stable	0.747	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.747	1.000	0.000
WS stable	0.000	0.036	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.036	1.000	0.000
G stable	0.000	0.000	0.062	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.062	1.000	0.000
A stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.811	0.035
BBS stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	1.000	0.000
W stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	1.000	0.000
MW loss	0.019	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.084	0.000	0.000	0.000	0.000	0.102	0.819	0.024
WS gain	0.000	0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.030	0.000	0.000	0.000	0.038	0.808	0.026
G loss	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	0.707	0.038
A gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	1.000	0.000
BBS loss	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007	0.007	1.000	0.000
Total	0.765	0.040	0.062	0.000	0.003	0.001	0.087	0.030	0.001	0.002	0.007	1.000		
PA	0.976	0.911	1.000	1.000	1.000	1.000	0.958	0.994	1.000	0.889	1.000			
PA SE	0.008	0.020	0.000	0.000	0.000	0.000	0.012	0.005	0.000	0.032	0.000			
OA	0.974													
OA SE	0.002													
QD	0.022													
AD	0.004													
AD/QD ratio	0.173													
Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]														
Area (km ²)	18,970.62	982.45	1539.01	8.199	81.382	24.544	2168.28	755.74	19.215	48.511	167.36			
95% CI	0.48	0.14	0.00	0.003	0.00	0.00	0.50	0.19	0.008	0.007	0.00			

Table 6-3 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 1998 to 2008 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier. The values show that the classifications produced are statistically accurate. MW is *miombo* woodland; WS is wooded savannah; G is grassland; A is agriculture; BBS is built-up and bare soil, W is water; UA is user's accuracy; PA is producer accuracy; SE is standard error; OA is overall accuracy; CI is confidence interval; QD is quantity disagreement; AD is allocation disagreement.

Map Class	Reference Class											Total	UA	UA SE
	MW Stable	WS Stable	G Stable	A Stable	BSS Stable	W Stable	MW Loss	WS Gain	G Gain	A Loss	BBS Gain			
MW stable	0.602	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.602	1.000	0.000
WS stable	0.000	0.044	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.000	0.048	0.921	0.018
G stable	0.000	0.000	0.072	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.072	1.000	0.000
A stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
BSS stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	1.000	0.000
W stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	1.000	0.000
MW loss	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.153	0.000	0.000	0.000	0.001	0.165	0.925	0.016
WS gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.013	0.031	0.000	0.000	0.000	0.044	0.711	0.037
G gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.040	0.000	0.000	0.056	0.714	0.038
A loss	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	1.000	0.000
BBS gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.005	0.006	0.778	0.037
Total	0.602	0.044	0.072	0.000	0.004	0.001	0.181	0.031	0.044	0.003	0.006	1.000		
PA	1.000	1.000	1.000	1.000	0.806	1.000	0.842	1.000	0.913	0.774	0.801			
PA SE	0.000	0.000	0.000	0.000	0.040	0.000	0.022	0.000	0.024	0.042	0.036			
OA	0.954													
OA SE	0.002													
QD	0.023													
AD	0.017													
AD/QD ratio	0.747													
Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]														
Area (km ²)	15,691.88	1151.50	1865.41	4.96	108.87	24.28	5158.63	608.73	910.83	69.98	161.42			
95% CI	0.00	0.17	0.00	0.00	0.03	0.00	0.74	0.32	0.45	0.03	0.17			

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

Table 6-4 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 2008 to 2015 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier. The values show that the classifications produced are statistically accurate. MW is *miombo* woodland; WS is wooded savannah; G is grassland; A is agriculture; BBS is built-up and bare soil, W is water; UA is user's accuracy; PA is producer accuracy; SE is standard error; OA is overall accuracy; CI is confidence interval; QD is quantity disagreement; AD is allocation disagreement.

Map Class	Reference Class											Total	UA	UA SE
	M Stable	WS Stable	G Stable	A Stable	BBS Stable	W Stable	MW Loss	WS Loss	G Gain	A Gain	BBS Gain			
M stable	0.563	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.563	1.000	0.000
WS stable	0.000	0.038	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.038	1.000	0.000
G stable	0.000	0.000	0.157	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.157	1.000	0.000
A stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
BBS stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.009	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.009	1.000	0.000
W stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	1.000	0.000
MW loss	0.000	0.005	0.000	0.000	0.000	0.000	0.037	0.000	0.009	0.000	0.000	0.050	0.732	0.034
WS loss	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.724	0.041
G gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.146	0.000	0.000	0.152	0.959	0.013
A gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.015	0.000	0.015	0.990	0.010
BBS gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.010	0.013	0.770	0.038
Total	0.563	0.043	0.157	0.001	0.010	0.001	0.043	0.000	0.155	0.017	0.010	1.000		
PA	1.000	0.888	1.000	0.720	0.854	1.000	0.854	1.000	0.944	0.908	1.000			
PA SE	0.000	0.023	0.000	0.045	0.035	0.000	0.027	0.000	0.015	0.029	0.001			
OA	0.976													
OA SE	0.002													
QD	0.010													
AD	0.013													
AD/QD ratio	1.243													
Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]														
Area (km ²)	12,238.85	928.72	3406.85	12.21	226.83	28.25	935.51	0.36	3365.86	361.59	221.99			
95% CI	0.00	0.22	0.00	0.03	0.07	0.00	0.51	0.00	0.47	0.08	0.09			

Table 6-5 : Accuracy assessment and area estimate for the land cover and land cover change map from 2015 to 2022 based on the Landsat image supervised classification using the random forest classifier. The values show that the classifications produced are statistically accurate. MW is *miombo* woodland; WS is wooded savannah; G is grassland; A is agriculture; BBS is built-up and bare soil, W is water; UA is user's accuracy; PA is producer accuracy; SE is standard error; OA is overall accuracy; CI is confidence interval; QD is quantity disagreement; AD is allocation disagreement.

Map Class	Reference Class											Total	UA	UA SE
	MW Stable	WS Stable	G Stable	A Stable	BSS Stable	W Stable	MW Loss	WS Gain	G Gain	A Gain	BBS Loss			
MW stable	0.363	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.363	1.000	0.000
WS stable	0.000	0.028	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.000	0.000	0.032	0.878	0.023
G stable	0.000	0.000	0.221	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.221	1.000	0.000
A stable	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	1.000	0.000
BSS stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.011	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.012	0.960	0.020
W stable	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	1.000	0.000
MW loss	0.015	0.000	0.006	0.000	0.000	0.000	0.180	0.000	0.000	0.002	0.000	0.203	0.885	0.019
WS gain	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.067	0.000	0.000	0.001	0.072	0.921	0.018
G gain	0.000	0.000	0.005	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.068	0.000	0.001	0.074	0.922	0.019
A gain	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007	0.000	0.008	0.896	0.030
BBS loss	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.009	0.010	0.853	0.034
Total	0.379	0.028	0.233	0.002	0.013	0.001	0.185	0.071	0.068	0.009	0.012	0.999	0.900	0.030
PA	0.960	1.000	0.950	1.000	0.879	1.000	0.974	0.945	1.000	0.753	0.777			
PA SE	0.010	0.000	0.014	0.000	0.033	0.000	0.010	0.016	0.000	0.042	0.040			
OA	0.958													
OA SE	0.002													
QD	0.030													
AD	0.011													
AD/QD ratio	0.379													
Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]														
Area (km ²)	9577.29	707.38	5883.23	56.20	321.41	34.54	4667.58	1783.75	1720.68	232.25	291.27	19.96		
95% CI	0.63	0.14	0.48	0.00	0.08	0.00	0.81	0.29	0.27	0.25	0.18	0.005		

6.7.2. *Landscape Composition Dynamics in the LCPB*

The proportion of *miombo* woodland decreased by half from 77.98% in 1990 to 40.01% in 2022. During the same period, the wooded savannah doubled from 7.84% in 1990 to 15.62% in 2022. The proportion of grassland almost tripled from 12.99% in 1990 to 40.05% in 2022, and it became the new dominant land cover. Agriculture increased 12-fold from 1990 to 2022, even though its large patches appeared in the landscape only after 2008, and built and bare soil doubled during the same period (Table 6-6). The annual deforestation rate from 1990 to 2022 was -1.51%, resulting in a loss of 405.26 km² of *miombo* woodland per year.

The dynamics of *miombo* woodland were supported by a transfer of its acreage to wooded savannah (5.68% from 1990 to 1998 and 6.47% from 2015 to 2022). This dynamic was also supported by a transfer of its acreage to grassland (3.66%, 9.84%, 12.13% and 11.64% for 1990–1998, 1998–2008, 2008–2015 and 2015–2022, respectively). However, the expansion of wooded savannah was supported by the transfer of acreages from *miombo* woodland (21.68%), recovery from grassland (17.01%), agriculture (0.15%) and built-up and bare soil (0.24%). The increase in the grassland acreage was mainly supported by a high transfer of acreage from *miombo* woodland (37.26%) and wooded savannah (22.18%) from 2008 to 2015. Agriculture has experienced significant growth, especially from 2008 to 2014 and from 2015 to 2022, supported by a transfer from *miombo* woodland (2.03%), wooded savannah (0.60%), grassland (0.92%) and built-up and bare soil (0.28%). However, built-up and bare soil area increased in the LCPB landscape because of the high transfer of acreage from *miombo* woodland (0.19%), wooded savannah (0.78), grassland (1.15%) and agriculture (0.28%) between 2008 and 2015 (Table 6).

The *miombo* woodland showed low dynamics from 1990 to 1998 and from 1998 to 2008, as evidenced by the high stability index values during these periods of 4.6 and 3.04, respectively. In contrast, the periods of 2008–2015 and 2015–2022 had low values of this index of 1.9 and 1.29, respectively, indicating high dynamics. However, wooded savannah, grassland, agriculture and built-up and bare soil all showed high dynamics during all periods, as reflected by the stability index values below (Table 6). However, the analysis of landscape diversity showed that Simpson's diversity index almost doubled from 0.37 in 1990 to 0.64 in 2022. This revealed a decreasing level of homogeneity of the LCPB landscape with time, manifested by increased patch diversity. The increased diversity was accompanied by almost a doubling in the evenness between patches in the landscape, as shown by the increased Simpson's evenness index (SIEI) from 0.44 in 1990 to 0.77 in 2022 (Table 6-7).

Table 6-6 : Transition matrices illustrating the percentage of land cover change between 1990 and 1998, 1998 and 2008, 2008 and 2015 and 2015 and 2022 based on the assisted classification of Landsat images using the random forest classifier. Values in bold indicate the proportion of land cover that remained unchanged, and 1% corresponds to 266 km². The totals do not add up to 100% as water was excluded from the analyses. *Miombo* woodland was the most disturbed land cover that was converted to other land covers.

1990–1998	<i>Miombo</i> Woodland	Wooded Savannah	Grassland	Agriculture	Built-up and Bare Soil	Total
<i>Miombo</i> woodland	68.52	5.68	3.66	0.02	0.01	77.89
Wooded Savannah	1.46	3.31	3.00	0.02	0.05	7.84
Grassland	4.02	3.16	5.64	0.07	0.10	12.99
Agriculture	0.00	0.01	0.11	0.03	0.04	0.19
Built-up and Bare soil	0.00	0.13	0.38	0.04	0.32	0.86
Total	74.00	12.29	12.78	0.19	0.52	99.77
Stability index	4.61	0.25	0.39	0.10	0.43	
1998–2008	<i>Miombo</i> woodland	Wooded Savannah	Grassland	Agriculture	Built-up and Bare soil	Total
<i>Miombo</i> woodland	58.52	5.59	9.84	0.01	0.08	74.04
Wooded Savannah	2.41	4.67	5.10	0.02	0.13	12.34
Grassland	1.30	4.11	6.91	0.05	0.41	12.78
Agriculture	0.00	0.06	0.05	0.02	0.06	0.20
Built-up and Bare soil	0.00	0.07	0.10	0.01	0.33	0.52
Total	62.24	14.50	22.00	0.11	1.01	99.87
Stability index	3.04	0.27	0.33	0.08	0.38	
2008–2015	<i>Miombo</i> woodland	Wooded Savannah	Grassland	Agriculture	Built-up and Bare soil	Total
<i>Miombo</i> woodland	45.82	3.95	12.13	0.22	0.10	62.21
Wooded Savannah	2.51	2.98	8.07	0.44	0.51	14.51
Grassland	5.23	3.43	12.40	0.51	0.39	21.95
Agriculture	0.00	0.00	0.04	0.03	0.04	0.11

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

Built-up and Bare soil	0.00	0.03	0.11	0.12	0.73	0.99
Total	53.6	10.4	32.8	1.3	1.8	99.79
Stability index	1.90	0.16	0.41	0.09	0.56	
2015–2022	<i>Miombo</i> woodland	Wooded Savannah	Grassland	Agriculture	Built-up and Bare soil	Total
<i>Miombo</i> woodland	33.70	6.47	11.64	1.77	0.00	53.6
Wooded Savannah	1.41	2.75	6.01	0.12	0.09	10.4
Grassland	4.87	6.32	21.06	0.29	0.26	32.8
Agriculture	0.01	0.08	0.87	0.21	0.14	1.3
Built-up and Bare soil	0.01	0.01	0.48	0.11	1.15	1.8
Total	40.01	15.62	40.05	2.50	1.65	99.8
Stability index	1.29	0.13	0.69	0.06	1.05	

Table 6-7 : Simpson's diversity index (SIDI) and Simpson's evenness index (SIEI) of the LCPB in 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022.

Year	SIDI	SIEI
1990	0.37	0.44
1998	0.42	0.50
2008	0.54	0.65
2015	0.59	0.71
2022	0.64	0.77

6.7.3. Structural Dynamics in the LCPB

Our analysis of the landscape structural dynamics of the LCPB showed that the 1990–1998 period was characterised by the attrition of *miombo* woodlands and grasslands as the dominant spatial transformation process (Table 6-8). However, during this period, wooded savannah and agriculture underwent creation process. Additionally, built-up and bare soil underwent aggregation. The period of 1998–2008 was characterised by a dissection of the *miombo* woodland area (t-value $0.83 > 0.75$). Wooded savannah, grasslands and built-up and bare soil underwent a creation process. In contrast, the agriculture class underwent attrition. During the 2008–2015 period, *miombo* was characterized by dissection (t-value of $0.86 > 0.75$). The wooded savannah showed fragmentation with a t-value of $0.71 < 0.75$. Grassland, agriculture and built-up and bare soil expanded through creation. Finally, during the 2015–2022 period, there was an attrition of *miombo* woodland. Wooded savannah, agriculture and built-up and bare soil underwent creation. During the same period, grassland underwent aggregation (Table 6-8).

The area of the largest patch of *miombo* woodland decreased from 74.39% in 1990 to 9.20% in 2022, indicating a fragmentation of *miombo* woodland patches. In contrast, the largest patch index (LPI) for the grassland increased from 2.13% in 1990 to 27.19% in 2022. Wooded savannah, agriculture and built-up and bare soil all had low LPI values (less than 1) throughout the period. The fractal dimension value slightly decreased for the *miombo* woodland, from 1.45 to 1.42 between 1990 and 2022, indicating that some *miombo* woodland patches have a regular shape, a characteristic of anthropisation. Conversely, the fractal dimension value increased for the savannah, from 1.50 in 1990 to 1.55 in 2022, indicating that some patches have a more regular shape. The fractal dimension value for the grassland increased from 1.47 in 1990 to 1.48 in 2022, indicating that patches almost retained the same shape. Agriculture had the lowest fractal dimension values, from 1.42 in 1990 to 1.40 in 2022, owing to the regular shape that characterises its patches. Finally, built-up and bare soil showed a decrease in its fractal dimension value, from 1.51 in 1990 to 1.43 in 2022, showing a change in the shape of its patches over time (Table 6-8).

Table 6-8 : Summary of landscape metric characteristics of the LCPB dynamics for 1990, 1998, 2008, 2015 and 2022 based on the supervised classification of Landsat images using the random forest classifier. Here, *n* is the number of patches, *a* is the class area (km²), LPI is the largest patch index (%), and FD is the fractal dimension. The *miombo* woodland underwent fragmentation, dissection and suppression as evidenced by the decreased or increased number of patches, and its decrease in area, largest patch index and fractal dimension.

<i>Index</i>	<i>Miombo Woodland</i>	<i>Wooded Savannah</i>	<i>Grassland</i>	<i>Agriculture</i>	<i>Built-up and Bare Soil</i>
1990					
<i>n</i>	175,136	323,591	404,735	12,514	66,436
<i>a</i>	20,722.88	2092.47	3473.78	51.06	231.95
<i>LPI</i>	74.39	0.35	1.26	0.004	0.30
<i>FD</i>	1.45	1.50	1.47	1.42	1.51
1998					
<i>n</i>	157,750	546,619	300,589	23,657	21,075
<i>a</i>	19,697.76	3156.87	3421.39	53.12	246
<i>LPI</i>	70.55	0.30	2.73	0.01	0.20
<i>FD</i>	1.44	1.52	1.44	1.51	1.45
2008					
<i>n</i>	252,518	586,753	619,337	20,200	31,609
<i>a</i>	16,520.891	3817.7	5935.24	30.92	267.87
<i>LPI</i>	54.14	0.71	2.99	0.001	0.44
<i>FD</i>	1.45	1.50	1.47	1.51	1.46
2015					
<i>n</i>	533,592	815,645	937,317	128,788	48,931
<i>a</i>	14,249.0919	2712.91	8763.54	345.79	475.12
<i>LPI</i>	20.56	0.18	11.72	0.04	0.86
<i>FD</i>	1.50	1.56	1.53	1.48	1.46
2022					

Chapitre 6 : Mapping and Quantification of Miombo Deforestation in LCPB

<i>n</i>	240,244	940,122	504,829	349,199	54,711
<i>a</i>	10,643.61	4154.48	10,664.64	664.58	494.01
<i>LPI</i>	9.20	0.30	27.19	0.12	0.79
<i>FD</i>	1.42	1.55	1.48	1.40	1.43

6.8. Discussion

6.8.1. *Dynamics of the Anthropisation of the Miombo Forest in the LCPB*

The classifications of Landsat images in this study showed OA values greater than 90%. In fact, overall accuracy values above 80% are highly accurate, indicating a high level of agreement between estimated classes and reference classes (Phan et al., 2020; Zhao et al., 2021). Moreover, our results showed that the AD and QD values are close, with a correspondingly low allocation disagreement to quantity disagreement (AD/QD) ratio, indicating substantial overall disagreement (Warrens, 2015). Our values are lower than those found in (Mwanga and Mwanga, 2017).

Landscape analysis of the LCPB has shown remarkable dynamics, as evident by the regression of *miombo* woodland (natural and dominant cover), where its area was divided nearly in half between 1990 and 2022. The resulting general trends in LCPB anthropisation confirm the conclusions of numerous studies in the Katanga region, a historic mining area (Barima et al., 2011; Potapov et al., 2012; Munyemba and Bogaert, 2014; Cabala et al., 2017a; Useni et al., 2017a; Cabala et al., 2018b). This would be justified by the use of the same approach despite the difference in analysis tools. The anthropogenic pressure on the *miombo* woodland is motivated by the demographic growth of Lubumbashi (Nkuku and Rémon, 2006; Useni et al., 2018b). Indeed, the social situation in the region, which includes rapid population growth, uneven allocation of resources and poverty, has played a part in the depletion of *miombo* woodland (Mwanga and Mwanga, 2017). The local culture has also played a significant role as well. For centuries, local communities have engaged in shifting agriculture and logging for subsistence. This practice, coupled with rapid population growth, has resulted in deforestation (Karsenty, 2019). Recently, intensive and extensive agricultural activities have increased around the city of Lubumbashi, threatening the existence of the *miombo* woodland that once dominated the Katangese landscape (Malaisse, 2010). One study confirmed this trend around the urban areas of Southern Katanga (Khoji et al., 2022). In the Zambezian region, Ref. (Matavire et al., 2015) showed significant changes in land cover/use between 2000 and 2010, with an increase in agricultural area and a decrease in *miombo* woodlands in Zimbabwe.

Political factors have also played a major role in the regression of *miombo* woodland cover in Katanga. Political instability, corruption, and weak enforcement of legal texts have been associated with environmental degradation. Indeed, the forestry code drawn up in 2002, inspired (too much) by the Cameroonian model and its equatorial forests, is far less adapted to the reality of the *miombo* woodland. This forestry code has not provided a forest management plan. People no longer refer to it because of the many cases of impunity. Provincial tax documents supplement this single legal document, which explains the predominant tax collection role played by the provincial services, whereas the role of supervising the actors involved in the exploitation of forest resources is weak (N'tambwe et al., 2023b).

Deforestation of the *miombo* woodland has led to an increase in wooded savannah and grassland, leading to negative spatial conversion dynamics for the natural

ecosystem in the LCPB. This regression of *miombo* woodland cover is a direct consequence of wood cutting for charcoal production. Indeed, the galloping growth of Lubumbashi's population, coupled with the insufficient production and distribution of electrical energy, leads to the dependence of almost all urban households on *miombo* forest for charcoal (Dibwe, 2009). These results confirm the conclusions of Kabulu et al. (2018), which states that charcoal production is one of the main causes of forest fragmentation and degradation in Katanga. The rapid forest regression in the Lubumbashi region is motivated by the ease of accessibility to resources around Lubumbashi. Access to the forest is negotiated with customary chiefs in exchange for certain tributes and regular gifts for locals and approximately USD 20 for foreigners (Trefon et al., 2010). In this region, large forest patches are cut without any selection of plant species or stem diameter, while professional charcoal producers acquire large areas from traditional authorities around the city of Lubumbashi for exploitation. In the Zambezi ecoregion, Chidumayo (2019) reported that clear-cutting of *miombo* forest, particularly for charcoal production, has led to forest degradation in Zambia, while also highlighting the low rate of forest regeneration in this region, endangering the sustainability of charcoal for the population. Sedano et al. (2016) also confirmed forest degradation associated with charcoal production in the Tete province in Mozambique.

The regression of *miombo* woodland cover has been significant in the northwest-ern and northeastern parts of the LCPB, due to the creation and rehabilitation of economic roads that have facilitated access to the forest, leading to its fragmentation (Mertens and Lambin, 2000; Zézouma et al., 2019). The significant anthropogenic pressure on the LCPB has been confirmed by changes in the SIDI and SIEH indices since less disturbed landscapes are characterized by low values of these indices (Battisti and Contoli, 2011).

The analysis of landscape dynamics in the *miombo* woodland within the LCBP revealed that the dominant spatial transformation processes are dissection and attrition, which are characteristic of natural landcover type dynamics (Bogaert et al., 2011a). Indeed, dissection in the *miombo* woodland surrounding Lubumbashi is primarily the result of the construction or rehabilitation of agricultural roads funded by mining companies for territorial entities, according to Mufuta et al. (2022). Consecutively, the attrition of persistent *miombo* woodland patches is a consequence of continuous deforestation that results in savannah, grassland and agriculture. These findings confirm the conclusions of (Cabala et al., 2017a, 2018b) regarding the Lubumbashi Plain and the Katanga Copperbelt. Wooded savannah, grassland, agriculture and built-up and bare soil primarily underwent creation as the main transformation process, which is characteristic of anthropogenic land-cover-type dynamics (Bogaert et al., 2011a). The creation of wooded savannah patches in the LCPB landscape is caused by openings, which allow for the development of herbaceous plants that are primarily heliophilic. Malaisse (2010) stated that, in general, savannahs increase in a region owing to human activities. Our findings confirm the results of Munyemba and Bogaert (2014), that woody savannah patches increased on the Lubumbashi Plain in the LCBP. The increase in agricultural patches

resulted from a new policy from the local government to reduce maize importation by granting improved seeds and inputs since 2006 to agricultural households. The creation of built-up and bare soil patches is attributed to the spatial expansion of built-up soil within Lubumbashi (Warrens, 2015) upon the replacement of the dominant wooded savannah and grassland with peri-urban areas. This trend also confirms the conclusion by Useni et al. (2020) in their study of the Lufira Biosphere Reserve in the LCBP, despite the difference in spatial scales between the two studies.

In the LCBP, the deforestation rate between 1990 and 2022 was higher than the national average, which was estimated to be between -0.2% and -0.3% (Potapov et al., 2012; De Wasseige et al., 2014). This can be justified by the difference in the analysis scale. Furthermore, the extent of *miombo* woodland regression was weaker between 1990 and 1998 due to social and economic crises. Indeed, since 1990, Katanga has experienced a period of political instability that has led to the failure of state institutions and public companies to carry out their regal responsibilities. Although current Congolese law protects the forests against any form of degradation or destruction since the promulgation of forest code in 2002, the provincial services, which are made up of more administrative than technical staff, are unable to visibly apply these legal provisions (N'tambwe et al., 2023b). In addition, the period between 1998 and 2008 resulting from the liberalisation of mining activities led to an improvement in the socioeconomic conditions of the urban population (Nkuku and Rémon, 2006). However, as a result, there was strong pressure on *miombo* woodland for charcoal production and its conversion into grassland (Munyemba and Bogaert, 2014; Kabulu et al., 2018). Also, peasants shifted away from agriculture towards artisanal mining activities, consequently destroying forest resources (Mputu et al., 2019). However, during the period following the global economic crisis of 2008, many development projects were suspended or cancelled, leading to a decrease in investments within the Katanga forestry sector, particularly in rural areas. As investment decreased, environmental regulations were also weakened, resulting in an increase in illegal exploitation of forest resources (Mpanda et al., 2022). Finally, the intensification of *miombo* regression between 2015 and 2022 was a result of the dismantling of the former Katanga Province and the local government's agricultural policy. Indeed, through this policy, the government aims to ensure that its population is self-sufficient in maize by granting agricultural inputs to farmers who have consequently extended the acreage of their fields to the detriment of forest patches. This period was also characterised by conversions of forests to wooded savannah, which was a consequence of the growing demand for charcoal in the region (Kabulu et al., 2018). Between 2015 and 2022, the production of wood fuel became one of the most alarming anthropogenic causes of the deforestation of *miombo* woodland, given that the national electricity society favours the new mining companies installed since 2015 to the detriment of households. Urban growth and the lack of electricity supply are increasing the demand for wood fuel and timber (Kabulu et al., 2018).

The negative spatial dynamics of *miombo* in the LCBP were accompanied by low densification and regeneration. This may have been caused by recurring vegetation fires in the region and the conversion of areas into agricultural land that were exploited

for charcoal production (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012; Useni et al., 2023b). These justify the decrease in the stability of *miombo* land cover, which is supported by the three-fold decrease in its stability index value, a trend also confirmed previously in Mpanda et al. (2022) in Kasenga territory to the east of the LCPB.

The analysis of the LCPB landscape also showed fragmentation of the *miombo* woodland, as demonstrated by the eight-fold decrease in the LPI. However, Useni et al. (2018) indicated a two-fold decrease in the LPI in Lubumbashi. This difference could be due to the difference in spatial and temporal scales. The low values of this index obtained for wooded savannah, grassland, agriculture and built-up and bare soil illustrate their high degree of anthropisation. The obtained values of the fractal dimension show the impact of human activities on the landscape structure, which is reflected in the more homogeneous and regular shapes of landscape elements (Bogaert et al., 2011a).

Our landscape analysis results within the LBPC confirm the perceptions of local communities who note a decline in woody cover in the region, whether in the peri-urban area (Maréchal et al., 2018) or in the rural area of the city of Lubumbashi (Hick et al., 2018; N'tambwe et al., 2023b). However, in a country where one person lives on an average of less than USD 1.25 per day, and where the forestry code suffers from lack of enforcement, forest resources provide a source of food, medicine, construction materials or even income when sold in rural or urban markets (Trefon et al., 2010; Useni et al., 2020b).

6.8.2. Implications for the Management of the LCPB

This study clarified the decline in the *miombo* woodland (loss in area) in the LCPB. This decrease in *miombo* highlights the threat to the provision of ecosystem services. The consequent distance of the city from the forest means that charcoal will be produced further away, which will impact the price of this main energy source for the city. *Miombo* deforestation will lead to a significant decrease in products, such as mushrooms, caterpillars, honey and certain edible fruits, which are some of the natural resources that the Congolese population uses to improve its income and food safety (Biloso and Lejoly, 2006; Loubelo, 2012).

In a developing nation with high rates of unemployment, where more than 90% of the population relies on charcoal as a source of sustenance (Kabulu et al., 2018), forest degradation may have challenging socioeconomic ramifications. Charcoal production in Lubumbashi, for instance, yields an estimated annual total added value of approximately USD 50 million (Péroches et al., 2021), making it a crucial source of livelihood for charcoal-producing and -selling households. Additionally, *miombo* forest regression could instigate land use conflicts among diverse communities. On the other hand, certain forest products, such as timber and non-timber forest products, are imported from Zambia, leading to a political dependence of the country on its neighbor.

Wood energy producers include farmers, who derive income from charcoal to supplement their agricultural production (maize, manioc, sweet potatoes and groundnuts) and professional producers whose main aim is to produce charcoal. In addition to species that produce good-quality wood fuel, in the context of high competition for resource access, charcoal producers are now choosing less sought-after species, even within patches of sacred forest. As a result, the distances involved in acquiring wood for charcoal production are increasing, leading to higher harvesting costs.

As degraded ecosystems that materialise from the savannah are expanding within the LCPB, a policy towards expanding community forests is required. This policy should have a management plan that defines and maps the conservation areas of *miombo*. Chidumayo and Gumbo (2013) also advised moving from open access forests to secure tenure and sustainable forest management in Zambia. The management plan for community forests must define the support for natural regeneration through reforestation and fire management. Examples of successful community forestry projects in Gambia, Tanzania and Brazil are described in Maindo and Kapa (2014). Additionally, some *miombo* species were proposed in Kyalamakasa et al. (2021) for the reforestation of degraded ecosystems. However, as charcoal is ingrained in the local culture, scientific research identifying *miombo* species with high calorific capacity and rapid regeneration for introduction into the reforestation program is needed in the short term. Moreover, exotic species should be avoided as they can contribute to the eradication of native species (Vroh and Kone, 2021).

This policy should also be focused on agroforestry, which is an integrated natural resource management intervention that can address various environmental and social problems in Eastern and Southern Africa (Sileshi et al., 2007). Kimaro et al. (2011) demonstrated the important contributions of rotational woodlot systems in reducing forest degradation and offsetting CO₂ emissions through on-farm wood supply. However, the management policy should also consider different techniques, such as crop rotation and intercropping, which are effective practices for soil fertility management (Yabi et al., 2016).

Within Lubumbashi, the use of improved cookstoves and public investment in hydro and solar power generation is crucial for reducing the pressure on the remnants of *miombo* woodland patches while meeting the energy needs of the urban population. Efforts should also be focused on their adoption by the population, as improved stoves are already widely used in the Sahelian region and in countries, such as Mali and Burkina Faso (Kitoto, 2018).

Finally, it is also important for political authorities to consider improving the living conditions of rural populations in order to prevent mass migration to urban areas.

6.9. Conclusion

In this study, we quantified the evolution of deforestation of *miombo* woodland in the LCPB using remote sensing combined with landscape ecology analysis tools. Our results confirm that *miombo* woodland acreage has decreased over time via the expansion of wooded savannah and grassland and transformation into agricultural land. This has resulted in the fragmentation and anthropisation of the landscape, with the largest patch of *miombo* and its complexity decreasing, as shown by increases in the SIDI and SIEI values. The analysis also identified five spatial transformation processes: attrition and dissection of *miombo* woodland; fragmentation and creation of wooded savannah; attrition, creation and aggregation of grassland; attrition and creation of cultivated land; and creation and aggregation of built-up and bare soil. Additionally, we found that the deforestation rate within the LCPB is higher than the national average. In this context, the regression of the *miombo* woodland forest increases the distance between Lubumbashi and charcoal production areas, which can have consequences in terms of availability and price.

To address the regression of *miombo* woodland in the LCPB, we should implement policies that multiply community forests and develop agroforestry, finance large-scale reforestation, promote the use of improved stoves and invest in hydroelectricity and solar energy. These are critical for reducing the pressure on the *miombo* woodland in the LCPB while meeting the energy needs of the urban population. In the future, it will be necessary to demonstrate the impact of deforestation on the local climate.

Chapitre 7

Protected area creation and its limited effect on deforestation: Insights from the Kiziba-Baluba hunting domain (DR Congo)

7.1. Référence bibliographique

Khoji, M. H., Mpanda, M. M., Kipili, M. I., Malaisse, F., N'tambwe, N. D., Kasanda, M. N., Bastin, J.-F., Bogaert, J., & Useni, S. Y., 2024. Protected area creation and its limited effect on deforestation: Insights from the Kiziba-Baluba hunting domain (DR Congo). *Trees, Forests and People*, 18, 100654. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2024.100654>

7.2. Contextualisation

Le chapitre précédent a analysé l'évolution de la déforestation dans le bassin de production de charbon de bois (BPCB) de Lubumbashi, principal pôle d'anthropisation de la région. Ce chapitre examine l'impact de la création d'une aire protégée, le domaine de chasse de Kiziba-Baluba, sur la préservation des forêts claires de *miombo*, en tenant compte de sa proximité avec la ville de Lubumbashi et de son chevauchement à son BPCB, une zone soumise à de fortes pressions anthropiques.

7.3. Résumé

Création d'aires protégées et effet limité sur la déforestation : enseignements tirés du domaine de chasse de Kiziba-Baluba (RDC).

Cette étude analyse les dynamiques spatio-temporelles de l'anthropisation du paysage dans le Domaine de Chasse de Kiziba-Baluba (DCKB), situé à proximité de Lubumbashi, dans le sud-est de la République Démocratique du Congo, une zone soumise à des pressions anthropiques croissantes. L'évolution de ces dynamiques entre 1989 et 2023 a été évaluée à l'aide de la télédétection, des Systèmes d'Information Géographique (SIG) et des principes de l'écologie du paysage. Les résultats révèlent une régression significative de la couverture forestière, passant de 70,33 % en 1989 à 26,22 % en 2023, soit un taux annuel de déforestation de -1,84 %. Cette déforestation a favorisé l'expansion des savanes (63,93 %), des surfaces agricoles (5,76 %), ainsi que des zones bâties et des sols nus (0,93 %), à travers des processus de création et d'agrégation de taches. Le niveau de perturbation du paysage a été multiplié par six en 34 ans, passant de 0,42 en 1989 à 2,81 en 2023. La réduction de la taille du plus grand massif forestier et l'augmentation de son isolement spatial témoignent d'une fragmentation et d'une dissection accrues, souvent suivies de la disparition des taches résiduelles par suppression. Ces résultats mettent en évidence l'inefficacité des mesures de conservation actuellement en vigueur dans le DCKB. Ils soulignent la nécessité de restructurer la gouvernance de la zone, de redéfinir les limites des aires protégées, de développer un plan de gestion adapté, de mettre en œuvre des programmes de reboisement, de renforcer l'application des lois environnementales et d'impliquer activement les communautés locales.

Mots-clés : Pression anthropique, Forêt claire *miombo*, Aires protégées, Législation environnementale, Conservation des ressources, Services écosystémiques.

7.4. Abstract

The study examines the spatiotemporal dynamics of landscape anthropization in the Kiziba-Baluba Hunting Domain (KBHD), near Lubumbashi in southeastern Democratic Republic of Congo, facing increasing human threats. It assesses these dynamics from 1989 to 2023 using remote sensing, Geographic Information Systems (GIS), and landscape ecology principles. The results reveal a significant decrease in forest cover, declining from 70.33% in 1989 to 26.22% in 2023, with an annual deforestation rate of -1.84%. This deforestation has led to the expansion of savannas (63.93%), agriculture (5.76%), and built-up and bare soil (0.93%) through patch creation and aggregation. The level of landscape disturbance has increased sixfold over 34 years, from 0.42 in 1989 to 2.81 in 2023. The reduction in the size of the largest forest patch and increased spatial isolation show rising fragmentation and dissection, often followed by the attrition of residual patches. These findings highlight the inefficiency of current conservation measures in KBHD, indicating a need for restructuring management, redefining protected area boundaries, developing a suitable management plan, implementing reforestation programs, strengthening enforcement of environmental laws, and actively involving local communities.

Keywords: Anthropogenic pressure, *Miombo* woodland, Protected Areas, Environmental Legislation, Resource conservation, Ecosystem Services.

7.5. Introduction

Tropical forests, vital for the biosphere, house over half of global biodiversity and provide essential ecosystem services, including carbon storage for climate regulation (Karsenty, 2019; FAO, 2020). However, these ecosystems face growing human impact, leading to accelerated deforestation and degradation, especially in tropical regions (Hansen et al., 2013). Land cover changes have reduced global forest area from 19.65 million km² in 1990 to 17.70 million km² in 2015 (Keenan et al., 2015). Projections suggest that by 2030, a quarter of the Amazon rainforest could vanish, and half of Southeast Asia's remaining forests may disappear (WWF, 2015).

Sub-Saharan Africa is not spared from the phenomena of deforestation and forest degradation, despite its forests covering 13.85% of the global forest area in 2020. These forests are crucial for the survival of over two-thirds of the population (Masolele et al., 2024). Forest fragmentation is significant, especially in the Congo Basin, home to ecologically vital tropical forests (De Wasseige et al., 2014). The Democratic Republic of the Congo (DR Congo) also experiences these issues, given its importance in context of climate change and deforestation (Potapov et al., 2012).

The DR Congo is known for its large, forested areas, covering about 145 million hectares. These forests include dense humid forests, mountain forests, dry forests, and savanna-forest mosaics (Lawson, 2014). However, they face serious issues of deforestation and degradation (Potapov et al., 2012). This is due to activities like commercial agriculture, charcoal production, and mining (Masolele et al., 2024; Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012; Potapov et al., 2012). Nearly 70% of the Congolese population lives in rural areas, where agriculture and charcoal production are key livelihoods (Mbuangi et al., 2021). These practices, combined with population growth, poverty, and poor governance, put heavy pressure on the forests. This creates major environmental problems and highlights the need for sustainable management strategies to protect these resources.

To mitigate human impact on forest resources, about 12% of the DR Congo's land is designated as protected areas to preserve ecosystems (Butsic et al., 2015). However, conservation efforts face challenges due to weak enforcement of environmental laws and local socio-economic issues (Kipute et al., 2021). Rather than just improving existing protected areas, the government aims to raise this proportion to 15% by creating new ones since the early 21st century (Kyale et al., 2019), following Lomami National Park's example. However, expanding without proper planning poses management difficulties, especially in areas heavily influenced by human activity, like the Kiziba-Baluba Hunting Domain (KBHD) near Lubumbashi in southeastern DR Congo.

KBHD is in a region where *miombo* woodland covered about 23% of the national territory in 2010 (Malaisse, 2010; Potapov et al., 2012). This forest, dominated by *Brachystegia*, *Julbernardia*, and *Isoberlinia* genera, is crucial for local populations (Chidumayo and Gumbo, 2013). However, as a mining region, *miombo* faces significant human pressures (Useni et al., 2017b; Cabala et al., 2022; Khoji et al., 2023), even in protected areas like KBHD (Useni et al., 2020b, 2023b).

Deforestation in KBHD is driven by several factors. After the mining sector in DR Congo was liberalized in 2002, mining extraction increased, causing rural exodus and urban growth, especially in Lubumbashi (Useni et al., 2018a; Khoji et al., 2022). This population growth increased food demand, leading the local government to support farmers, which expanded agricultural activities. To meet urban food demand, villagers in KBHD clear forests for agriculture, contributing to deforestation.

Population growth has also increased energy needs, worsened by electricity production and distribution issues (Banza et al., 2016). As a result, charcoal, being cheaper, has become the main cooking energy source (Kabulu et al., 2018). Villagers cut down trees to produce charcoal, which is lucrative due to high urban demand. Additionally, they exploit non-timber forest products (NTFPs) like fruits and medicinal plants, whose overharvesting for urban markets further exacerbates deforestation (N'tambwe et al., 2023a).

Despite these challenges, protected areas like KBHD play a crucial role in preserving biodiversity, maintaining ecosystems, and promoting environmental awareness (Levin et al., 2017). Studying forest ecosystem evolution within KBHD is

vital to understand ongoing spatial changes and evaluate existing conservation strategies. Technological advancements, especially in machine learning, enable analysis using tools like Google Earth Engine, which provides remote sensing data for multi-scale landscape assessment (Gorelick et al., 2017). Additionally, integrating landscape ecology approaches helps to understand interactions between different landscape components and design more effective conservation strategies. However, recent studies have primarily focused on landscape dynamics in protected areas of the DR Congo that are distant from major cities (Kyale et al., 2019; Useni et al., 2020b; Cirezi et al., 2022; Useni et al., 2023b; Musavandalo et al., 2024), neglecting the impact of proximity to cities on landscape dynamics within protected areas.

This study aims to evaluate the spatiotemporal dynamics of landscape anthropization in the KBHD between 1989 and 2023. We assess the hypothesis that the establishment of the KBHD in an anthropized region has failed to preserve the forest due to the persistence of human activities within it, resulting from inadequate enforcement of environmental laws. This situation is shown by a decrease in the total forest area and an increase in the number of forest patches, leading to spatial fragmentation and isolation.

7.6. Materials and methods

7.6.1. Study area

The KBHD, found in southeastern DR Congo, covers an area of 1460 km², spanning 11°28'54.00"- 11°50'48.26"S and 27°41'48.88"-28°10'51.86"E, near the city of Lubumbashi (Figure 7-1). This region, at an average altitude of 1200 meters, experiences Köppen Cw climate type with an annual average temperature of 20°C. This climate is characterized by a rainy season (November to March), with an annual average rainfall exceeding 1000 mm, and a dry season (May to September), separated by a two transitional months (Kottek et al., 2006; Malaisse, 2010; Kalombo, 2016).

Dominant soils are ferralsols (Baert et al., 2009), and the terrain is relatively flat. The vegetation is primarily composed of *miombo* woodlands, but human activities are gradually replacing them with savannas (Malaisse, 2010; Cabala et al., 2017a). This transformation disrupts habitats, affecting plant and animal species and compromising ecosystem services (Green et al., 2013). KBHD hosts 76 villages, each with around 250 inhabitants engaged in agriculture, charcoal production, and collecting NTFPs (Useni et al., 2017b; Kabulu et al., 2018; Kasongo et al., 2018; United Nations, 2022; N'tambwe et al., 2023b). Anthropogenic pressure leads to deforestation as new forested lands are sought.

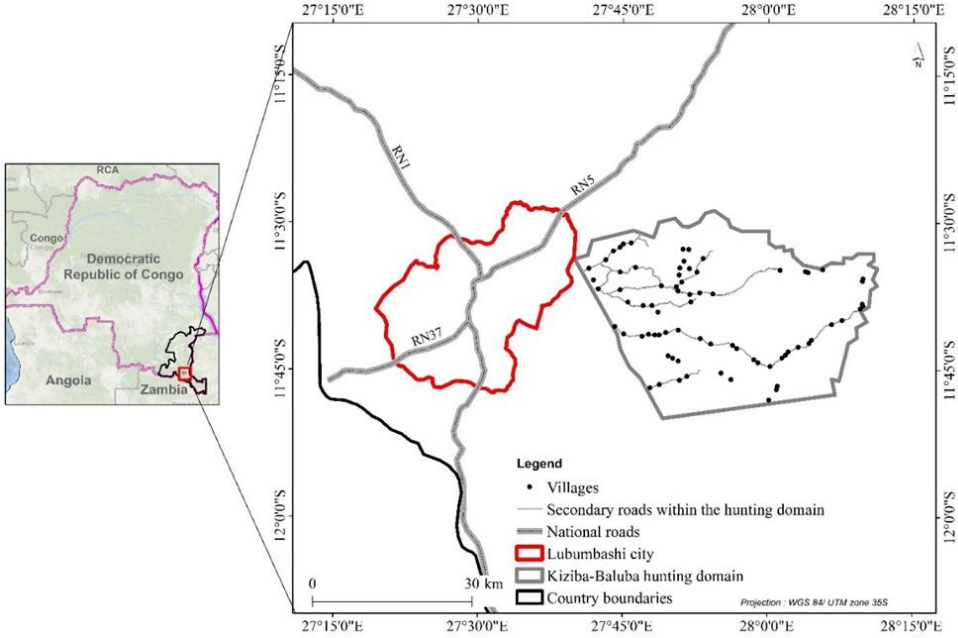


Figure 7-1 : Location of the KBHD on the outskirts of the city of Lubumbashi, in the Upper Katanga province, DR Congo. The region is traversed by national roads, and a string of villages is situated within the KBHD. This proximity to major transportation roads eases access and economic activities, which in turn contribute to anthropogenic pressures on forest ecosystems.

7.6.2. Landsat images acquisition and processing

7.6.2.1. Data choice and acquisition

The KBHD landscape has been systematically mapped using Landsat satellite imagery, including TM sensors (1989, 1998, 2006), OLI-TIRS-1 (2014), and OLI-TIRS-2 (2023) with a spatial resolution of 30 meters, allowing detailed analysis. The years were chosen for their availability and low cloud cover (<5%).

Specifically, 1989 and 1998 were selected to characterize the landscape before the KBHD was established in 2006. 1989 represents the period before the country's democratization following the 1990 National Conference, marked by socio-political crises. 1998 was chosen to analyze the impact of the 1997 political regime change. 2006 marks the official creation of the KBHD. 2014 is before the dismantling of Katanga province, and 2023 is eight years after this event. The dismantling of Katanga significantly impacted regional landscape dynamics (Khoji et al., 2022).

The Landsat images were captured during the dry season (June and July) to ensure consistency in the spectral response of different vegetation covers (Oszwald et al., 2010). These images were downloaded and analyzed using Google Earth Engine

(GEE), a cloud platform for large-scale geospatial data analysis, visualization, and storage (Gorelick et al., 2017).

7.6.2.2. Preprocessing and supervised classification

Radiometric corrections were applied to the images using the Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System algorithm (Hua et al., 2021). This step minimizes registration errors and ensures radiometric consistency. To address Landsat sensor variability, we implemented a normalization method based on slope and intercept (Verbesselt et al., 2012). Scenes covering KBHD were mosaicked, reprojected into the WGS 84/UTM 35s coordinate system, and resampled onto a predefined pixel grid using bilinear interpolation (Potapov et al., 2012). Next, a false-color composite image combined near-infrared, red, and green spectral bands to distinguish vegetation types (Gutman et al., 2021).

Subsequently, a supervised classification was undertaken to define four main land cover classes, namely forest, savannas, agriculture, as well as built-up and bare soil. Training areas were delineated on the ground during field campaigns (conducted between June and July 2023) and projected onto the composite image. In inaccessible areas, high-resolution images from Google Earth Engine and Google Earth Pro supplemented training data. The Random Forest classifier, known for robustness and flexibility, was used with adjusted parameters ($M_{try} = 2$, total trees = 100) for optimal accuracy (Phan et al., 2020).

7.6.2.3. Accuracy assessment and area estimation

We rigorously evaluated the obtained classifications for accurate area estimation and land cover change assessment (Olofsson et al., 2014). Random sampling points were selected across eight land cover for each period (1989-1998, 1998-2006, 2006-2014, and 2014-2023). These land cover included stable categories (forest, savannas, agriculture, fallows, built-up, and bare soil) and change categories. Cochran (1997)'s equation was used to determine 1050 sampling points per period. Furthermore, proportional weighting accounted for land cover importance: 200 points for >30% coverage, 150 points for 20-30%, and 100 points for <20%. These sampling points were then used to calculate the error matrix, expressed in terms of proportion of estimated areas. Adjustments were made to minimize biases in the measurement of areas and land cover changes, thus obtaining more accurate estimates (Nelson et al., 2021).

Measurement accuracies, including overall accuracy, user's and producer's accuracies, were calculated using the accuracy assessment equations (1) and (3) from Olofsson et al. (2014). Adjustments of area estimates for each land cover class and associated standard errors were also made using the area estimation equations (10) and (11) from Olofsson et al. (2014), with standard error calculated using a 95% confidence interval to assess the reliability of these estimates. Finally, quantity and allocation disagreements were assessed using the accuracy assessment equations (2)-(5) from Pontius and Millones (2011), thus measuring discrepancies between the

obtained classification and reference data. All spatial analysis were conducted using ArcGIS 10.8.1.

7.6.3. Landscape dynamics analysis

Landscape composition evaluation relies on three metrics: class area (CA), percentage of landscape (PLAND), and number of patches (NP). These allow both quantitative and qualitative assessment of landscape heterogeneity evolution (McGarigal, 2015). Furthermore, the change in landscape composition was assessed using transition matrices, from which a stability index was calculated. This index measures the unchanged proportion of a land cover class relative to lost and gained proportions (Bogaert et al., 2004). Moreover, the rate of periodic deforestation was estimated and converted into an annual deforestation rate considering the total number of study years (Kyale et al., 2019; Useni et al., 2020b). To assess forest disturbance, an index of forest disturbance (U) was calculated, representing the ratio between cumulative anthropogenic land cover classes area (savannas, agriculture, as well as built-up and bare soil) and forest cover, with values below 1 suggesting a landscape predominantly dominated by forest (Khoji et al., 2022).

The ecological processes underlying the observed landscape composition dynamics were identified through metrics such as CA and PN, through a decision tree (Bogaert et al., 2004). These processes include creation, aggregation, enlargement, shift, attrition, perforation, shrinkage, deformation, dissection, and fragmentation of patches (Figure 7-2). The differentiation between dissection and fragmentation was achieved using a specific reference value (0.75), a ratio of final to initial area ≤ 0.75 indicates fragmentation, while > 0.75 suggests dissection (de Haulleville et al., 2018). Additionally, the largest patch index (LPI) was computed for each land cover class, quantifying the percentage of CA composed of the largest patch. LPI approaches 0 when largest patch become smaller and LPI approaches 100 when total landscape consists of a single patch of corresponding land cover type (Bamba et al., 2008). Furthermore, the degree of patch isolation was assessed through the proximity index (PROX), considering both the size and proximity of patches. PROX = 0 means no patches of the same type within a specific radius, while an increase reflects closer patch distribution (McGarigal, 2015).

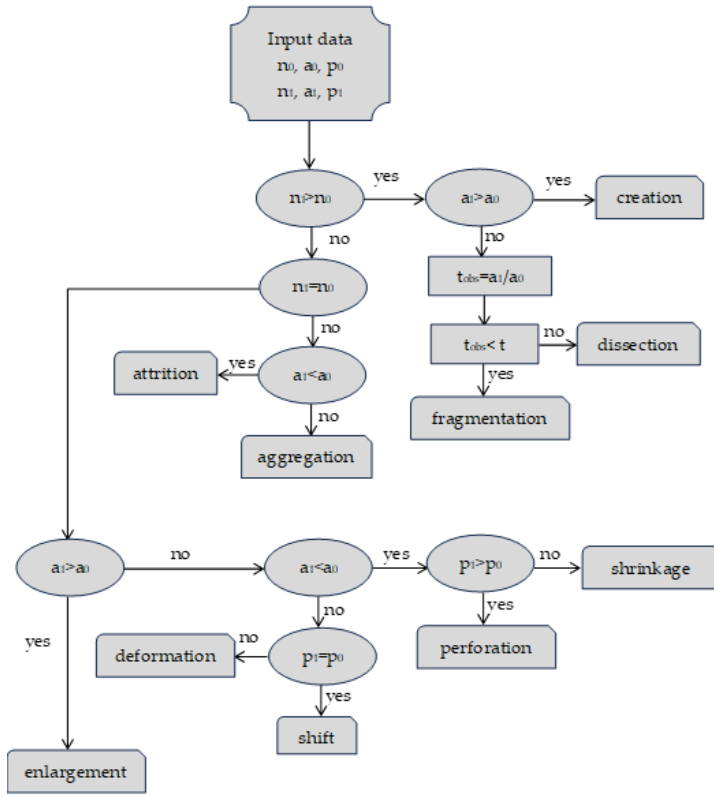


Figure 7-2 : The decision tree algorithm used to show spatial transformation processes that change the spatial structure of landscapes. The parameters a_0 , p_0 , and n_0 represent the class area, perimeter, and number of patches before the transformation, respectively, while a_1 , p_1 , and n_1 represent the values after the change in spatial structure (Bogaert et al., 2004).

7.7. Results

7.7.1. Validation of Landsat images classification and mapping

The results of the classification accuracy analysis reveal high values ($\geq 80\%$) for producer's accuracy, user's accuracy, and overall accuracy (Table 2), suggesting precise classification of land cover classes compared to ground truth data. Additionally, the analysis of quantity disagreement (QD) and allocation disagreement (AD) revealed relatively low overall differences between the map class and the reference class. For the periods 1989-1998 and 2006-2014, discrepancies were primarily attributable to allocation disagreement, as indicated by AD/QD ratios of 3.29 and 1.70, respectively. In contrast, for the periods 1998-2006 and 2014-2023, differences were mainly due to quantity disagreement, as evidenced by AD/QD ratios of 0.17 and 0.51, respectively. These findings suggest that, despite the presence of

disagreements, the low values of AD and QD indicate that the change classifications were generally reliable.

Furthermore, all area estimates were significant, with no margin of error at the 95% confidence interval threshold (Table 7-2). Visual analysis of Landsat image classifications indicates a notable reduction in forest cover, especially in the western region of the KBHD. Concurrently, there has been an increase in savanna and agricultural areas in this same region (Figure 7-3).

Table 7-1 : Evaluation of classification accuracy and estimation of areas for land cover and land cover change classes from 1989-1998, 1998-2006, 2006-2014, and 2014-2023, based on supervised classification of Landsat images using the Random Forest classifier. F: forest; S: savannah; AF: agriculture; BBS: built-up and bare soil; PA: producer accuracy; UA: user accuracy; OA: overall accuracy; QD: quantity disagreement; AD: allocation disagreement; CI: confidence interval. The classifications performed are statistically dependable, with significant area estimates and no error margin.

1989-1998								
	F	S	AF	BBS	F loss	S gain	AF gain	BBS gain
<i>Accuracy measure</i>								
PA	100.00%	95.24%	100.00%	100.00%	85.16%	80.68%	99.95%	100.00%
UA	100.00%	91.19%	83.65%	100.00%	85.47%	93.51%	100.00%	100.00%
OE	0.96							
QD	0.01							
AD	0.03							
AD/QD ratio	3.29							
<i>Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]</i>								
Area	55.78%	21.44%	0.01%	0.01%	10.43%	11.30%	0.97%	0.06%
95% CI	0.00%	1.20%	0.00%	0.00%	1.21%	0.81%	0.00%	0.00%
1998-2006								
	F	S	AF	BBS	F loss	S gain	AF gain	BBS gain
<i>Accuracy measure</i>								
PA	100.00%	100.00%	100.00%	0.95%	98.86%	92.00%	84.31%	100.00%
UA	100.00%	95.48%	89.80%	100.00%	96.10%	99.17%	95.83%	100.00%
OE	0.98							
QD	0.02							
AD	0.004							
AD/QD ratio	0.17							
<i>Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]</i>								
Area	46.38%	26.53%	0.02%	0.96%	15.77%	8.45%	1.14%	0.75%
95% CI	0.00%	0.91%	0.00%	0.78%	0.61%	0.53%	0.35%	0.00%
2006-2014								

	F	S	AF	BBS	F loss	S gain	AF gain	BBS gain
<i>Accuracy measure</i>								
PA	97.32%	100.00%	86.49%	82.93%	92.80%	83.58%	90.46%	84.22%
UA	98.41%	99.00%	89.29%	95.59%	87.32%	94.20%	95.77%	98.04%
OE	0.97							
QD	0.01							
AD	0.02							
AD/QD ratio	1.70							
<i>Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]</i>								
Area	39.98%	33.03%	0.15%	0.08%	10.36%	4.02%	11.71%	0.68%
95% CI	0.84%	0.72%	0.01%	0.03%	0.89%	0.28%	0.74%	0.14%
2014-2023								
	F	S	AF	BBS	F loss	S gain	AF gain	BBS loss
<i>Accuracy measure</i>								
PA	100.00%	100.00%	81.30%	100.00%	97.30%	81.66%	86.28%	100.00%
UA	100.00%	99.33%	100.00%	97.00%	91.72%	97.14%	92.71%	90.57%
OE	0.97							
QD	0.02							
AD	0.01							
AD/QD ratio	0.51							
<i>Stratified estimators of area $\pm$ CI [% of total map area]</i>								
Area	20.50%	33.82%	1.18%	0.04%	20.53%	10.63%	5.46%	7.83%
95% CI	0.00%	0.44%	0.25%	0.00%	1.09%	0.96%	0.63%	0.48%

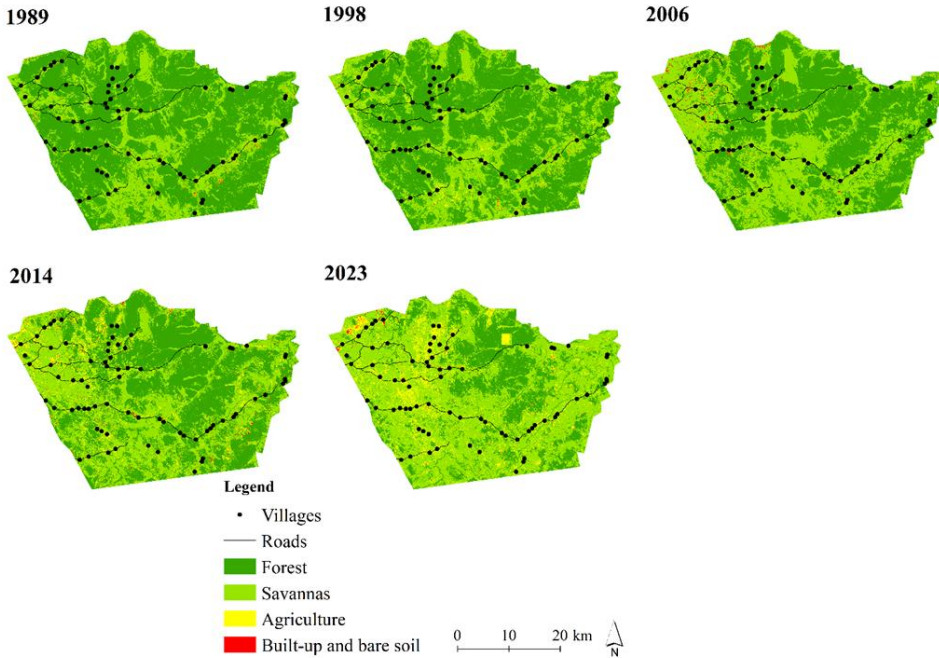


Figure 7-3 : Land cover maps of the KBHD derived from supervised classification of Landsat images from 1989, 2006, 2023, 2040, and 2060 using the Random Forest classifier.

Forest cover shows a remarkable regression between 1989 and 2023, while savannas, agriculture, as well as built-up and bare soil, are characterized by a spatial expansion within the KBHD.

7.7.2. *Landscape composition dynamics*

In 1989, the forests, which formed the primary landscape, experienced a substantial decline in coverage. It dropped from 70.33% in 1989 to 22.61% in 2023, resulting in an annual deforestation rate of 1.84%. During the same period, the proportion of savannas nearly tripled, rising from 29.51% to 63.38%, making them the dominant land cover. The expansion of agriculture was remarkable during the same period, with their proportion increased ninefold. Additionally, built-up areas and bare soil nearly doubled, growing from 0.23% of the landscape in 1989 to 0.45% in 2023 (Table 7-2). These findings highlight a significant and rapid transformation of the KBHD landscape, characterized by pronounced deforestation and substantial savanna and agricultural expansion.

Overall, the forests regression observed between 1989 and 2023 were supported by a notable transfer of area to savannas (14.19%, 15.60%, 12.26%, and 21.88% during 1989-1998, 1998-2006, 2006-2014, and 2014-2023, respectively), as did agriculture (0.28%, 0.60%, 1.27%, and 3.61%) and built-up/bare soil (0.07%, 0.30%, 0.38%, and 0.18%). However, despite this regression, a trend of forests regeneration from

savannas was observed (7.09%, 7.61%, 8.23%, 3.42% for the same periods, respectively).

Furthermore, savannas were converted to agricultural land, built-up areas, and bare soils. Agricultural expansion largely originated from forests (0.28%, 0.60%, 1.27%, 3.61% for the same periods, respectively) and savannas (0.78%, 0.22%, 2.81%, 5.18% for the same periods, respectively). Finally, the expansion of built-up areas and bare soils was also due to significant conversion from forests (0.07%, 0.30%, 0.38%, 0.18% for the same periods, respectively) and savannas (0.08%, 0.39%, 0.48%, 0.16% for the same periods, respectively), as illustrated in Table 7-2.

The analysis of land cover stability showed that forests were the most stable class from 1989 to 2014, as indicated by the stability index. However, this stability decreased significantly between 2014 and 2023, with savannas becoming the most stable class by 2023. In contrast, agriculture and built-up/bare soil remained unstable from 1989 to 2023 (Table 7-2). These results reveal a shift in land cover dynamics, with forests becoming less stable and savannas more stable.

This trend is further supported by the forest disturbance index, which tripled from 0.42 in 1989 to 2.81 in 2023. Initially below 1, the index surpassed this threshold in 2014 and increased further in 2023, indicating a growing prevalence of human-induced land cover changes (Figure 7-4). These findings highlight the increasing extent of forest disturbance and the dominance of anthropogenic landcover over time.

Table 7-2 : Transition matrices highlighting the percentage of change in land cover between 1989-1998, 1998-2006, 2006-2014, and 2014-2023, derived from Landsat images classification using the Random Forest classifier. 1% corresponds to 14.57 km². Forest has exhibited a notable regression in favor of savannas, agriculture and fallows, as well as built-up and bare soil.

1989-1998	Forest	Savannas	Agriculture and fallows	Buit-up and bare soil	Total
Forest	55.78	14.19	0.28	0.07	70.33
Savannas	7.09	21.44	0.78	0.08	29.40
Agriculture and fallows	0.00	0.03	0.01	0.00	0.04
Buit-up and bare soil	0.02	0.17	0.03	0.01	0.23
Total	62.89	35.84	1.10	0.16	100
Stability index	2.58	0.96	0.01	0.02	
1998-2006	Forest	Savanes	Agriculture and fallows	Buit-up and bare soil	Total
Forest	46.39	15.60	0.60	0.30	62.89
Savanes	7.61	27.62	0.22	0.39	35.84
Agriculture and fallows	0.00	1.01	0.02	0.07	1.10
Buit-up and bare soil	0.01	0.14	0.01	0.01	0.16
Total	54.01	44.37	0.85	0.77	100
Stability index	1.92	1.11	0.01	0.01	
2006-2014	Forest	Savannas	Agriculture and fallows	Buit-up and bare soil	Total
Forest	39.98	12.26	1.27	0.38	53.89
Savannas	8.23	33.02	2.81	0.48	44.54
Agriculture and fallows	0.05	0.58	0.14	0.04	0.81
Buit-up and bare soil	0.00	0.45	0.23	0.07	0.75
Total	48.27	46.32	4.45	0.96	100
Stability index	1.80	1.33	0.03	0.04	
2014-2023	Forest	Savannas	Agriculture and fallows	Buit-up and bare soil	Total
Forest	22.61	21.88	3.61	0.18	48.27

Savannas	3.42	37.55	5.18	0.16	46.32
Agriculture and fallows	0.14	3.19	1.06	0.06	4.45
Buit-up and bare soil	0.06	0.66	0.20	0.04	0.96
Total	26.22	63.28	10.05	0.44	100
Stability index	0.77	1.09	0.09	0.03	

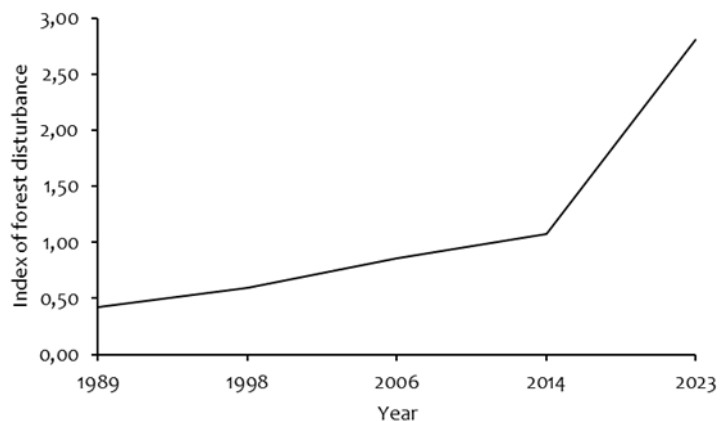


Figure 7-4: Variation in the forest disturbance index within the KBHD from 1989 to 2023, derived from Landsat images classification using the Random Forest algorithm. Forest cover has experienced increasing disturbance, with acceleration saw between 2014 and 2023.

7.7.3. *Spatial pattern dynamics of the landscape*

The structural dynamics of the KBHD landscapes from 1989 to 2023 were analyzed using a decision tree algorithm (Bogaert et al., 2004). Between 1989 and 1998, forest areas exhibited a decrease in patch area (CA) and an increase in patch number (PN), indicating dissection ($t=0.89>0.75$). Conversely, savannas, agriculture, and built-up/bare soil experienced increases in both CA and PN, indicating a creation process.

From 1998 to 2006, forests and agriculture faced attrition process, with decreases in both CA and PN. In contrast, savannas showed an increase in CA and a decrease in PN, reflecting patch aggregation. Built-up and bare soil exhibited increased CA and PN, indicating a creation process.

Between 2006 and 2014, forests underwent a dissection process ($t=0.89>0.75$), marked by decreased CA and increased PN. In contrast, savannas, agriculture, and built-up/bare soil all underwent creation processes, evident from increases in both CA and PN.

Finally, from 2014 to 2023, forests exhibited fragmentation, with a decrease in CA and an increase in PN ($t=0.54<0.75$). Savannas and built-up/bare soil showed increases in CA and decreases in PN, indicating aggregation. Agriculture displayed a creation process, with increases in both CA and PN.

The LPI for forests dropped significantly from 91.60% in 1989 to 37.11% in 2023, indicating more fragmentation. In contrast, the LPI for savannas rose from 33.83% to 87.17% over the same period. The LPI for agriculture increased from 0.66% to 4.32%, and for built-up/bare soil areas, it went up from 1.00% to 3.77%. These changes show that the largest patches for savannas, agriculture, and built-up/bare soil areas are getting bigger.

These trends illustrate a shift in the landscape: forests are becoming more fragmented, while savannas, agriculture, and built-up/bare soil areas are expanding. Additionally, the Proximity Index (PROX) for forests decreased, meaning forest patches are becoming more isolated. On the other hand, savannas, agriculture, and built-up/bare land have higher PROX values, suggesting that their patches are starting to merge.

Table 7-3 : Evolution of metrics characteristic of landscape spatial pattern dynamics in the DCKB in 1989, 1998, 2006, 2014, and 2023 derived from supervised classification of Landsat images using the Random Forest classifier. PN: patch number, CA: class area, LPI: largest patch index, PROX: proximity index. The forest is experiencing processes of dissection, attrition, and fragmentation of its patches. This spatial evolution leads to increased landscape heterogeneity, resulting in decreased connectivity within the forest, where patches become increasingly isolated.

	Forest	Savannas	Agriculture and fallows	Built-up and bare soil
1989				
<i>n</i>	10537	19699	253	1092
<i>a</i>	1023,00	434,10	0,74	2,34
<i>LPI</i>	91,60	33,83	0,66	1,00
<i>PROX</i>	73785,67	4761,45	0,52	0,32
1998				
<i>n</i>	19307	30531	5480	1110
<i>a</i>	915,34	525,47	16,00	3,31
<i>LPI</i>	78,94	40,92	1,19	1,81
<i>PROX</i>	55846,66	5990,06	1,92	0,36
2006				
<i>n</i>	14749	16710	4911	3425
<i>a</i>	783,68	658,31	12,03	6,52
<i>LPI</i>	74,63	72,20	2,05	2,94
<i>PROX</i>	25605,57	24326,73	0,58	0,91
2014				
<i>n</i>	21866	24029	19758	9420

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

<i>a</i>	702,55	681,49	65,56	11,13
<i>LPI</i>	56,12	53,84	2,69	2,63
<i>PROX</i>	10138,42	44019,21	3,97	0,94
2023				
<i>n</i>	26126	20362	37028	1648
<i>a</i>	382,65	919,61	144,37	13,51
<i>LPI</i>	37,11	87,17	4,32	3,77
<i>PROX</i>	2113,49	90162,69	42,66	1,67

7.8. Discussion

7.8.1. *Methodological approach*

The rise of machine learning has greatly advanced environmental monitoring with tools like Google Earth Engine (GEE), which offers free access to satellite images and large-scale spatial analysis (Phan et al., 2020; Zhang et al., 2021). However, GEE requires an internet connection, which can be a limitation in developing countries (Amani et al., 2020). Landsat images, while having medium resolution, are cost-effective and useful for monitoring large areas in agriculture, forestry, and environmental studies (Singh et al., 2021).

The use of local environmental knowledge and quality field data has improved the accuracy of Landsat image classification with the Random Forest classifier (Xia et al., 2017). In this study, land cover validated by field data are dominant in the region and were selected for comparison (Munyemba and Bogaert, 2014; Cabala et al., 2018b; Khoji et al., 2023). However, wetlands and some natural savannas were grouped with anthropogenic savannas due to similar reflectance, but this did not affect overall land cover trends.

Landscape dynamics were analyzed using transition matrices to identify major landscape changes, which are essential for linking pattern to process (Pontius et al., 2004). These matrices highlighted landscape transitions in the Lufira Biosphere Reserve, DR Congo (Useni et al., 2020b). The stability index from these matrices shows how resistant different land cover are to change, reflecting their resilience to human impacts. Spatial Transformation Processes (STP) were analyzed using Bogaert et al. (2004) decision tree algorithm to understand landscape configuration changes and their causes.

The study selected metrics for their ecological relevance (Bogaert et al., 2002), using CA and PN as bases for further metrics (McGarigal, 2015). Among these, the forest disturbance index, used in this study to assess forest landscape disturbance in the KBHD, revealed similar trends in the Kasenga territory in the same region (Mpanda et al., 2022). Similarly, LPI was employed in this study to prove forest fragmentation in the KBHD. This index was used to highlight forest fragmentation in the Katangan Copperbelt Area (Cabala et al., 2018a). Additionally, the proximity index assessed the spatial isolation of forest patches, contributing to the understanding of landscape connectivity and ecological interactions. This metric was also used in protected areas in the Amazon (Cabral et al., 2018).

The Principal Component Analysis (PCA) (see Figure A3) of forest indices showed a strong positive correlation between CA, LPI, and PROX, linking total area, fragmentation, and landscape connectivity. These are negatively correlated with NP and the disturbance index, indicating that as forest area shrinks, patches become smaller, less connected, and more disturbed. For anthropogenic savannas, a positive correlation between CA, LPI, and PROX, and a negative correlation with NP, suggests that larger savanna areas create better-connected patches, reducing isolation. For

agricultural land, fallow, built-up areas, and bare soil, positive correlations among CA, PN, LPI, and PROX reflect organized human planning, enhancing connectivity and patch size, while controlled fragmentation increases patch numbers.

The study did not account for all variables affecting deforestation, such as socio-economic factors, which may limit the overall understanding of the processes. Nonetheless, the study linked land cover changes to key anthropogenic activities using decision tree analysis, providing insights into the interactions between human activities and landscape changes (Bogaert et al., 2014).

7.8.2. *Anthropogenic pressure and associated spatiotemporal landscape dynamics within the KBHD*

The KBHD has seen major land cover changes from 1989 to 2023, with significant forest loss. Over this period, the forest has experienced a net loss of over half of its coverage, highlighting the crucial role of deforestation in this region. These results confirm trends observed both in unprotected areas (Cabala et al., 2022; Khoji et al., 2022; Mpanda et al., 2022; Khoji et al., 2023; Useni et al., 2024a) and in protected areas (Useni et al., 2020b) of the Katanga region in DR Congo, where forest cover is declining alarmingly. These findings also confirm the trends observed in protected areas on the Copperbelt Province of Zambia (Phiri et al., 2022) and in half of the protected areas within the Kilombero watershed in Tanzania (Thonfeld et al., 2020).

The deforestation rate in KBHD (-1.84%) is much higher than the national average of -0.38% (2001-2019) (Eba'a Atyi et al., 2022) and exceeds that of the Lubumbashi charcoal production basin (-1.51%, 1990-2022) (Khoji et al., 2023). It is also higher than the rate in Mozambique's Quirimbas National Park, in the Zambezi region, which experienced 41.67% forest loss over 38 years (Mucova et al., 2018). Disparities in deforestation rates can be explained by differences in spatial scale, highlighting the need to tailor analyses to specific local contexts (Wu, 2004).

Human activities have profoundly altered the landscape of the KBHD, resulting in the conversion of significant forest into savannas, which increased from 29.51% in 1989 to 63.38% in 2023. This major landscape transformation is largely attributed to charcoal production (Khoji et al., 2023). This phenomenon is exacerbated by persistent challenges related to energy production and distribution in the city of Lubumbashi, compounded by rapid population growth (Dibwe, 2009; Kabulu et al., 2018). Consequently, over 90% of the urban population relies on charcoal for cooking (Kabulu et al., 2018). Additionally, inefficient charcoal production and scarce forest resources (Khoji et al., 2023; Kasanda et al., 2024) lead to mass logging, increasing savanna areas around the city (Useni et al., 2017b, 2019b). Similar trends were seen in the Lufira Biosphere Reserve, Kundelungu National Park, and Virunga National Park (Useni et al., 2020b; Udahogora et al., 2021; Useni et al., 2023b).

Hunting, which provides protein in rural areas, also contributes to the increase of savannas (Fargeot, 2013). Indeed, hunting methods, like fire use, harm wildlife and disrupt *miombo* tree regeneration (Useni et al., 2023b). Furthermore, the collection of

NTFPs also contributes to the savannization of the KBHD forest, even though these products are vital for livelihoods (Chirwa et al., 2008). For illustration, in the rural area of Lubumbashi, tree felling is sometimes practiced easing the collection of certain species of non-timber forest products (NTFPs) such as caterpillars. Additionally, honey extraction often involves the debarking of specific tree species, thereby disrupting the ecological balance.

Furthermore, agriculture is another major factor driving deforestation, with the proportion of agriculture land increasing from 0.04% in 1989 to 10.05% in 2023. While agriculture is crucial for DR Congo's communities (Kasongo et al., 2013), practices like slash-and-burn expand agriculture and impact soil nutrients (Ribeiro et al., 2020b). Moreover, urban population growth increases demand for agricultural products, leading to expansion even in protected areas. Agricultural trends in KBHD mirror those in the Lubumbashi charcoal basin (Khoji et al., 2023), Lufira Biosphere Reserve (Useni et al., 2020b), and Yangambi Biosphere Reserve (Kyale et al., 2019). Similar patterns are observed in Zimbabwe's Midlands Black Rhino Conservancy, where agricultural land increased by 20% over 40 years (Kunedzimwe et al., 2023).

The expansion of built-up and bare soil in KBHD, doubling from 0.23% in 1989 to 0.44% in 2023, threatens ecosystems and disrupts ecological balance. This is due to village growth from migrations and expanding existing villages. Similar trends are seen in protected areas like Yangambi Biosphere Reserve (Kyale et al., 2019) and the Maze National Park in southwestern Ethiopia (Simeon and Wana, 2024).

Forest cover decline in KBHD is accompanied by low regeneration and deforestation, reducing the forest stability index by nearly threefold from 1989 to 2023. This trend aligns with observations in the Lubumbashi charcoal basin (Khoji et al., 2023) and the Kasenga territory (Mpanda et al., 2022), due to similar analytical methods.

The analysis of landscape transformation highlighted processes such as forest attrition, dissection, and fragmentation. Forest attrition, typical of natural land cover (Bogaert et al., 2011a), mainly results from the conversion of forests into savannas and built-up areas. This phenomenon was particularly pronounced between 1998 and 2006 due to political changes and economic growth. Dissection and fragmentation result from road construction to connect emerging villages and agricultural road rehabilitation (2006-2023) (Mufuta et al., 2022). These findings align with Useni et al. (2024), in the Kasenga municipality, located in the same region.

In contrast, savannas as well as built-up and bare soil showed processes of aggregation and creation, typical of anthropogenic land covers (Bogaert et al., 2011a). Savannas creation is driven by deforestation and increased light penetration, supporting herbaceous growth. These trends are consistent with previous observations in the Lufira Biosphere Reserve (Useni et al., 2020b) and in the Lubumbashi plain (Munyemba and Bogaert, 2014; Cabala et al., 2018b). The increase in built-up areas is due to villages expansion and new settlements within protected areas. Agricultural land creation meets high food demand, while patch attrition occurs due to instability and vegetative recolonization of abandoned lands. Similar results have been

highlighted in the Lubumbashi plain and in the Katangan Copperbelt (Cabala et al., 2017a, 2018a).

Finally, forest fragmentation in KBHD is marked by a threefold reduction in the largest patch index, indicating major changes in forest structure. Similar trends are observed in Lufira Biosphere Reserve (Useni et al., 2020b). The decrease in the proximity index suggests reduced ecological connectivity and increased habitat isolation, which could impact wildlife (Reddy et al., 2013).

The presence of anthropogenic practices in a protected area is a consequence of the absence of a specific management plan, a gap also observed in other protected areas in the DR Congo (Wilondja et al., 2020; Boketshu et al., 2021). The absence of a management plan leads to inefficient natural resource management and increases vulnerability to anthropogenic pressures, compromising conservation aims and ecological viability. Furthermore, although laws regulating protected areas exist in the DRC, their applicability stays problematic.

7.8.3. Implications for landscape management

The analysis of land cover dynamics in the KBHD from 1989 to 2023 showed significant forest regression, instability, and disturbance. The forest experienced attrition, fragmentation, and dissection, leading to isolated patches. This change resulted in the expansion of savannas, agriculture, and built-up areas, impacting biodiversity and ecosystem services. Immediate action is needed to reverse these trends and manage natural resources sustainably.

To counteract forest regression, the Congolese Institute for Nature Conservation should establish a new boundary for the KBHD, as Lubumbashi's rapid expansion threatens the area (Useni et al., 2018a). They should also create a monitoring service with eco-guards to patrol the new boundaries. Examples of successful protected area management include the Lwama-Kivu hunting domain in DR Congo (Wilondja et al., 2020) and the Bururi forest nature reserve in Burundi (Havyarimana et al., 2017).

Our results reveal a decrease in forest spatial connectivity due to the isolation of its patches. Connectivity, which facilitates or constrains species movement between habitats (Avon et al., 2014), is essential for animal movement. Concurrently, significant savannization is altering natural habitats for species. To address this, the Congolese Institute for Nature Conservation should implement a reforestation plan and support assisted natural regeneration to reverse the decline in forest connectivity and the spread of savannas. Successful reforestation initiatives in other regions of the world show promising results (Fagan et al., 2016). The KBHD restoration strategy needs funding from the Congolese government and support from national and international partnerships, similar to the efforts for the Lubumbashi zoological garden.

Furthermore, the rise of agriculture in the KBHD highlights the need for a management plan by the Congolese Institute for Nature Conservation. This plan should establish management blocks, as seen in the Lwama-Kivu hunting domain (Wilondja et al., 2020), defining protection and buffer zones with specific activities

allowed in each. Promoting agroforestry in key areas, especially near existing villages, is crucial for supporting ecosystem services and reducing pressure on the remaining habitats. Agroforestry is a sustainable development approach with significant benefits, especially in Africa (Mbow et al., 2014), as demonstrated in Cameroon (Awazi and Avana-Tientcheu, 2020).

Additionally, the expansion of villages requires relocating those established after the hunting domain's creation. This should involve local Indigenous communities in the planning and management of the protected area. Successful co-management with local communities, like in Cameroon, has reduced deforestation and degradation (Bruggeman et al., 2015). Co-management will be accepted if the benefits are clear, which can be achieved through support to local farmers by the Congolese Institute for Nature Conservation, reducing pressure on forest land (Moukouyou et al., 2015).

7.9. Conclusion

The aim of this study was to evaluate the spatiotemporal dynamics of landscape anthropization in the KBHD from 1989 to 2023 using remote sensing, Geographic Information Systems, and landscape ecology approaches. The results showed that the creation of the KBHD in 2006 did not preserve the forest due to ongoing human activities and weak enforcement of environmental laws. This led to a significant decline in forest cover, which decreased about threefold from 1989 to 2023, with an annual deforestation rate of -1.84%, higher than regional and national averages. Deforestation transformed the forest into savannas, agricultural land, and built-up areas, resulting in landscape degradation, as indicated by stability and disturbance indices. This anthropization has led to fragmentation and isolation of forest patches, confirmed by the proximity index evolution. Suppression, dissection, and fragmentation were the main spatial transformation processes, while agriculture and built-up areas mainly experienced patch creation. Our results, although limited to landscape evolution without socio-economic and dendro-floristic data, confirm that establishing a protected area in an anthropized region did not stop deforestation.

These findings highlight the need for urgent corrective measures. In the short term, the Congolese Institute for Nature Conservation should redefine the protected area boundaries, set up a permanent monitoring service, and develop a management plan supported by reforestation and assisted natural regeneration, with active participation from local communities. Additionally, strict enforcement of environmental laws and funding for further research to analyze the situation in depth are essential.

Chapitre 8

**Anthropogenic drivers and biodiversity
indicators of *miombo* woodlands
degradation along environmental gradients
in the Lubumbashi charcoal production
basin (Upper Katanga, DR Congo)**

8.1. Référence bibliographique

Héritier Khoji Muteya, Dieu-donné N'tambwe Nghonda, Jonas Yona Mleci, François Malaisse, Olivia Rakotondrasoa Lovanirina, Quentin Ponette, Yannick Useni Sikuzani et Jan Bogaert : soumis à la revue Discover Forests.

8.2. Contextualisation

Les chapitres précédents ont quantifié la déforestation à l'échelle régionale et dans le BPCB de Lubumbashi, et le chapitre précédent à évaluer l'impact de la création d'une aire protégée sur la préservation du *miombo* dans un contexte de forte anthropisation. Ce chapitre vise à identifier et caractériser les principaux moteurs de la dégradation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi. Il s'attache également à analyser les indicateurs floristiques et les paramètres dendrométriques permettant d'évaluer l'ampleur de cette dégradation au sein de cet environnement soumis à de fortes pressions humaines.

8.3. Résumé

Facteurs anthropiques et indicateurs de biodiversité de la dégradation des forêts claires de *miombo* le long de gradients environnementaux dans le bassin de production de charbon de bois de Lubumbashi (Haut-Katanga, RD Congo)

Les forêts claires de *miombo* situées dans le Bassin de Production de Charbon (BPCB) de Lubumbashi jouent un rôle essentiel dans la préservation de la biodiversité et la fourniture de services écosystémiques. Toutefois, elles sont de plus en plus menacées par la demande croissante en énergie. La présente étude analyse les principaux facteurs de dégradation ainsi que les indicateurs de biodiversité dans trois états de conservation des forêts claires, matures, modérément dégradées et sévèrement dégradées, à l'aide de relevés de terrain par placettes. Les résultats ont identifié l'exploitation du bois pour la production de charbon et les incendies comme les principaux moteurs de la dégradation des forêts de *miombo*. Ces facteurs augmentent avec l'éloignement par rapport aux zones habitées et sont fortement corrélés. En revanche, les espèces invasives, l'écorçage et l'exploitation minière artisanale ont des impacts relativement mineurs. L'analyse des niveaux de dégradation écologique révèle que les forêts sévèrement dégradées présentent une faible diversité, dominées par *Isoberlinia angolensis* (IVI = 18,37 ; abondance = 22), *Julbernardia paniculata* (IVI = 11,17 ; 18), et *Brachystegia wangermeeana* (IVI = 8,53 ; 6), avec des attributs structuraux faibles (51 arbres/ha, DHP moyen = 11,56 cm, hauteur moyenne = 4,47 m). Les forêts modérément dégradées présentent une plus grande diversité, dominées par *B. wangermeeana* (IVI = 13,69 ; 83), *B. spiciformis* (IVI = 12,04 ; 56), et *Albizia adianthifolia* (IVI = 8,90 ; 48), avec une structure améliorée (285 arbres/ha, DHP = 18,83 cm, hauteur = 6,31 m). Les forêts matures affichent la diversité la plus élevée,

dominées par *Marquesia macroura* (IVI = 23,09 ; 88), *Diplorhynchus condylocarpon* (IVI = 11,27 ; 64), et *Julbernardia globiflora* (IVI = 9,10 ; 71), et présentent la structure la plus développée (323 arbres/ha, DHP = 24,20 cm, hauteur = 9,64 m). Ces résultats soutiennent l'élaboration de réformes politiques telles que la régulation des pratiques destructrices et l'extension des aires protégées privées, en vue d'améliorer la gestion forestière face aux pressions anthropiques croissantes.

Mots-clés : perturbation de l'écosystème, composition floristique, succession écologique, *miombo*, Lubumbashi.

8.4. Abstract

Miombo woodlands of the Lubumbashi Charcoal Production Basin (LCPB) are crucial for biodiversity and ecosystem services, yet are increasingly threatened by rising energy demand. This study analyzes key degradation drivers and biodiversity indicators across three woodland conditions—mature, moderately degraded, and severely degraded—using plot-based surveys. The results identified wood harvesting for charcoal production and fires as the main drivers of *miombo* woodland degradation. Both increase with distance from settlements and are closely linked. In contrast, invasive species, bark stripping, and artisanal mining have comparatively minor effects. The analysis of ecosystem degradation levels revealed that the severely degraded stage exhibited low diversity, dominated by *Isoberlinia angolensis* (IVI = 18.37; abundance = 22), *Julbernardia paniculata* (IVI = 11.17; 18), and *Brachystegia wangermeeana* (IVI = 8.53; 6), with weak structural attributes (51 trees/ha, mean DBH = 11.56 cm, mean height = 4.47 m). The moderately degraded stage showed greater diversity, dominated by *B. wangermeeana* (IVI = 13.69; 83), *B. spiciformis* (IVI = 12.04; 56), and *Albizia adianthifolia* (IVI = 8.90; 48), with improved structure (285 trees/ha, DBH = 18.83 cm, height = 6.31 m). The mature stage exhibited the highest diversity, dominated by *Marquesia macroura* (IVI = 23.09; 88), *Diplorhynchus condylocarpon* (IVI = 11.27; 64), and *J. globiflora* (IVI = 9.10; 71), with the most developed structure (323 trees/ha, DBH = 24.20 cm, height = 9.64 m). The findings support policy reforms such as regulating destructive practices and expanding private protected areas to enhance forest management amid increasing anthropogenic pressures.

Keywords: ecosystem disturbance; floristic composition; ecological succession; *miombo* woodlands; Lubumbashi.

8.5. Introduction

Forests sustain biodiversity, regulate climate, and support environmental balance through essential ecosystem services for humans (Jhariya et al., 2019). However, increasing anthropogenic pressures—particularly deforestation and forest degradation—pose major threats to their ecological integrity (Hansen et al., 2013).

Forest degradation refers to the alteration of a forest's structure, composition, and function, resulting in a reduced capacity to deliver ecosystem services (FAO, 2012). This phenomenon is especially pronounced in tropical biodiversity hotspots, with region-specific drivers such as wildfires in the Amazon and logging in Southeast Asia (Curtis et al., 2018).

In sub-Saharan Africa, forests cover approximately 16% of the land area and support the livelihoods of over two-thirds of the population (FAO, 2021). The region's forest degradation is driven by land-use change, agricultural expansion, and fragmentation, contributing to biodiversity loss, soil erosion, and altered hydrological cycles—factors that increase food insecurity (Ribeiro et al., 2015). These pressures are particularly severe in *miombo* woodlands, which span roughly 2 million km² across central and southern Africa, representing nearly 10% of the continent's forest cover (Ryan and Williams, 2011; Ribeiro et al., 2020). Dominated by *Brachystegia*, *Julbernardia*, and *Isoberlinia*, *miombo* ecosystems extend across Angola, Burundi, Malawi, Mozambique, southeastern DRC, Tanzania, Zambia, and Zimbabwe (Nduwarugira et al., 2017; Ribeiro et al., 2015) and support essential ecosystem services for rural communities (Chidumayo and Gumbo, 2013).

The DRC hosts approximately 145 million hectares of forest, comprising dense humid forests, montane forests, savanna-forest mosaics and *miombo* woodlands (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012). *Miombo* ecosystems cover 11% of the national territory and are predominant in the southeastern Katanga region, where mining and agriculture have intensified degradation (Malaisse, 2010). In Lubumbashi, rapid urban growth and energy demands have accelerated deforestation through charcoal production and agricultural expansion (Useni et al., 2017; Kabulu et al., 2018). Between 1990 and 2022, *miombo* cover in the LCPB declined from 77.98% to 40.01%, largely replaced by savanna (Khoji et al., 2023). This transformation has severe ecological and socio-economic implications, including diminished charcoal supply, increased energy costs, soil degradation, and disrupted water cycles (Kasongo et al., 2013; Kabulu et al., 2018).

In this context, a comprehensive assessment of anthropogenic drivers and degradation indicators is urgently needed, especially in peri-urban areas experiencing rapid transformation. Despite numerous studies analyzing land-use change using medium-resolution remote sensing (Mpanda et al., 2022; Khoji et al., 2023) or floristic structure via field plots (Ilunga et al., 2017, 2018; Nkulu et al., 2018), few have integrated direct field-based assessments of both disturbance drivers and degradation indicators. Yet, field inventories provide robust, spatially explicit insights into ecosystem dynamics (Hessenmöller et al., 2013). In Madagascar, Rakotondrasoa et al. (2013a, 2013b) successfully used plot-based surveys to link disturbance types with structural degradation indicators, offering an alternative to remote sensing.

This study aims to identify the primary anthropogenic drivers of *miombo* woodland degradation and assess floristic and dendrometric changes across three degradation levels—mature, moderately degraded, and severely degraded—within the LCPB. Given the region's heavy reliance on charcoal, driven by limited electricity access

(Banza et al., 2016), we hypothesize that wood harvesting for charcoal production is the primary degradation driver. We also hypothesize that logging intensity decreases with distance from villages and that mature stands exhibit greater structural complexity, species diversity, and tree density compared to more degraded sites.

8.6. Materials and methods

8.6.1. Study area

The LCPB (Figure 8-1) covers 26,603.4 km² in southeastern DRC, within the Upper Katanga province, between latitudes 10°39'7.47"-12°26'37.61"S and longitudes 26°20'54.95"-28°40'13.55"E (Khoji et al., 2023). The region has an average elevation of 1,200 m and experiences a Cw climate according to Köppen's classification, characterized by distinct wet and dry seasons (Kottek et al., 2006). The mean annual temperature was 20°C in the second half of the 20th century, but recent studies have documented a warming trend (Kalombo, 2016).

The vegetation is dominated by open *miombo* woodlands, interspersed with natural savannas. However, increasing anthropogenic activities have triggered a progressive conversion of *miombo* woodlands into wooded savanna, followed by shrub savanna, and ultimately grassland savanna (Malaisse, 2010). The region's population, experiencing continuous growth, primarily engages in agriculture, residential livestock farming, charcoal production, trade, and artisanal mining (Kasongo et al., 2013; Useni et al., 2017; Kabulu et al., 2018; United Nations, 2022).

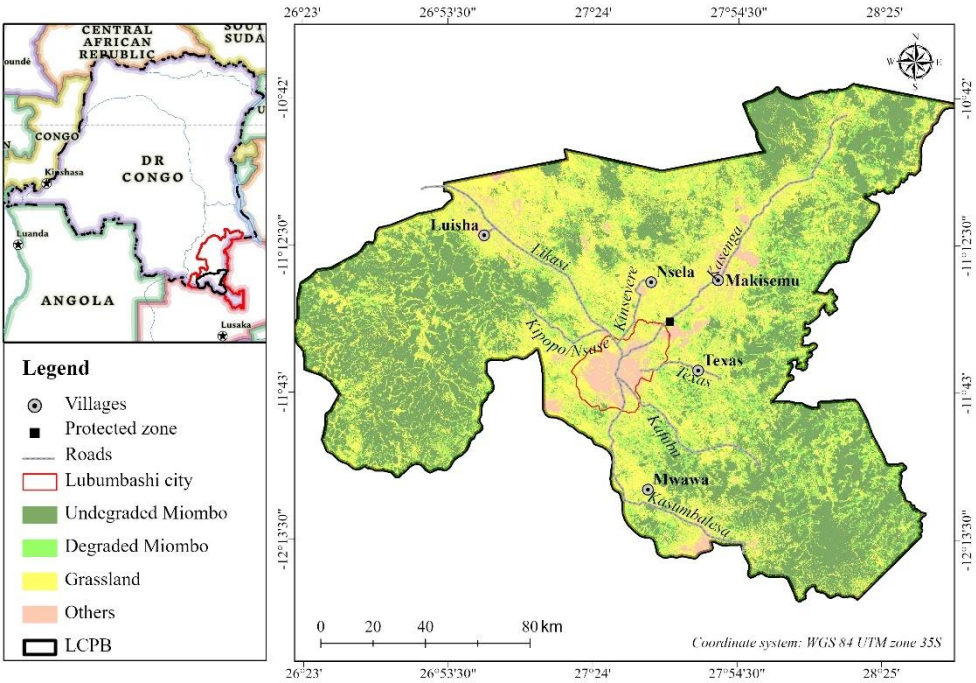


Figure 8-1 : Geographic location of the LCPB in the Haut-Katanga province, DR Congo, showing the selected charcoal-producing villages and the main charcoal transportation routes. The land cover classification was derived from a 2022 Sentinel-1 image using the Random Forest algorithm in Google Earth Engine.

8.6.2. Study Site Selection

The selection of study sites followed a structured and rigorous approach to ensure representativity and relevance in the analysis. Among 63 villages identified as charcoal supply sources in the LCPB, five key villages (Luisha, Makisemu, Mwawa, Nsela, and Texas) were selected based on explicit criteria, including supply frequency, advanced degradation levels, and connectivity with other localities within the LCPB (Table 8-1). These villages are strategically distributed across the north, northwest, east, and south, ensuring comprehensive geographic coverage of affected areas (Figure 8-1).

The selection method was based on semi-structured surveys conducted between February and July 2023 at 14 charcoal sales depots in Lubumbashi, allowing for the identification of the most frequently exploited villages (Khoji et al., 2023). Additionally, to provide a reference site free from direct anthropogenic pressures, the Mikembo protected area was included in the study.

For floristic and dendrometric indicators, the sites were classified into three degradation stages based on ecosystem age, determined through local knowledge and

land cover analysis (Table 8-1). The Makisemu forest, free from major anthropogenic disturbances since 2015, represents the severely degraded stage, with approximately seven years of natural regeneration. The Mwawa forest, abandoned since 2008, corresponds to the moderately degraded stage, with about 14 years of regeneration. In contrast, the Mikembo forest, under formal protection since 2002, represents the mature stage, with more than 21 years of ecological recovery (Kalambulwa et al., 2023). The classification map illustrating degradation levels is available in the supplementary materials (Figure 2A).

Table 8-1 : Geographic coordinates, number of households, degradation level, distance from Lubumbashi, road conditions connecting the village to Lubumbashi, and main activities in the selected villages within the Charcoal Production Basin (BPCB) of Lubumbashi. With GC : geographic coordinates; H: households; DL : degradation level; DFL : distance from Lubumbashi; RC : Road condition; MA: main activities; With SD: slightly degraded; MD: moderately degraded; HD: highly degraded; VG: very good; G: good; LG: less good; 1: agriculture); 2: charcoal production; 3: small-scale trade; 4: artisanal mining; ADF: analysis of disturbance factors; ADI: analysis of disturbance indicators

Villages	Geographic coordinates	Households	Degradation level	Distance from Lubumbashi	Road condition	Main activities	ADF	ADI
Luisha	11°10' S ; 27°01' E	2760	MD	86 km	VG	1, 2, 3, 4	X	
Makisemu	11°19' S ; 27°50' E	356	HD	72 km	VG	1, 2, 3	X	X
Mwawa	12°03' S ; 27°35' E	115	MD	60 km	G	1, 2, 3	X	X
Nsela	11°20' S ; 27°36' E	129	HD	30 km	LG	1, 2, 3, 4	X	
Texas	11°39' S ; 27°46' E	179	HD	30 km	LG	1, 2, 3	X	
Mikembo	11°28' S ; 27°40' E	0	SD	30 km	VG	-	-	X

8.6.3. Data collection

8.6.3.1. Identification of disturbance factors in the LCPB

The methodological approach was based on field inventories of disturbance indicators in *miombo* woodlands, adapted from Rakotondrasoa et al. (2013a). A typology of potential disturbance indicators (Table 8-2, Figure 8-2) was developed based on literature (Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012; Useni et al., 2017) and refined through informal interviews with key stakeholders from five selected villages in the LCPB.

Field inventories were carried out in 160 sampling plots, each measuring 10 m × 500 m, a layout chosen to effectively capture spatial gradients of disturbance across extended distances. In each village, 32 plots were systematically distributed along four 4-km transects radiating in cardinal directions (north, south, east, west) from the village center. Plots were established at 500-m intervals along each transect ([0–500], [500–1000], [1000–1500], [1500–2000], [2000–2500], [2500–3000], [3000–3500] and [3500–4000] m). The 4000-m threshold was determined through preliminary consultations with local stakeholders and corroborated by literature indicating that anthropogenic pressure is most intense within a 3000–5000 m radius of rural settlements (Giliba et al., 2011). The protocol was adapted from Rakotondrasoa et al. (2013a) due to ecological and contextual similarities.

Fieldwork was conducted between May and September 2023. Data were recorded in binary (presence/absence) format for each disturbance indicator, and geolocation was captured using a handheld GPS device.

Table 8-2 : Disturbance factors and indicators recorded in the LCPB of Lubumbashi, based on informal surveys conducted with five randomly selected individuals from each study village.

N°	Degradation factor	Indicator
1	Wood harvesting	Presence of tree stumps or trunks with resprouts, signs of charcoal production activities, including the presence of kilns.
2	Fires	Observation of blackened marks on trees or charred trunks.
3	Bark stripping	Presence of bark harvesting marks on a tree trunk.
4	Invasion of exotic species	Inventory of exotic species, including <i>Eucalyptus sp.</i> , <i>Pinus sp.</i> , <i>Acacia sp.</i> , and others.
5	Artisanal mining activities	Presence of small-scale mining sites and artisanal miner camps



Figure 8-2 : Illustrations of vegetation degradation factors in the BPCB of Lubumbashi. With 1: charcoal kilns and a cut tree trunk, 2: fire marks on a tree, 3: bark stripping, 4: an *Eucalyptus grandis* individual in the degraded *miombo* woodlands, 6: an abandoned site after artisanal mining activities (© H  ritier Khoji, 2022).

8.6.3.2. Collection of floristic and dendrometric data

Data were collected between April and June 2023 across three *miombo* woodland study sites, following the protocol recommended by (Ameja et al., 2022). Floristic inventories were carried out in 16 systematically distributed rectangular plots (20 m $\times$ 50 m; 1,000 m² each). The rectangular design was chosen to optimize species detectability (Thiombiano et al., 2016). Plots were spaced 100 m apart and arranged along two perpendicular transects (20 m wide and 500 m long), oriented north–south and east–west, to effectively capture spatial variability in vegetation while accounting for logistical constraints (Ameja et al., 2022).

Within each plot, diameter at breast height (DBH) was measured at 1.3 m above ground using a forestry tape, and tree height was recorded using a Forest PRO II laser rangefinder (Rondeux, 2021). A minimum DBH threshold of 10 cm was applied to exclude juvenile trees and shrubs, focusing on established individuals contributing meaningfully to forest structure and dynamics (Ilunga et al., 2017, 2018). Measurement instruments were calibrated through repeated trials to ensure data accuracy and reliability.

8.6.4. Data Analysis

8.6.4.1. Analysis of disturbance factors

Villages were considered as replicates to identify the most influential factors contributing to the degradation of *miombo* woodlands within the LCPB. This was achieved by combining a descriptive analysis—based on the frequency of occurrence of degradation indicators—with an exploratory multivariate approach using Principal Component Analysis (PCA). PCA was selected to reduce data dimensionality, enhance interpretability, and minimize information loss (Greenacre et al., 2022). The analysis began with the construction of a correlation matrix, ensuring its determinant indicated sufficient structure for extracting meaningful components. The adequacy of the dataset for factor analysis was further confirmed using the Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) index. A correlation circle was then used to visualize each variable's contribution to the principal PCA axes (Greenacre et al., 2022). Variables most strongly correlated with the principal axes were interpreted as key drivers of the degradation process (Mukherjee et al., 2018).

The influence of distance on the presence or absence of disturbance factors was analyzed using binary logistic regression (Zuur et al., 2009), a method specifically suited for binary response variables (0 = absence, 1 = presence) in relation to a continuous predictor (distance). This approach allows for the estimation of the probability of disturbance factor occurrence as a function of distance from villages, providing a more precise assessment of spatial patterns. Additionally, a Chi-square (χ^2) test of independence was applied to examine associations between different disturbance factors, using a contingency table structure and a significance threshold of 0.05 (Causton, 2012).

8.6.4.2. Analysis of floristic and dendrometric parameters

Floristic inventories were conducted to determine species richness and individual abundance at each site. Diversity was assessed using the Shannon-Wiener index (H, Equation 1), which accounts for both species abundance and evenness, while species distribution was evaluated using Pielou's evenness index (E, Equation 2) (Macron, 2016). The influence of degradation level age on various parameters, species richness, diversity (H), and evenness (E), was tested using analysis of variance (ANOVA). When normality assumptions were not met, the Kruskal-Wallis test was applied (Ameja et al., 2022). A significance level of $P = 0.05$ was used for all statistical tests. Data normality was assessed using the Shapiro-Wilk test, guiding the selection between parametric and non-parametric methods. For significant results, post hoc comparisons were conducted using Tukey's HSD (for ANOVA) or Dunn's test (for Kruskal-Wallis) (Gonçalves et al., 2017).

Species composition was analyzed using the Importance Value Index (IVI, Equation 3), which integrates relative dominance, density, and frequency (Thiombiano et al., 2016). Relative dominance corresponds to the proportion of total basal area represented by each species. Relative density reflects the number of individuals of

species i relative to the total number of sampled individuals, while relative frequency represents the proportion of plots in which a species occurs (Gonçalves et al., 2017).

Stand horizontal structure was characterized by tree density (Equation 4), expressed as the number of individuals per hectare (Zébazé et al., 2023). The quadratic mean diameter at breast height (DBH), in centimeters, was calculated using Equation 5, accounting for multi-stemmed individuals measured at 1.30 m above ground (Rondeux, 2021). Basal area (BA), in m²/ha, representing the total cross-sectional area of tree stems at breast height, was computed using Equations 6 and 7 (Rondeux, 2021). The effects of ecosystem type on structural parameters — DBH, height, density, and basal area — were tested using ANOVA; when assumptions of normality were not met, the non-parametric Kruskal–Wallis’s test was applied. The DBH–height relationship was modeled using an asymptotic nonlinear regression, incorporating biological limits to height growth (Doyog et al., 2021). Structural distribution was assessed using DBH and height classes defined at 5 cm intervals. All statistical analyses were performed in R (version 4.3.1).

Equation 8-1:

$$H' = - \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i)$$

Where H' is the Shannon diversity index, n represents the number of species, and p_i is the proportion of individuals of a given species within a plot, calculated as the number of individuals of that species divided by the total number of individuals in the plot.

Equation 8-2:

$$E = \frac{H}{H_{max}} = \frac{H}{\ln S}$$

Where E is Pielou’s equitability index, H_{max} is the maximum Shannon diversity index, and S represents the total number of species identified in the study area.

Equation 8-3:

$$IVI = \frac{(RDo + RDe + RF)}{3}$$

Where IVI is the Importance Value Index, RDo represents relative dominance, RDe is relative density, and RF is relative frequency.

Equation 8-4:

$$D = \frac{N}{S}$$

Where D is the tree density per hectare, N is the number of trees per plot, and S is the plot area expressed in hectares.

Equation 8-5:

$$DHP_m = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2}$$

Where d_i represents the DBH of each stem or branch, measured at 1.30 m above the ground, and n corresponds to the total number of stems or branches measured.

Equation 8-6:

$$BA = EF \sum_{i=1}^n \frac{\pi d_i^2}{4}$$

Where EF is the expansion factor, defined as the inverse of the plot area (in hectares) and calculated using Equation 8-7. It is used to extrapolate basal area to a per-hectare scale (Rondeux, 2021).

Equation 8-7:

$$EF = A_R / (A_{SE})_i$$

Where A_R is the reference area (one hectare = 10,000 m²), and $(A_{SE})_i$ is the sampling unit area containing tree i .

8.7. Results

8.7.1. Degradation factors affecting woodland biodiversity in the LCPB

Table 8-3 highlights that wood harvesting and fires are the primary sources of disturbance in the sampling units, as reflected by their high occurrence rates. In contrast, the invasion of exotic species, bark stripping, and artisanal mining activities are the least frequently observed disturbance factors.

The Principal Component Analysis (PCA) (Figure 8-3) reveals a clear structuring of disturbance factors, with the first two axes explaining 66.37% of the total variance. Two distinct groups of factors emerge. On the first axis (Dimension 1), wood harvesting (cor = 0.97, $p < 0.001$) and fires (cor = 0.97, $p < 0.001$). Their significant contribution to the variance indicates that they are widespread across most sampling units and represent the main drivers of forest degradation in the region. On the second axis (Dimension 2), invasion of exotic species (cor = 0.63, $p < 0.001$) and bark stripping (cor = 0.52, $p < 0.001$) are positively correlated, suggesting that this dimension reflects ecological disturbances related to biological invasions and selective harvesting. In contrast, artisanal mining activities show a strong negative correlation (cor = -0.73, $p < 0.001$), indicating that this pressure is associated with a distinct set of environmental conditions or degradation patterns. Their positioning along the second axis suggests that they play a more localized and secondary role in the disturbance dynamics.

These findings emphasize that wood harvesting (particularly for charcoal production), fires, and agricultural expansion are the key drivers of woodland degradation in the LCPB. In contrast, invasion of exotic species, bark stripping, and artisanal mining activities appear to exert localized and less widespread pressures, with their impact being confined to specific areas.

Table 8-3 : Presence-absence of disturbance factors in vegetation surrounding charcoal-producing villages within the BPCB of Lubumbashi (DR Congo).

Degradation factor	Presence-Absence (%)
Wood harvesting	90,00
Fires	90,00
Invasion of exotic species	37,50
Bark stripping	21,25
Artisanal mining activities	5,00

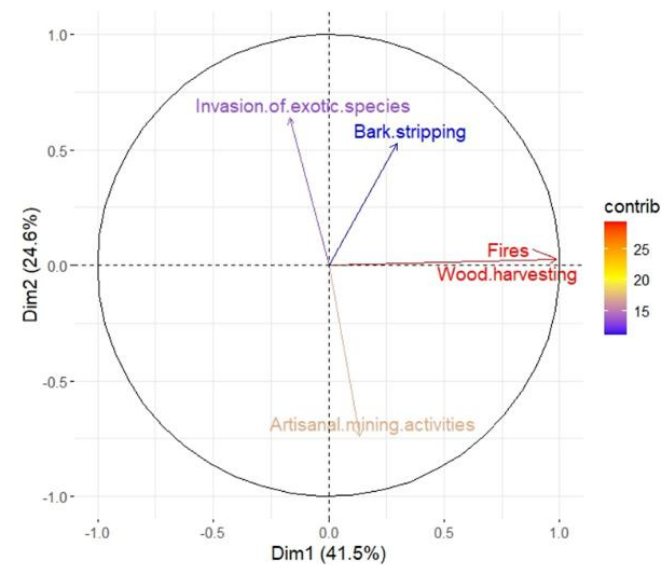


Figure 8-3 : Principal Component Analysis (PCA) of disturbance factors affecting woodland vegetation in the BPCB of Lubumbashi.

However, interaction analysis among these factors reveals a highly significant association ($p < 0.001$) between wood harvesting and fires. This strong correlation suggests a synergistic relationship where wood harvesting promote fire use, thereby intensifying pressure on *miombo*. Conversely, invasion of exotic species, bark stripping, and artisanal mining activities do not show statistically significant associations with other factors ($p > 0.05$), indicating that they operate independently and are not systematically linked to the major forest degradation processes (Figure 8-4).

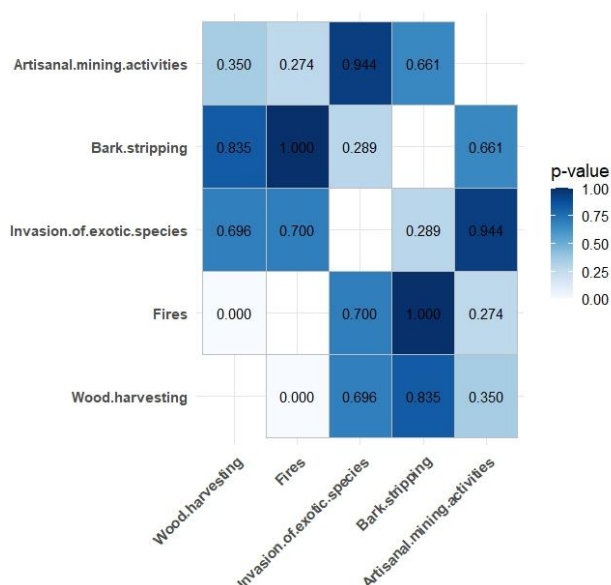


Figure 8-4 : Heatmap of p-values from pairwise statistical tests between degradation factors in the LCPB, using the χ^2 independence test based on presence-absence data. Lighter cells ($p < 0.05$) indicate a statistically significant relationship between the corresponding factors, suggesting potential co-occurrence or interaction. Darker cells ($p > 0.05$) indicate no strong statistical association. Blank cells correspond to self-comparisons.

Regarding the analysis of the effect of distance from the village on the spatial distribution of degradation factors, the results of the binary logistic regression are presented in Table 8-4. The findings show that wood harvesting ($\beta = 0.902$, $p < 0.01$) and fires ($\beta = 1.142$, $p < 0.05$) exhibit positive and significant coefficients, indicating that the likelihood of their occurrence increases with distance from the village. Conversely, the presence of invasive exotic species is associated with a significant negative coefficient ($\beta = -0.749$, $p < 0.01$), suggesting a higher concentration of this factor near villages. In contrast, neither bark stripping ($\beta = -0.213$, $p = 0.648$) nor artisanal mining activities ($\beta = 0.030$, $p = 0.903$) show a significant relationship with distance. This suggests that these forms of degradation are less influenced by proximity to human settlements. Overall, these results highlight a clear spatial pattern for certain degradation drivers (wood harvesting, fire, invasive species), while others appear more diffuse or spatially independent of village proximity.

Table 8-4 : Results of the binary logistic regression examining the effect of distance to the village on the distribution of disturbance factors. **= $p < 0,01$, *= $p < 0,05$, Ns : Non-significant.

Factor	Estimate	Standard Error	z-value	p-value	Significance
wood harvesting	0.902	0.343	2.626	0.009	**
Fires	1.142	0.488	2.340	0.019	*
Invasion of exotic species	-0.749	0.238	-3.152	0.002	**
Bark stripping	0.213	0.467	0.456	0.648	ns
Artisanal mining activities	-0.030	0.245	1.122	0.903	ns

8.7.2. Floristic composition and diversity

A total of 1,065 individuals were recorded across the three study sites, representing 63 species, 40 genera, and 23 families. The Fabaceae family was the most diverse, accounting for 34.92% of all species, while *Brachystegia* was the most represented genus (9.52% of recorded species). Analysis of the three ecosystem types—mature, moderately degraded, and severely degraded—revealed significant differences in floristic richness and forest structure. The mature ecosystem contained 519 individuals, distributed among 36 species, 25 genera, and 15 families, with *Brachystegia* as the dominant genus and a tree density of 323 trees/ha. The moderately degraded ecosystem hosted 456 individuals, representing 48 species, 33 genera, and 20 families, also dominated by *Brachystegia*, with a tree density of 285 trees/ha. In contrast, the severely degraded ecosystem exhibited a markedly different structure, with only 90 individuals across 23 species, 15 genera, and 7 families. In this site, *Uapaca* and *Vitex* were dominant, and the tree density was significantly lower, at 51 trees/ha.

Statistical analysis showed highly significant differences in species richness among the three ecosystems ($F = 41.61$, $p < 0.001$). The Tukey HSD test revealed no significant difference between the mature and moderately degraded ecosystems, whereas both differed significantly from the severely degraded site (Figure 8-5). These findings suggest that increasing levels of degradation significantly reduce species richness, with a pronounced decline observed in the most severely degraded ecosystem.

Floristic diversity, as measured by the Shannon-Wiener index, was high and comparable in the mature and moderately degraded ecosystems, with mean values of 2.11 and 2.13, respectively (Figure 8-5). In contrast, the severely degraded ecosystem showed significantly lower diversity (mean = 1.14; $F = 41.97$, $p < 0.001$). Species evenness, measured using Pielou's index, showed values of 0.74, 0.73, and 0.81 in the mature, moderately degraded, and severely degraded ecosystems, respectively (Figure 8-5), with no statistically significant differences ($p > 0.05$). These findings indicate that while degradation significantly reduces species diversity, its effect on evenness is

limited, suggesting a relatively balanced distribution of individuals across species within each ecosystem.

Structural analysis revealed notable differences among the three ecosystems, particularly in species abundance and Importance Value Index (IVI), as detailed in Table A6 and A7, available in the supplementary materials. In the mature ecosystem, the species with the highest IVI values were *Marquesia macroura* (IVI = 23.09; abundance = 88), *Diplorhynchus condylocarpon* (IVI = 11.27; abundance = 64), and *Julbernardia globiflora* (IVI = 9.10; abundance = 71). In the moderately degraded ecosystem, *Brachystegia wangermeeana* (IVI = 13.69; abundance = 83), *Brachystegia spiciformis* (IVI = 12.04; abundance = 56), and *Albizia adianthifolia* (IVI = 8.90; abundance = 48) were the most dominant. In the severely degraded ecosystem, dominant species included *Isoberlinia angolensis* (IVI = 18.37; abundance = 22), *Julbernardia paniculata* (IVI = 11.17; abundance = 18), and *Brachystegia wangermeeana* (IVI = 8.53; abundance = 6). These results confirm that the floristic composition vary across degradation levels, with each successional stage characterized by a distinct set of dominant species.

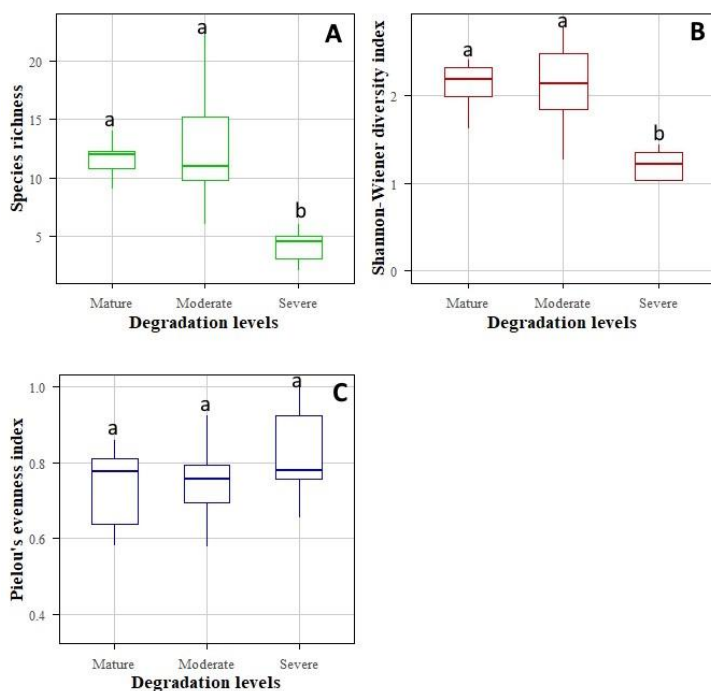


Figure 8-5 : The impact of ecosystem age (degradation level) on species richness (A), Shannon-Weaver diversity index (B), and Pielou's evenness index (C), based on inventories conducted in 16 plots of 1000 m² per site.

8.7.3. *Dendrometric parameters*

The structural analysis of tree stands revealed significant variation in key dendrometric parameters across degradation levels. Tree density differed significantly between ecosystems ($\chi^2 = 28.99$, $p < 0.001$), with post hoc tests showing no significant difference between the mature and moderately degraded sites, both of which contrasted strongly with the severely degraded ecosystem (Figure 8-6). Similarly, DBH and tree height varied significantly with degradation level ($F = 41.61$, $p < 0.001$), with mean DBH values of 24.21 ± 3.41 cm (mature), 18.83 ± 3.21 cm (moderately degraded), and 11.56 ± 3.25 cm (severely degraded) (Figure 8-6).

Diameter class distributions followed an inverse J-shape typical of regenerating forests. Young trees (10–15 cm DBH) dominated the severely (82.71%) and moderately degraded ecosystems (49.12%), while their proportion was lower in the mature ecosystem (39.80%). In contrast, larger diameter classes were more frequent in the mature ecosystem, indicating advanced stand development (Figure 8-7).

Tree height also exhibited significant differences ($\chi^2 = 35.25$, $p < 0.001$, Figure 8-6). Mean height declined from 9.64 ± 2.24 m in mature stands to 6.31 ± 0.74 m (moderately degraded) and 4.47 ± 1.5 m (severely degraded) (Figure 8-7). In the severely degraded site, 65% of individuals were under 5 m, whereas taller trees (>15 m) were present only in the mature ecosystem (10%), highlighting its structural maturity (Figure 8-7).

Basal area further emphasized these differences: 13.42 ± 5.21 m²/ha in the mature ecosystem, compared to 0.65 ± 0.44 and 0.73 ± 0.44 m²/ha in moderately and severely degraded areas, respectively ($\chi^2 = 39.97$, $p < 0.001$; Fig. 6). Tree density remained high (>300 trees/ha) in mature and moderately degraded sites but dropped below 100 trees/ha in severely degraded areas.

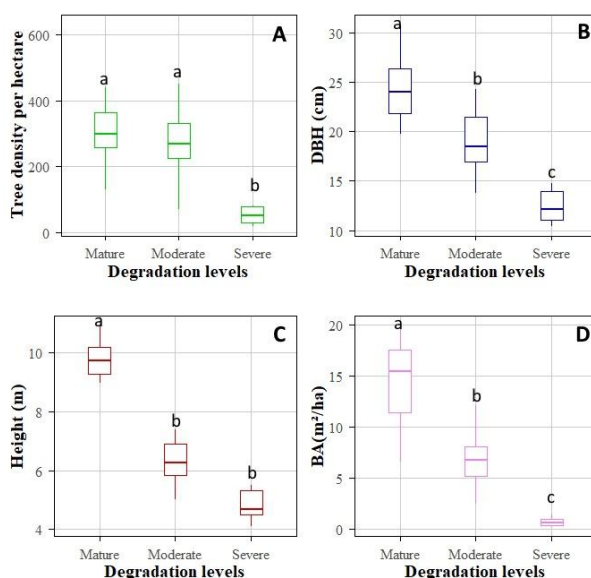


Figure 8-6 : The impact of ecosystem age (degradation level) on tree density (A), diameter at breast height (DBH, B), height (C), and basal area (D), based on inventories conducted in 16 plots of 1000 m² per site.

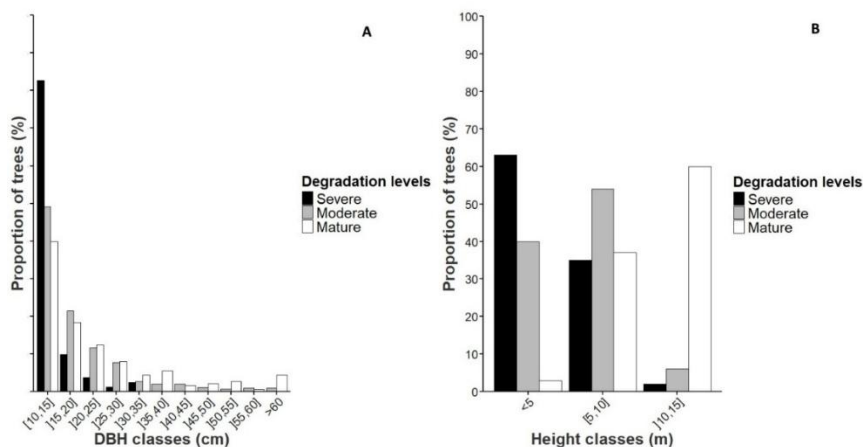


Figure 8-7 : Distribution of tree diameter (cm, A) and height (m, B) in mature, moderately degraded, and severely degraded ecosystems, based on inventories conducted in 16 plots of 1000 m² per site.

The diameter-height relationship, analyzed through asymptotic regression, also varied with degradation level (Figure 8-8). In the mature ecosystem, the asymptote parameter a (18.22) and the coefficient b (0.038) indicated larger tree sizes, with a positive but slower growth relationship ($p < 0.001$). In the moderately degraded

ecosystem, a lower asymptote ($a = 14.74$) and a weaker coefficient ($b = 0.03$) suggested intermediate height growth. In the severely degraded ecosystem, although the relationship remained significant ($p < 0.001$), the coefficient ($b = 0.02$) was even lower, reflecting reduced height growth with increasing diameter (Table 8-5).

Overall, DBH, tree height, and basal area exhibited marked structural variations across degradation levels. The mature ecosystem displayed a higher proportion of large, tall individuals with greater basal area, reflecting better structural integrity. These results demonstrate that structural integrity and growth dynamics are strongly influenced by degradation intensity, with mature ecosystems exhibiting greater biomass accumulation and stable growth patterns.

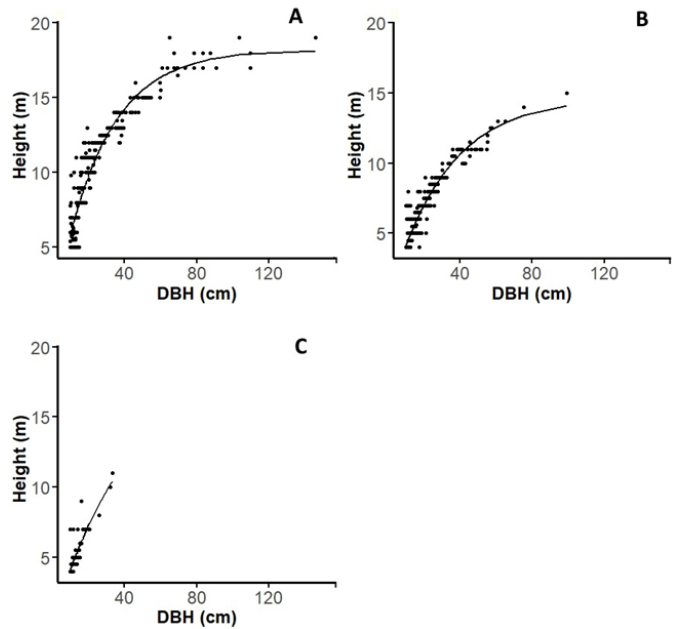


Figure 8-8 : Asymptotic regression illustrating the diameter-height relationship of trees in 21-year-old (slightly degraded), 14-year-old (moderately degraded), and 7-year-old (severely degraded) ecosystems, based on inventories conducted in 16 plots of 1000 m² per site.

Table 8-5 : Diameter–height regression parameters by ecosystem age: the mature ecosystem, the moderately degraded ecosystem, and the severely degraded ecosystem. With a: the intercept of the diameter–height relationship, representing the reference height at a given ecosystem age; and b: the regression coefficient, indicating the rate of change in height as a function of tree diameter in the ecosystem.

Parameter	Estimate	Standard error	T-value	p-value
Mature ecosystem				
a	18.22	0.19	92.23	p <0.001***
b	0.038	0.0007	52.05	p <0.001***
Moderately degraded ecosystem				
a	14.74	0.27	52.95	p <0.001***
b	0.03	0.0008	35.76	p <0.001***
Severely degraded ecosystem				
a	18.68	3.08	6.05	p <0.001***
b	0.02	0.004	5.01	p <0.001***

8.8. Discussion

8.8.1. Methodological approach

Permanent or temporary plots and transects are widely used to assess vegetation diversity and anthropogenic impacts in tropical forests, particularly in *miombo* woodlands (Hessenmöller et al., 2013). These methods provide an effective framework for evaluating species composition, structural attributes, spatial distribution, and disturbance factors (Rakotondrasoa et al., 2013a, 2013b). However, they present limitations, including potential biases in plot placement or size, which can affect representativeness. To reduce these biases, standardized protocols and stratified sampling designs are recommended (Hirche et al., 2015). In this study, two perpendicular transects were established from the centroid of each village and aligned with the cardinal directions to optimize spatial coverage and capture ecological variability.

Field inventories were conducted in five villages and one protected area within the LCPB, selected through semi-structured interviews. While this sample size may limit statistical robustness (Doss and Doss, 2006). The villages were chosen for their geographic balance and exposure to degradation levels representative of Lubumbashi's peri-urban landscapes. This approach improves the comparability of degradation dynamics, though it may overlook alternative ecological trajectories.

Moreover, seasonal variability can influence floristic and dendrometric data (Barima et al., 2010). In *miombo* ecosystems, many species shed their leaves during the dry season as a drought-avoidance strategy (Vinya et al., 2019).

To reduce the impact of phenological shifts on species identification, data collection occurred before peak defoliation. Despite inherent constraints, field-based inventories

remain essential for understanding localized forest dynamics and guiding adaptive conservation strategies.

8.8.2. *Underlying drivers and immediate pressures behind Miombo woodland degradation in the LCPB*

The rapid growth of urban populations in sub-Saharan Africa, particularly in the Democratic Republic of Congo (DRC), is driven by rural–urban migration and high urban fertility rates (United Nations, 2022). In the DRC, this trend is especially pronounced in mining towns, which act as economic magnets. In the Katanga region, the mining boom since 2002 has further intensified this dynamic (Amisi et al., 2018). Lubumbashi, the country’s second-largest city, exemplifies this growth, with its population increasing from 1.6 million in the early 2000s (Nkuku and Rémon, 2006) to over 3 million by 2020 (United Nations, 2022). This demographic pressure has led to a dramatic rise in demand for wood energy, especially charcoal used for cooking (Kabulu et al., 2018). More than 72% of households in Lubumbashi and surrounding areas rely on charcoal (Péroches et al., 2021), largely due to inadequate electricity access (Banza et al., 2016), thus increasing dependency on *miombo* woodlands (Useni et al., 2017).

Our findings identify wood harvesting for charcoal and vegetation fires as the primary drivers of *miombo* degradation in the LCPB. These results are consistent with national report (Ministère de l’Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012), and echo broader regional patterns in Angola (Chiteculo et al., 2018) and Zambia (Sedano et al., 2022). Beyond charcoal, forest exploitation in the LCPB includes small-scale timber harvesting and the extraction of non-timber forest products (NTFPs), as highlighted by Mpanda et al. (2022). Comparable dynamics are observed in Zambia, where foreign logging operations have disrupted *miombo* ecosystems (Cerutti et al., 2018).

Fires, often linked to slash-and-burn agriculture, charcoal production, hunting, and fish smoking, also contribute significantly to woodland degradation. While fire is a natural part of *miombo* ecology, excessive frequency prevents regeneration by destroying seedlings and young trees (Ryan and Williams, 2011). These findings align with Buramuge et al. (2023) in Mozambique’s Beira Corridor.

Other drivers such as exotic species invasion, bark stripping, and artisanal mining were also observed but with lower frequency. Invasive species, facilitated by frequent disturbance, compete with native flora and alter habitat conditions (Feldhaar and Lach, 2020). Their presence is most notable near settlements, consistent with findings in Zambia (Siachoono et al., 2021). Bark stripping, often for medicinal or utilitarian purposes, weakens trees and increases their susceptibility to pests and disease (Kozanayi et al., 2022), as also noted in Zambian *miombo* forests (Chungu et al., 2007). Artisanal mining contributes to land clearing, erosion, and forest

fragmentation, a pattern also seen in Zimbabwe's Mzingwane District (Ncube-Phiri et al., 2015).

Our data reveal a strong association between charcoal production and fire, consistent with Rakotondrasoa et al. (2013a) in Madagascar's Tapia woodlands. Charcoal production often leads to land clearing through fire, accelerating forest degradation (Sedano et al., 2022; Khoji et al., 2023). McDowell et al. (2018) further highlight that wood extraction intensifies fire frequency, disrupting *miombo*'s natural fire regimes. Yet these forests play a critical role in fire regulation by maintaining moisture and reducing flammable biomass (Chidumayo and Gumbo, 2013).

Spatial analysis shows that charcoal production and fires increase with distance from villages, likely due to resource depletion near settlements, pushing exploitation further afield (Khoji et al., 2023). Fires are also more frequent in remote areas, possibly due to limited community control. Conversely, exotic species are more prevalent near villages, where disturbances are common. Bark stripping and artisanal mining show no clear spatial correlation, as they depend more on the availability of specific tree species or mineral deposits than on proximity to settlements.

8.8.3. Floristic and dendrometric indicators of *miombo* degradation in the LCPB

Floristic analysis revealed a consistent dominance of Fabaceae across all three ecosystems studied. This pattern, previously observed in the Katangan *miombo* (Ilunga et al., 2017) and more broadly across the *miombo* ecoregion (Dewees et al., 2010), is largely attributed to their nitrogen-fixing capacity—a key adaptive trait in nutrient-poor tropical soils (Ryan et al., 2016). Their ecological plasticity and tolerance to recurring disturbances, including frequent fires and human exploitation, reinforce their persistence in these highly anthropized landscapes (Gomes et al., 2021).

Species richness peaked in the moderately degraded ecosystem, likely due to the intermediate disturbance effect, which favors the coexistence of heliophilous and shade-tolerant species. In contrast, the severely degraded site exhibited reduced species richness, reflecting more intense and recent anthropogenic pressures. The Shannon-Wiener diversity index in both the mature and moderately degraded ecosystems indicates moderate to high floristic diversity (Macron, 2016). However, the severely degraded ecosystem has a much lower diversity, characteristic of an early regeneration stage dominated by pioneer species. These findings are consistent with patterns reported in Zambia (Kalaba et al., 2013) and central-southern Angola (Gonçalves et al., 2017).

Despite variations in species richness, evenness remained relatively stable across ecosystems, suggesting that competitive exclusion has not yet led to dominance by a few taxa. This aligns with Ref. (Montfort et al., 2021), who argue that full species richness recovery in *miombo* ecosystems requires over two decades of abandonment.

The Importance Value Index (IVI) analysis highlights differences in species composition across the studied ecosystems, all characteristic of Zambezian humid *miombo* woodlands (Kalaba et al., 2013). The mature ecosystem was dominated by *M. macroura* and *D. condylocarpon*, species known for their fire resistance and low commercial value (Ilunga et al., 2018), indicating historical disturbance followed by a prolonged recovery phase (Kalambulwa et al., 2023). The presence of *J. globiflora*, a key *miombo* indicator, further supports the hypothesis of post-disturbance regeneration.

In the moderately degraded ecosystem, *B. wangermeeana* and *B. spiciformis*, core *miombo* species (Ribeiro et al., 2020), co-occurred with *A. adianthifolia*, a disturbance-tolerant pioneer species (Mukumary et al., 2015). This composition suggests an ongoing secondary succession, where floristic diversity is maintained by regeneration processes.

Severely degraded sites were dominated by species from genera such as *Uapaca* and *Vitex*, characterized by rapid growth and adaptability to open, high-light environments. Their dominance indicates recent and intense disturbance (Kalaba et al., 2013). The economic and nutritional value of these species likely contributes to their selective retention by local communities. Similar patterns were found in Mozambique, where *U. kirkiana* is considered a degradation indicator (Manjate and Massuque, 2019). Low IVI values suggest reduced species dominance and high floristic heterogeneity, indicating active recruitment and confirming IVI as a useful indicator of forest degradation and regeneration.

Tree density was highest in the mature ecosystem, consistent with protected sites like Mikembo (Ilunga et al., 2018) and Kiswishi (Nkulu et al., 2018), a quasi-protected ecosystem. These results underscore the role of conservation in maintaining structural integrity. However, the lack of significant difference between the mature and moderately degraded ecosystems may reflect increased pioneer recruitment in recovering stands (Clovis et al., 2018). Severely degraded ecosystems showed much lower tree density, consistent with early-stage regeneration dynamics (Montfort et al., 2021; Ryan et al., 2016).

Dendrometric analysis showed a higher proportion of mature trees—taller with larger diameters—in the mature ecosystem, attributed to longer growth periods (Montfort et al., 2021). In degraded sites, recent disturbances constrained the development of large-diameter individuals (Ameja et al., 2022). This pattern explains why tree height increases more slowly with diameter in mature forests, where competition and canopy closure limit vertical growth.

Finally, basal area values were highest in the mature ecosystem, reflecting greater biomass accumulation. Lower basal areas in degraded ecosystems indicate younger, regenerating stands. These findings confirm the strong influence of degradation level and forest age on biomass structure, aligning with trends observed in Zambia (Kalaba et al., 2013).

8.8.4. *Implications for forest management*

The degradation of *miombo* woodlands in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (LCPB) is primarily driven by anthropogenic activities such as wood harvesting for charcoal, fires, exotic species invasion, bark stripping, and artisanal mining. This combined pressure leads to declines in species richness, floristic diversity, tree density, mean DBH, height, and basal area—key indicators of forest health. The reduction in biomass also undermines carbon storage capacity, weakening the *miombo*'s role as a carbon sink and contributing to rising atmospheric CO₂ (Bulusu et al., 2021). The disruption of ecosystem services compromises local climate regulation and livelihoods (Ryan et al., 2016).

These findings highlight the need for targeted forest policies adapted to *miombo* ecosystems. In the DRC, the national forestry code—designed for dense tropical forests—requires revision to address *miombo*-specific dynamics, such as regulating charcoal production, controlling species exploitation, and banning destructive practices. Tanzania has taken steps in this direction by criminalizing unsustainable uses (Blache, 2020). Restoration efforts should combine reforestation and community engagement. Training local communities in native species propagation, supported by funding from mining or forest taxes, can foster long-term commitment. The Ngel Nyaki Forest Reserve in Nigeria exemplifies successful community-based reforestation (Borokini et al., 2012).

In Lubumbashi, strengthening provincial reforestation services and wildfire management capacity is vital. Lessons from Tanzania's *miombo* regions—such as firebreaks, legal enforcement, and community involvement—could guide action (Katani et al., 2014).

In the face of rapid urban growth, expanding both public and private protected areas and implementing integrated land-use planning are key. The Mikembo Sanctuary near Lubumbashi illustrates the success of long-term protection, where 21 years of conservation have enabled natural *miombo* regeneration (Kalambulwa et al., 2023). Similarly, Gabon's Lopé National Park has demonstrated the value of protected areas in forest conservation (Ndong et al., 2019).

Finally, our findings support broader-scale forest monitoring using remote sensing to anticipate degradation fronts. Studies like Buramuge et al. (2023) have successfully used Landsat and Sentinel-2 imagery to track deforestation in Mozambique. Moderately degraded areas could benefit from assisted natural regeneration, which is cost-effective, as proven in Mali (Kelly et al., 2021). For severely degraded sites, however, large-scale active reforestation remains necessary, as shown by Ref. (Sacande and Berrahmouni, 2016) in the Sahel.

8.9. Conclusion

This study identified the main anthropogenic drivers of *miombo* woodland degradation and examined the floristic and dendrometric responses across varying degradation levels in the LCPB. The results confirm that wood harvesting for charcoal is the main degradation driver, although its impact is closely matched by that of fires. Contrary to our initial hypothesis, the intensity of these pressures increases with distance from villages, reflecting resource depletion near settlements. Results also revealed that degradation significantly alters floristic composition, stand structure, and population dynamics. Severely degraded ecosystems are characterized by reduced species richness, low tree density, and a dominance of small-diameter individuals, while mature and moderately degraded sites exhibit higher diversity, greater densities, and structural attributes typical of advanced successional stages, supporting our second hypothesis.

Although limited in spatial and temporal scope, this study provides essential insights for forest management in *miombo* systems. Findings support the need for policy reforms addressing destructive practices, promoting sustainable agriculture, and expanding protected areas. Future research integrating remote sensing and long-term monitoring will be critical to refine degradation assessments and inform adaptive strategies for preserving *miombo* woodlands under increasing anthropogenic pressure.

Chapitre 9

**Floristic diversity and natural regeneration
of *miombo* woodlands in the rural area of
Lubumbashi, D.R. Congo**

9.1. Référence bibliographique

N'tambwe, N.D., Khoji, M.H., Salomon, W., Cuma, M.F., Malaisse, F., Ponette, Q., Useni, S.Y., Masengo, K.W., Bogaert, J., 2024. Floristic Diversity and Natural Regeneration of *Miombo* Woodlands in the Rural Area of Lubumbashi, D.R. Congo. Diversity 16, 405. <https://doi.org/10.3390/d16070405>

9.2. Contextualisation

Le chapitre précédent a identifié les principaux moteurs de perturbation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi, ainsi que les indicateurs floristiques et dendrométriques associés à cette dégradation. Ce chapitre se concentre sur l'évaluation du potentiel de régénération du *miombo* dans la zone rurale de Lubumbashi. Il s'agit d'analyser la capacité de résilience de ces forêts face aux pressions anthropiques, en caractérisant la composition floristique et les dynamiques de régénération naturelle dans différents contextes de perturbation.

9.3. Résumé

Diversité floristique et régénération naturelle des forêts claires de miombo en zone rurale de Lubumbashi, République Démocratique du Congo.

L'augmentation de la pression anthropique sur les ressources forestières conduit à la déforestation et à la dégradation des forêts, limitant ainsi de manière significative la capacité de régénération des espèces ligneuses indigènes et, par conséquent, la restauration des forêts de *miombo* dans les habitats anthropisés de la zone rurale de Lubumbashi. Cette étude a évalué la diversité des espèces de *miombo* et la capacité de régénération naturelle à travers des inventaires floristiques dans trois habitats différents (forêts non exploitées, forêts dégradées et jachères post-cultivation). Les résultats révèlent que, pour le stratum adulte, les forêts non exploitées et dégradées présentent des valeurs plus élevées en termes de paramètres dendrométriques (densité, diamètre moyen au carré, surface basale) et floristiques (taxons, genres, familles) comparativement aux jachères post-cultivation. De plus, la régénération des espèces ligneuses de *miombo* est plus importante dans les forêts dégradées (21 taxons ; 105 juvéniles/parcelle). Toutefois, en ce qui concerne le stratum des jeunes plants ($1 \text{ cm} \leq \text{DHP} < 10 \text{ cm}$), les trois habitats présentent des situations similaires. En outre, la composition floristique et la diversité des forêts non exploitées et dégradées montrent une similitude significativement plus élevée (76,50 %) entre elles par rapport à ces habitats et les jachères post-cultivation (56,00 %). Ces résultats indiquent que les forêts de *miombo* ont le potentiel de régénérer et de maintenir leur diversité floristique. Pour soutenir cette capacité de régénération naturelle des espèces ligneuses de *miombo* et favoriser la restauration de la couverture forestière ainsi que sa diversité floristique, il est impératif de déterminer la période de rotation après exploitation de l'habitat et de réguler les activités anthropiques et les feux de brousse tardifs, notamment dans les habitats anthropisés au niveau des villages.

Mots clés : Pression anthropique ; déforestation ; dégradation des forêts ; diversité des espèces ligneuses ; régénération naturelle ; forêts de *miombo*

9.4. Abstract

Increased anthropogenic pressure on forest resources leads to deforestation and forest degradation, significantly limiting the regeneration capacity of native woody species and consequently the restoration of *miombo* woodlands in anthropized habitats within the rural area of Lubumbashi. This study assessed *miombo* species' diversity and natural regeneration capacity through floristic inventories in three different habitats (unexploited forests, degraded forests, and post-cultivation fallows). The results reveal that for the adult stratum, unexploited and degraded forests exhibit higher dendrometric (density, mean square diameter, basal area) and floristic parameter (taxa, genera, families) values compared to post-cultivation fallows. Furthermore, the regeneration of *miombo* woody species is higher in degraded forests (21 taxa; 105 juveniles/plot). However, regarding the sapling's stratum ($1\text{ cm} \leq \text{dbh} < 10\text{ cm}$), the three habitats display similar situations. Additionally, the floristic composition and diversity of unexploited and degraded forests show a significantly higher similarity (76.50%) among them compared to these habitats and the post-cultivation fallows (56.00%). These findings indicate that *miombo* woodlands have the potential to regenerate and maintain floristic diversity. To sustain this natural regeneration capacity of *miombo* woody species and promote the restoration of forest cover and its floristic diversity, it is imperative to determine the rotation period after habitat exploitation and regulate anthropogenic activities and late bush fires, particularly in anthropized habitats at the village level.

Keywords: anthropogenic pressure; deforestation; forest degradation; woody species diversity; natural regeneration; *miombo* woodlands.

9.5. Introduction

Forests constitute one of the most crucial terrestrial biomes on the planet, harboring 80% of terrestrial biodiversity (Aerts and Honnay, 2011; Kalaba et al., 2013) across approximately 4.06 billion hectares (FAO, 2022b). In Africa, forests cover 23% of the continent, totaling 675 million hectares (Gonçalves et al., 2021), with nearly 10% of this area dominated by *miombo* woodlands (Ameja et al., 2022; Berrahmouni et al., 2015). *Miombo* woodlands are predominantly composed of woody species from the genera *Brachystegia*, *Julbernardia*, and *Isoberlinia* (Malaisse, 2010). These woodlands span about 2.8 million km² in the Zambezi region (Chidumayo, 2019), supporting the livelihoods of over 100 million rural and urban residents through the ecosystem services they provide (Ameja et al., 2022; Chirwa et al., 2015). Moreover, *miombo* woodlands boast significant biodiversity with high endemism rates, making them a conservation priority (Godlee et al., 2020; Mittermeier et al., 2003).

However, *miombo* woodlands are experiencing a reduction in area due to natural and particularly anthropogenic factors (Useni et al., 2017b). The combination of

population growth and a deleterious socio-economic and political context, which forces local populations to heavily rely on forest resources for survival (Schneibel et al., 2016), leads to deforestation and degradation (Gonçalves et al., 2018; Khoji et al., 2023). Furthermore, inadequate and poorly enforced forestry legislation (Nansikombi et al., 2020) results in unsustainable exploitation of forest resources, exacerbating deforestation and degradation (Kyale et al., 2019).

The direct anthropogenic drivers of this change are primarily agriculture and charcoal production (Cabala et al., 2022; Khoji et al., 2023), both of which are itinerant (Reyniers, 2019). Additional factors include the extraction of timber and craft wood, fuelwood, and late and repeated bushfires, all of which contribute to forest loss (Abdourhamane et al., 2013; Syampungani et al., 2016). Consequently, the annual conversion rate of *miombo* woodlands ranges from 2% to 22% within the *miombo* ecoregion (Syampungani et al., 2016), with significantly higher rates in countries with intense anthropogenic pressure due to population poverty, such as the Democratic Republic of Congo (D.R. Congo). Despite its high forest potential, the D.R. Congo has the highest annual deforestation rate in the Congo Basin: approximately -0.4% between 2001 and 2019 (Eba'a Atyi et al., 2022). Furthermore, in the southeastern D.R. Congo, where *miombo* woodlands are the dominant vegetation unit (Malaisse et al., 2021), its coverage dropped from nearly 70% to 43% between 2000 and 2010 (Holl and Aide, 2011). In this region, the *miombo* deforestation rate is even higher in rural areas adjacent to major cities, such as the rural area of Lubumbashi, which has a deforestation rate of 1.51% (Khoji et al., 2023). This situation contributes to environmental degradation and threatens the livelihoods of rural and urban populations dependent on *miombo* woodlands (Chirwa et al., 2015; Kalaba et al., 2013).

To address this deforestation and forest degradation, forest cover restoration is one of the recommended solutions (Awono et al., 2023; Berrahmouni et al., 2015; Holl and Aide, 2011; Rinaudo et al., 2020). Restoration involves adaptive processes that implement practices to restore ecological functionality and enhance human survival in deforested or degraded habitats (Awono et al., 2023). This can be achieved through reforestation using fast-growing exotic woody species, which allows for the short-term reconstitution of vegetation cover and the availability of ecosystem services (Reyniers, 2019). However, these exotic species pose a threat to native biodiversity and alter the original forest functions (Ramade, 2023; Useni et al., 2021). Therefore, using native woody species remains a viable alternative, ensuring the continuity of ecosystem service production by maintaining floristic composition, structure, and function (Aerts and Honnay, 2011). This restoration typically involves nursery seedling production or facilitating natural regeneration in habitats. However, combined with logistical complexity management, nursery and the final establishment of seedlings in human-disturbed habitats can be costly, reducing its applicability (Berrahmouni et al., 2015). In this perspective, promoting natural regeneration is a sustainable and optimal alternative to current forest loss (Holl and Aide, 2011). Natural regeneration allows adult individuals in a plant community to replace themselves by establishing juveniles in the undergrowth ($\text{dbh} < 10 \text{ cm}$) (Larson and

Funk, 2016). This regeneration, which ensures the persistence of woody species (Rondeux, 2021), is dependent on the disturbance gradient of habitats and the resilience of woody species to these disturbances (Gonçalves et al., 2018).

Furthermore, several studies on the natural regeneration of forests in anthropized habitats have already been conducted in the *miombo* ecoregion (Ameja et al., 2022; Gonçalves et al., 2018; Kalaba et al., 2013; Montfort et al., 2021; Muvengwi et al., 2020; Sangeda and Maleko, 2018; Syampungani et al., 2017, 2016). However, these studies have predominantly focused on Southern Africa, while no research on natural regeneration has been initiated in the *miombo* woodlands of Central Africa, whose ecological and floristic characteristics increasingly differ from those of Southern African *miombo* (Malaisse et al., 2021). Additionally, no study has been conducted to analyze the natural regeneration of *miombo* woodlands through forest inventory. This inventory technique remains reliable for assessing the capacity of woody species to regenerate and consequently restore forest cover (Picard and Gourlet-Fleury, 2008; Rondeux, 2021). Moreover, results on the natural regeneration capacity of woody species are valuable for forest management, sustainable biodiversity management (Abdourhamane et al., 2013), and implementing responses to human disturbances to ensure *miombo* woodlands' resilience (Gonçalves et al., 2018).

In this context, the present study was initiated to evaluate the natural regeneration capacity of *miombo* woody species in the rural area of Lubumbashi. It tests the hypothesis that (i) the density, average diameter, basal area, and floristic diversity differ among habitats due to anthropogenic disturbances. Higher values are expected in unexploited forests and lower values in post-cultivation fallows, with degraded forests in between. (ii) The regeneration capacity of *miombo* species is higher in degraded forests than in unexploited forests and post-cultivation fallows, due to the availability of resources (water, light, space) and lower intra/inter-specific competition and disturbances. (iii) The floristic diversity of strata and habitats shows similarities. Higher similarities in floristic composition are expected between strata of unexploited and degraded forests compared to post-cultivation fallows, due to lower disturbances in these habitats.

9.6. Materials and methods

9.6.1. Study area

The present study was conducted in the rural area of Lubumbashi, located in southeastern D.R. Congo (Figure 9-1).

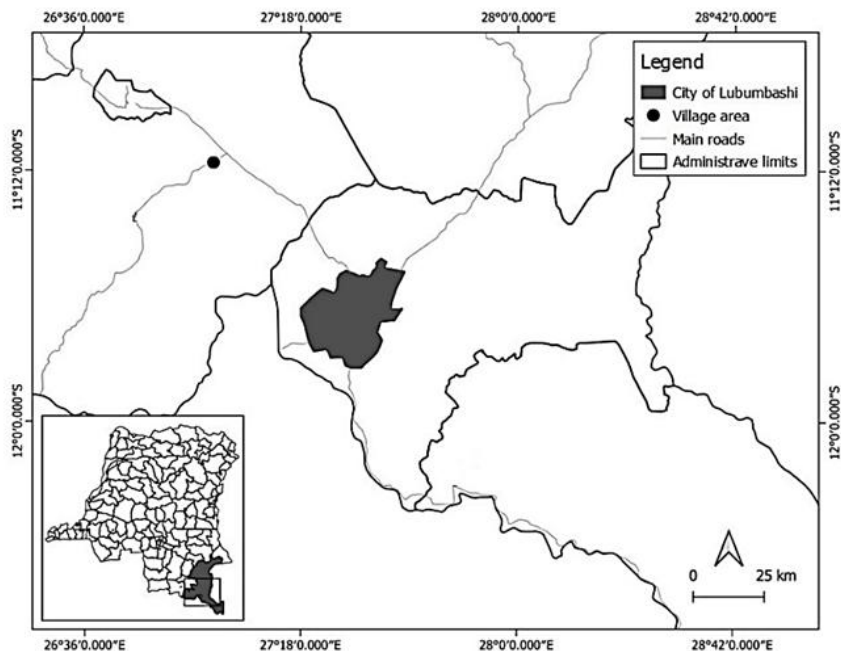


Figure 9-1 : City of Lubumbashi (gray polygon) and its rural area (white space surrounding Lubumbashi). The black dot indicates the village area of Luisha, located approximately 80 km northwest of Lubumbashi. The geographical coordinates used for this mapping were obtained using a GPS device within the premises of the Luisha village chief's office. The administrative boundaries on this map mark the borders between the DRC and Zambia, as well as between Kipushi Territory and other territories in Upper-Katanga Province.

Situated at an altitude ranging from 1200 to 1300 m, Lubumbashi and its rural surroundings have a Cw-type climate, characterized by a rainy season (November–March) and a dry season (May–September), separated by two transitional months (April and October) (Mutondo et al., 2018). While the average annual temperatures in the latter half of the 20th century ranged between 17 and 26 °C (Malaisse, 2010), recent observations indicate a warming trend (Kalombo, 2016). Annual total precipitation varies between 1200 and 1300 mm (Malaisse et al., 2021). Typically established on ferrallitic soils (Ngongo et al., 2009), the *miombo* woodland is the dominant vegetation unit, although its cover is constantly declining primarily due to shifting agriculture, charcoal production, and increasing urbanization (Cabala et al., 2017a; Khoji et al., 2023; Useni et al., 2017b). The population in the Lubumbashi region remains heavily dependent on natural resources, which are increasingly depleted by shifting agriculture and charcoal production (97.9% of the population), art wood carving (1.5%), artisanal timber exploitation (0.4%), and non-timber forest product collection (0.2%; (N'tambwe et al., 2023b). Moreover, this population predominantly lives on less than USD 1.25 per day, indicating a high level of poverty and food insecurity (Cadre Intégré de Classification de la sécurité Alimentaire, 2023).

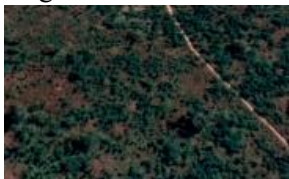
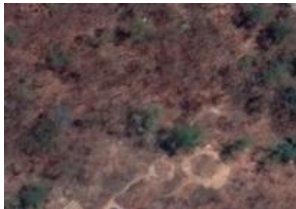
Additionally, the village area of Luisha, located approximately 80 km northwest of Lubumbashi, was selected as the study site. This village area was chosen due to its identification as a site with high anthropogenic activities, particularly agriculture, charcoal production, and mining (Khoji et al., 2022; N'tambwe et al., 2023b). Furthermore, the selection was guided by the availability of both unexploited and anthropized forest habitats, specifically those affected by charcoal production (degraded forests) and agriculture (post-cultivation fallows). Moreover, the village demonstrates weak implementation of the existing simple forest management plan, contributing to deforestation and forest degradation.

9.6.2. Methods

9.6.2.1. Sampling and Data Collection

To study the composition and floral diversity, three habitat types were chosen: unexploited forests (UFO), degraded forests (DFO), and post-cultivation fallows (PCF). These habitats are illustrated and described in the table below (Table 9-1).

Table 9-1 : Presentation and description of the three surveyed habitats in Luisha area.

Habitat	Description
Unexploited forests	
	These forests are not exploited for charcoal production or cultivated at a human scale (Ameja et al., 2022). These refer to the land characterized by vegetation dominated by a sparse herbaceous layer under a 10–20 m forest stratum. The canopy covers 0.05 and covers at least 10–30% of the area, spanning between 0.05 and 1 hectare (Khoji et al., 2023).
Degraded forests	
	These forests have been exploited for charcoal production (Ribeiro et al., 2020a) and correspond to forests where the capacity to provide ecosystem services has been significantly reduced due to decreased woody plant density and biodiversity.
Post-cultivation fallows	
	Fallows are habitats that are abandoned after subsistence farming. This refers to habitats that have been severely damaged by excessive land use, degrading soil and vegetation, and delaying woody plant diversity recovery. Vegetation is primarily dominated by grasses (Buramuge et al., 2023a).

For comparison purposes, the degraded forests and post-cultivation fallows were 4 to 5 years post-exploitation, corresponding to the optimal fallow period in the Lubumbashi region (Bolakonga et al., 2017). These anthropized habitats were selected based on a visual analysis of high-resolution Quick Bird images available for free on Google Earth (Kalawu et al., 2022). In each habitat, four transects, each 500 m long, were established along the four cardinal points (north, south, east, and west) of the village. On each transect, four floristic inventory plots measuring 50 m $\times$ 20 m, spaced 100 m apart, were set up (Ameja et al., 2022). This method significantly reduces alignment, angle, and width measurement errors that often occur during the setup of continuous plots. Additionally, it saves time and enhances data reliability, result consistency, and reproducibility (Thiombiano et al., 2016). Furthermore, to assess the regeneration of *miombo* woody species and thus the restoration of this forest ecosystem in anthropized habitats, 80 subplots of 10 m $\times$ 5 m each were installed in each habitat (Gonçalves et al., 2018). This represents 20 subplots per transect and 5 subplots per inventory plot (Figure 9-2). The dimensions of the plots and subplots were determined based on previous studies (Ameja et al., 2022; Gonçalves et al., 2018) indicating that 50 m $\times$ 20 m and 10 m $\times$ 5 m are adequate dimensions for floristic and forest regeneration studies in the *miombo* woodlands, respectively.

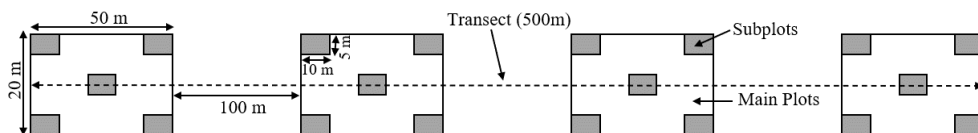


Figure 9-2 : Graphical representation of the floristic inventory plan showing main plots and subplots along a 500 m transect (Ameja et al., 2022).

Furthermore, in each plot, all woody individuals with a diameter at breast height (dbh) ≥ 10 cm were inventoried. The diameter of these individuals was measured using forestry tape (Rondeux, 2021). Additionally, in these subplots, juvenile individuals (dbh < 10 cm) were inventoried, and their diameters were measured. The inventory considered three groups: seedlings (dbh < 1 cm), saplings ($1 \text{ cm} \leq \text{dbh} < 10$ cm), and adults (dbh ≥ 10 cm) (Ding et al., 2017). The first two strata consist of juvenile individuals (regeneration individuals) while the last stratum represents the adult population. It should be noted that seedlings were only counted. Moreover, juveniles from coppicing were not included in the inventory. The floristic inventories for this study were conducted from 25 March to 29 June 2023. During the inventories, the identification of unknown woody species was facilitated by comparing the collected herbarium specimens with existing floras (Flora of Zambia, Flora of Zimbabwe, and World Flora), specialized books, and various identification guides (Malaisse, 2010; Meerts and Hasson., 2017; Vollesen and Merrett, 2020).

9.6.2.2. Data analysis

The detailed analyses in this section focused on individuals inventoried in the three strata. However, the mean square diameter and basal area were not calculated for seedlings, as their diameters were not measured during the floristic inventory. Additionally, relative frequency and density, the natural regeneration index, and alpha diversity were only applied to the regeneration strata. To ensure homogeneity among plots of different ages within each habitat, the variability in terms of density and floristic diversity was tested at a 5% significance level (Zébazé et al., 2023). Thus, data collected on regeneration ($\text{dbh} < 10 \text{ cm}$) in the subplots were extrapolated to the plot level, considering the ratio between the plot area ($50 \text{ m} \times 20 \text{ m}$) and the cumulative area of the subplots within each plot ($5 \times (10 \text{ m} \times 5 \text{ m})$).

Furthermore, to characterize the three habitats, the density of individuals (N ; Equation 9-1), quadratic mean diameter (DBH_m ; Equation 9-2), and basal area of individuals (GBA ; Equation 9-3) of the inventoried adult individuals were calculated (Gonçalves et al., 2017; Rondeux, 2021; Ameja et al., 2022). Density expresses the number of individuals inventoried per unit area (ha), while the basal area is a common measure in forest management (expressed in m^2/ha), representing the cross-sectional area of tree trunks at breast height (1.3 m) (Rondeux, 2021). The quadratic mean diameter is the calculated diameter (expressed in cm) for trees with multiple trunks or branches at 1.3 m above the ground (Rondeux, 2021). In this study, this parameter (DBH_m) was used to calculate the average diameter of woody individuals inventoried in each habitat. Additionally, the averages of woody plant species, genera, and families were calculated for these habitats (Zébazé et al., 2023).

Equation 9-1

$$N = \frac{n_i}{a}$$

where n_i is the number of individuals of a species in a plot, and a is the area of the plot expressed in hectares.

Equation 9-2

$$\text{DBH}_m = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2}$$

where d_i is the diameter at breast height (DBH) of each tree trunk or branch, measured at 1.3 m above the ground, and n is the total number of these trunks or branches measured.

Equation 9-3

$$\text{GBA} = FE \sum_{i=1}^m g_i$$

with g_i , the basal area of each measured individual (expressed in m^2 /plot area), calculated using the equation below (Equation 9-4), m is the number of woody individuals inventoried in the plot, and FE is the extension factor related to the plot area (m^2), used to extrapolate g_i values to per hectare (Rondeux, 2021).

Equation 9-4

$$g_i = \frac{\pi D^2}{4}$$

with D , the diameter at breast height (DBH) of an individual, measured at 1.30 m above the ground.

In addition, to assess the regeneration potential ($dbh < 10cm$) of the habitats, the frequency (f ; Equation 9-5), relative frequency (RF; Equation 9-6), and relative density (RD; Equation 9-7) were calculated (Ameja et al., 2022). Frequency expresses the probability of a woody species being inventoried in each of the floristic inventory plots, while relative frequency is the proportion that a given species represents compared to all inventoried species. Relative density, on the other hand, expresses the proportion that individuals of a given species represent compared to the entire population of individuals in a forest stand (Gonçalves et al., 2018).

Equation 9-5

$$f = \frac{n}{Np}$$

with n being the total number of plots in which the species has been inventoried and Np the total count of plots.

Equation 9-6

$$RF = \frac{f}{F} \times 100$$

with f being the frequency of a woody species and F the sum of all frequencies.

Equation 9-7

$$RD = \frac{ni}{N} \times 100$$

where ni is the number of individuals of a species and N is the total count of all inventoried individuals.

Additionally, the natural regeneration index (NRI), defined as the ratio between the number of juvenile individuals ($dbh < 10$ cm) and the number of adult individuals ($dbh > 10$ cm) of a species, was calculated (Hakizimana et al., 2011). When $NRI < 1$, the regeneration of the species in question is low, while when $NRI \geq 1$, the regeneration is high (Melingui et al., 2017). Furthermore, to compare the abundance and specific diversity of habitat regeneration, the Fisher alpha index (α ; Equation 9-8) (Colwell and Elsensohn, 2014; Kalaba et al., 2013) was calculated. Additionally, the sampling effort of woody species in the regeneration was assessed by calculating the proportion between the inventoried species in the understory (Taxa_S) and the number of species according to the floristic richness estimator (Chao 1) (Vollesen and Merrett, 2020).

Equation 9-8

$$\alpha = \frac{(\sum_{i=1}^S Ni(Ni - 1))}{(\sum_{i=1}^S ni)(\sum_{i=1}^S Ni) - \sum_{i=1}^S N_i^2}$$

with S being the total number of species; Ni the total abundance of species i , and ni the number of sites or plots where species i is present.

Furthermore, to identify statistical differences at the 5% significance level among the parameters characterizing the three habitats—unexploited forests, degraded forests, and post-cultivation fallows—the non-parametric Kruskal–Wallis test was applied. This test, which compares group medians, is suitable for datasets that do not meet the normality assumptions required by parametric tests, thus providing robust comparisons across multiple groups. Specifically, dendrometric parameters, including the density of individuals per hectare, quadratic mean diameter, and basal area, as well as floristic parameters such as the number of individuals, taxa, genera, families, Chao-1 estimator, and Fisher alpha index, were analyzed. The non-normal distribution of the data, confirmed by the Shapiro test (Razali and Wah, 2011), motivated our choice of the Kruskal–Wallis test. When significant differences were found, the Dunn–Bonferroni post hoc test was employed for pairwise comparisons among strata or habitats (Gupta and Mishra, 2019; Heinken et al., 2022). Finally, The Jaccard index (J ; Equation 9-9) (Albatineh and Niewiadomska-Bugaj, 2011) was used to compare floristic lists of habitat strata, highlighting the impact of anthropogenic disturbance on species composition.

Equation 9-9

$$J = \frac{a}{a + b + c}$$

where a is the total number of woody species inventoried in two habitats for comparison; b and c , respectively, represent the number of woody species inventoried in one of the two habitats but absent in the other habitat.

All these analyses were conducted using R software version 4.3.2. Pairwise comparisons of floristic diversity between strata and habitats were performed using Past 4.05 software, while the alpha diversity index was calculated using EstimateS version 9.1 software.

9.7. Results

9.7.1. Floristic Characterization of the Three Habitats along an Anthropization Gradient

A total of 1099 adult individuals were inventoried in the three habitats, belonging to 60 species, 40 genera, and 25 families. Additionally, many of these individuals were inventoried in unexploited and degraded forests compared to post-cultivation fallows. Furthermore, the families Fabaceae and Phyllanthaceae are the most represented, particularly in the unexploited forests (Table 9-2).

Table 9-2 : Families, genera, and species of inventoried adult individuals in different habitats. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows. Values are expressed in percentage (frequencies). -: the family was not represented during floristic inventories, n: number of genera, species, or individuals inventoried.

Families	UFO (%)			DFO (%)			PCF (%)		
	Genera n = 27	Species n = 36	Individuals n = 500	Genera n = 33	Species n = 48	Individuals n = 456	Genera n = 25	Species n = 32	Individuals n = 143
Anacardiaceae	3.70	2.78	0.80	3.03	2.08	2.63	-	-	-
Anisophylleaceae	3.70	2.78	1.00	3.03	2.08	0.88	4.00	3.13	1.40
Annonaceae	-	-	-	-	-	-	4.00	3.13	1.40
Apocynaceae	3.70	2.78	2.00	3.03	2.08	6.58	4.00	3.13	4.20
Bignoniaceae	3.70	2.78	0.60	3.03	2.08	0.22	-	-	-
Celastraceae	3.70	2.78	0.20	3.03	2.08	0.22	-	-	-
Chrysobalanaceae	3.70	2.78	1.20	3.03	2.08	3.51	4.00	3.13	2.80
Clusiaceae	3.70	2.78	0.20	9.09	6.25	1.10	4.00	3.13	0.70
Combretaceae	3.70	5.56	0.60	3.03	6.25	2.41	4.00	6.25	2.10
Dipterocarpaceae	7.41	8.33	7.20	6.06	4.17	5.04	-	-	-
Fabaceae	33.33	33.33	76.00	27.27	33.33	59.87	28.00	34.38	67.83
Ixonanthaceae	3.70	2.78	1.00	3.03	2.08	0.88	4.00	3.13	0.70
Lamiaceae	3.70	2.78	0.20	3.03	6.25	2.85	4.00	3.13	2.10
Loganiaceae	3.70	8.33	1.60	3.03	4.17	0.44	4.00	6.25	1.40
Malvaceae	-	-	-	-	-	-	8.00	6.25	3.50
Meliaceae	3.70	2.78	0.20	3.03	2.08	0.22	-	-	-
Moraceae	-	-	-	3.03	4.17	0.66	-	-	-
Myrtaceae	-	-	-	3.03	2.08	0.66	4.00	3.13	3.50
Ochnaceae	3.70	2.78	1.20	3.03	2.08	0.22	4.00	3.13	1.40
Olacaceae	3.70	2.78	0.20	-	-	-	-	-	-
Oleaceae	-	-	-	3.03	2.08	0.22	4.00	3.13	0.70
Phyllanthaceae	7.41	11.11	5.80	9.09	10.42	10.96	12.00	12.50	5.59
Proteaceae	-	-	-	3.03	2.08	0.44	-	-	-
Rubiaceae	-	-	-	-	-	-	4.00	3.13	0.70
Total of frequencies	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

However, the mean values of dendrometric parameters are higher in the unexploited and degraded forests compared to the post-cultivation fallows. Moreover, floristic diversity is higher in the unexploited forests in particular (Table 9-3). These results highlight the importance of preserving untouched forests to maintain both forest structure and biodiversity. They underscore the potential impacts of logging and degradation on these critical parameters and advocate for sustainable management and conservation strategies to protect these valuable ecosystems.

Table 9-3 : Dendrometric and floristic parameters of inventoried adult individuals in different habitats. Means $\pm$ standard deviations. For a given parameter, habitats without common letters differ significantly at $p < 0.05$. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows. Taxa_S: number of species

Parameters	UFO	DFO	PCF
Dendrometric parameters			
Density (individuals/ha)	312.50 $\pm$ 126.36 a	285.00 $\pm$ 126.97 a	89.38 $\pm$ 96.02 b
Quadratic mean diameter (cm)	40.75 $\pm$ 15.83 a	32.57 $\pm$ 6.78 b	28.84 $\pm$ 11.18 b
Basal area (m ² /ha)	16.78 $\pm$ 7.25 a	9.98 $\pm$ 7.14 a	1.92 $\pm$ 2.07 b
Floristic parameters			
Taxa_S/plot	10.25 $\pm$ 2.86 a	12.44 $\pm$ 4.46 a	4.81 $\pm$ 4.28 b
Genera/plot	8.44 $\pm$ 2.16 a	9.88 $\pm$ 3.36 a	3.94 $\pm$ 3.17 b
Families/plot	4.67 $\pm$ 1.96 a	5.88 $\pm$ 1.86 a	2.69 $\pm$ 2.06 b

9.7.2. Natural Regeneration of Miombo Woody Species in the Three Habitats

The study inventoried 23,052 regenerating individuals across varied forest types: 7576 juveniles in unexploited forests, 9044 in degraded forests, and 6432 in post-cultivation fallows. These juveniles represented 82 species (unexploited: 59, degraded: 69, fallows: 70), 59 genera (unexploited: 43, degraded: 48, fallows: 53), and 30 families (unexploited: 25, degraded: 25, fallows: 27). However, in unexploited forests, seedlings (dbh < 1 cm) spanned 54 species, 40 genera, and 25 families; saplings (1 cm $\leq$ dbh < 10 cm) were found in 43 species, 32 genera, and 19 families. In degraded forests, seedlings were in 63 species, 43 genera, and 25 families, and saplings in 44 species, 32 genera, and 19 families. Post-cultivation fallows had seedlings in 58 species, 44 genera, and 25 families, and saplings in 53 species, 41 genera, and 21 families. Seedlings predominated: 87.49% in unexploited forests, and 73.64% in degraded forests and fallows, while saplings comprised 12.51%, 14.30%, and 35.80% to 37.55%, respectively. In addition, Fabaceae and Phyllanthaceae were predominant, comprising 42.37% to 44.93% of the inventoried species and 70.15% to 70.80% of juvenile individuals across all habitats. Most seedlings were in unexploited and degraded forests; fewer saplings were noted in unexploited forests compared to anthropized habitats. *Brachystegia* and *Albizia* species were prominent across regeneration strata (Table 9-4). Further details on the relative frequency, and relative density of species, can be found in the supplementary materials (Table A8).

However, the results indicating similar dendrometric and floristic parameters across habitats highlight surprising uniformity despite environmental differences. Additionally, the low density per hectare, as well as the number of individuals, species, and genera in the seedling stratum of post-cultivation fallows (Table 9-5), raise questions about these habitats' ability to restore forest cover in optimal time. These observations suggest that fallows require careful management to promote woody species regeneration, diversity, and forest restoration.

Table 9-4 : Floristic list of the top five regenerative plant species, showing high relative frequency/density (values in bold). The species list is presented in alphabetical order, and in case of tied values, the species concerned are counted as one. UFO: unexploited forests, DFO: Degraded forests, PCF: post-cultivation fallows. dbh < 1 cm: seedlings, 1 cm ≤ dbh < 10 cm: saplings, -: species not inventoried, n = number of individuals inventoried. RF (relative frequency) and RD (relative density) values are expressed in percentage. The entire set of species studied is presented in the supplementary materials (Table A8).

Species	Family	dbh < 1 cm						1 cm ≤ dbh < 10 cm					
		UFO		DFO		PCF		UFO		DFO		PCF	
		(n = 6628)		(n = 6660)		(n = 4676)		(n = 948)		(n = 2384)		(n = 1756)	
		RF	RD	RF	RD	RF	RD	RF	RD	RF	RD	RF	RD
<i>Albizia adianthifolia</i> (Schumach.) W. Wight	Fabaceae	4.17	6.76	4.62	9.01	5.50	5.39	4.86	3.38	5.17	6.71	5.54	5.47
<i>Albizia antunesiana</i> Harms	Fabaceae	4.17	4.16	3.08	2.52	5.11	3.25	2.78	1.69	4.13	1.85	4.54	6.15
<i>Anisophyllea boehmii</i> Engl.	Anisophylleaceae	3.13	1.39	2.77	2.88	1.97	1.71	3.47	2.95	2.07	0.67	7.06	3.19
<i>Baphia bequaertii</i> De Wild.	Fabaceae	5.56	7.91	4.31	5.29	5.11	6.50	3.47	3.38	5.68	5.70	3.53	7.06
<i>Brachystegia spiciformis</i> Benth.	Fabaceae	5.56	12.61	4.93	13.33	6.29	10.61	10.42	15.19	6.71	5.54	6.05	7.97
<i>Brachystegia wangermeeana</i> De Wild.	Fabaceae	4.51	10.80	4.93	20.48	5.90	27.89	6.94	17.30	6.20	29.53	7.56	23.46
<i>Diplorhynchus condylocarpon</i> (Müll. Arg.) Pichon	Apocynaceae	2.78	2.96	4.31	2.46	1.18	0.86	3.47	5.91	5.68	8.39	2.02	1.82
<i>Garcinia huillensis</i> Oliv.	Clusiaceae	3.13	1.15	2.16	0.48	1.57	0.34	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Hymenocardia acida</i> Tul.	Phyllanthaceae	-	-	1.23	1.26	1.18	5.99	0.69	0.42	1.55	1.34	1.01	0.46
<i>Isoberlinia angolensis</i> (Benth.) Hoyle & Brenan	Fabaceae	3.82	11.04	4.62	5.23	3.54	4.53	4.86	2.95	2.07	4.53	3.53	6.61
<i>Isoberlinia tomentosa</i> (Harms) Craib & Stapf	Fabaceae	0.35	0.18	-	-	-	-	-	-	4.13	4.53	2.02	2.28
<i>Ochna schweinfurthiana</i> F. Hoffm.	Ochnaceae	4.17	3.02	3.69	3.78	3.93	2.65	4.17	2.53	3.10	2.18	1.51	0.91
<i>Parinari curatellifolia</i> Planch. ex Benth.	Chrysobalanaceae	1.74	0.48	1.85	0.84	1.57	0.86	2.08	1.27	4.13	3.69	3.53	2.96
<i>Pseudolachnostylis maprouneifolia</i> Pax	Phyllanthaceae	2.78	2.35	3.39	1.80	3.14	1.80	2.08	2.53	2.07	1.01	5.04	3.19
<i>Psorospermum febrifugum</i> Spach	Clusiaceae	4.51	4.47	2.77	2.04	4.32	1.88	-	-	1.03	0.34	3.02	1.37
<i>Pterocarpus angolensis</i> DC.	Fabaceae	0.35	0.06	-	-	0.39	0.17	5.56	5.49	3.10	1.17	3.02	1.59
<i>Rothmannia engleriana</i> (K. Schum.) Keay	Rubiaceae	3.82	2.53	2.16	1.50	4.72	3.25	1.39	0.84	-	-	1.01	0.46
<i>Uapaca kirkiana</i> Müll. Arg.	Phyllanthaceae	4.51	3.14	2.46	2.70	0.79	0.34	4.17	3.80	3.62	2.35	2.02	1.37

Table 9-5 : Comparison of dendrometric parameters and species richness between the two classes of juvenile individuals inventoried in the three habitats. Means $\pm$ standard deviations. For a given parameter, habitats without common letters differ significantly at $p < 0.05$. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows, dbh < 1 cm: seedlings, 1 cm $\leq$ dbh < 10 cm: Saplings, -: values were not calculated due to lack of relevant data.

	dbh < 1 cm			1 cm $\leq$ dbh < 10 cm		
	UFO	DFO	PCF	UFO	DFO	PCF
Dendrometric parameters						
Density (individuals/ha)	4142.50 $\pm$ 2176.33	4185.00 $\pm$ 1544.84	2935.00 $\pm$ 1567.39	592.50 $\pm$ 341.36	1490.00 $\pm$ 1133.21	1110.00 $\pm$ 954.82
	ab	a	b	a	a	a
Quadratic mean diameter (cm)	-	-	-	7.52 $\pm$ 0.66 a	7.16 $\pm$ 0.48 a	7.06 $\pm$ 0.49 a
Basal area (m ² /ha)	-	-	-	2.49 $\pm$ 1.26 a	5.76 $\pm$ 4.36 a	4.25 $\pm$ 3.71 a
Floristic parameters						
Individuals	103.56 $\pm$ 54.41 ab	104.63 $\pm$ 38.62 a	73.38 $\pm$ 39.18 b	14.81 $\pm$ 8.53 a	37.25 $\pm$ 28.33 a	27.75 $\pm$ 23.87 a
Taxa_S	18.00 $\pm$ 3.97 ab	20.50 $\pm$ 3.41 a	16.06 $\pm$ 3.99 b	16.88 $\pm$ 6.91 a	19.13 $\pm$ 10.83 a	19.19 $\pm$ 14.62 a
Genera	15.25 $\pm$ 4.09 ab	17.75 $\pm$ 3.49 a	13.44 $\pm$ 3.76 b	7.81 $\pm$ 3.62 a	10.63 $\pm$ 5.15 a	10.13 $\pm$ 6.39 a
Families	9.56 $\pm$ 2.78 a	10.88 $\pm$ 2.83 a	9.31 $\pm$ 2.89 a	5.19 $\pm$ 2.83 a	6.50 $\pm$ 3.18 a	6.63 $\pm$ 3.91 a
Chao-1	21.14 $\pm$ 5.85 a	25.57 $\pm$ 4.78 a	21.30 $\pm$ 8.29 a	18.87 $\pm$ 11.80 a	20.80 $\pm$ 11.22 a	23.16 $\pm$ 17.04 a
Taxa_S/Chao-1	0.85	0.80	0.75	0.90	0.92	0.83
Fisher alpha	6.78 $\pm$ 1.66 a	8.57 $\pm$ 3.13 a	6.99 $\pm$ 2.11 a	10.74 $\pm$ 6.17 a	9.96 $\pm$ 11.91 a	8.71 $\pm$ 5.79 a

The regeneration potential of species remains high in unexploited forests within the seedling stratum, while it is high in anthropized habitats within the sapling stratum. These results show the capacity of *miombo* species to regenerate, and subsequently to reconstitute forest cover in anthropized habitats, particularly in degraded forests, which experience lower anthropogenic disturbances compared to fallows. The table below (Table 9-6) lists the top five species with the highest natural regeneration index. The complete table is provided in the supplementary materials (Table A9).

Table 9-6 : Floristic list of the top five regenerative plant species, showing the natural regeneration index for each habitat (values in bold). The species list is presented in alphabetical order, and in case of tied values, the species concerned are counted as one. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows. NRI: natural regeneration index (ratio between juveniles and adults), dbh < 1 cm: seedlings, 1 cm ≤ dbh < 10 cm: saplings, 0: species not inventoried in the regeneration stratum but inventoried in the adult individual's stratum of the habitat, -: species inventoried in the regeneration stratum but not in the adult individual's stratum of the habitat. The entire set of species studied is presented in the supplementary materials (Table A9).

Species	dbh < 1 cm			1 cm ≤ dbh < 10 cm		
	UFO	DFO	PCF	UFO	DFO	PCF
<i>Albizia antunesiana</i> Harms	23.00	12.92	50.67	1.33	3.38	36.00
<i>Anisophyllea boehmii</i> Engl.	18.40	48.00	40.00	5.60	4.00	28.00
<i>Baphia bequaertii</i> De Wild.	23.82	16.76	50.67	1.45	6.48	20.67
<i>Combretum molle</i> R.Br ex G. Don	40.00	9.33	72.00	4.00	4.00	12.00
<i>Combretum zeyheri</i> Sond.	0.00	6.00	0.00		34.00	16.00
<i>Diplorhynchus condylocarpon</i> (Müll. Arg.) Pichon	19.60	5.47	6.67	5.60	6.67	5.33
<i>Ekebergia benguelensis</i> Welw. ex C.DC.	36.00	24.00		0.00	12.00	
<i>Harungana madagascariensis</i> Lam. ex Poir.		136.00		0.00	0.00	
<i>Hymenocardia acida</i> Tul.	0.00	42.00			16.00	
<i>Isoberlinia angolensis</i> (Benth.) Hoyle & Brenan	45.75	38.67	42.40	1.75	12.00	23.20
<i>Isoberlinia tomentosa</i> (Harms) Craib & Stapf		0.00	0.00	0.00	21.60	8.00
<i>Julbernardia paniculata</i> (Benth.) Troupin	1.60	24.00	0.00	1.60	4.00	20.00
<i>Markhamia obtusifolia</i> (Boulanger) Sprague	2.67	44.00		2.67	24.00	
<i>Mystroxydon aethiopicum</i> (Thunb.) Loes.	16.00	60.00		0.00	12.00	0.00
<i>Ochna schweinfurthiana</i> F. Hoffm.	33.33	252.00	62.00	4.00	52.00	8.00
<i>Olex obtusifolia</i> De Wild.	16.00		0.00	24.00	0.00	0.00
<i>Phyllocosmus lemaireanus</i> (De Wild. & T. Durand) T. Durand & H. Durand	32.00	43.00	92.00	4.80	6.00	4.00
<i>Pseudolachnostylis maprouneifolia</i> Pax	78.00	17.14	42.00	12.00	3.43	28.00
<i>Psorospermum febrifugum</i> Spach	296.00	68.00		0.00	4.00	
<i>Rothmannia engleriana</i> (K. Schum.) Keay			152.00		0.00	8.00
<i>Schrebera trichoclada</i> Welw.		0.00	28.00	0.00	0.00	28.00
<i>Strychnos cocculoides</i> Boulanger	1.33	28.00	64.00	4.00	16.00	12.00
<i>Strychnos spinosa</i> Lam.	0.00	0.00		4.00		
<i>Vitex doniana</i> Sweet	4.00	2.40	5.33	4.00	1.60	6.67
<i>Vitex mombassae</i> Vatke		8.00		0.00	16.00	0.00

9.7.3. *Comparison of the Specific Richness of Woody Species Inventoried in Regeneration and Adult Stands*

However, the Jaccard similarity of floristic lists among different strata in the three habitats is depicted in the table below (Table 9-7). It is evident from this table that the lowest similarity is between the floristic list of seedlings in degraded forests and that of adults in post-cultivation fallows (42.00%), while the highest similarity is between the floristic lists of installed juveniles in unexploited forests and those in degraded forests (92.00%). Nonetheless, a pairwise comparison of floristic lists of habitats (all strata combined) reveals that the floristic lists of unexploited and degraded forests exhibit a similarity of 76.50%, whereas that of post-cultivation fallows is 56.00% similar to unexploited and degraded forests, respectively. These results indicate that the floristic lists of habitats are influenced by natural factors (intra- and interspecific competition) and, particularly, by the extent of disturbances experienced by the habitats.

Table 9-7 : Jaccard similarity between floristic lists of different strata in the three habitats. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows, <1: seedlings; ≥1: saplings; ≥10: adults. Relative values are presented in decimal form.

	UFO < 1	DFO < 1	PCF < 1	UFO ≥ 1	DFO ≥ 1	PCF ≥ 1	UFO ≥ 10	DFO ≥ 10
DFO < 1	0.65							
PCF < 1	0.68	0.65						
UFO ≥ 1	0.65	0.55	0.50					
DFO ≥ 1	0.71	0.59	0.55	0.92				
PCF ≥ 1	0.67	0.64	0.74	0.63	0.68			
UFO ≥ 10	0.65	0.48	0.57	0.71	0.79	0.63		
DFO ≥ 10	0.67	0.57	0.59	0.73	0.80	0.74	0.86	
PCF ≥ 10	0.56	0.42	0.50	0.71	0.67	0.63	0.60	0.63

9.8. Discussion

9.8.1. *Structure and Floristic Composition of Forest Strata and Stands along the Anthropization Gradient*

Dendrometric, particularly the density, and floristic parameters decrease according to the increase in the level of habitat disturbance (Tables 9-2 and 9-3). This situation is attributed particularly to anthropogenic disturbances experienced by the anthropized habitats, primarily agriculture and charcoal production. Indeed, cutting trees for dendro-energy (typically targeting larger-diameter trees during selective logging) and agriculture reduces tree density and biomass, thereby affecting both the diversity and distribution of woody species (Kiruki et al., 2017). Thus, the conversion of forested lands into agroecosystems and dendro-energies leads to deforestation and fragmentation of the *miombo* woodlands, particularly in the Lubumbashi region (Khoji et al., 2023). According to (Useni et al., 2020a; Cabala et al., 2022),

anthropogenic activities disrupt the ecological balance of ecosystems, subsequently affecting the structure and composition of the *miombo* woodlands. However, natural factors such as climate change and natural disasters can also negatively impact the dendrometric and floristic parameters of habitats (Peñuelas and Sardans, 2021). These results, found in the present study, corroborate those of other research conducted in the *miombo* ecoregion (Kalaba et al., 2013; Syampungani et al., 2016; Gonçalves et al., 2018; Montfort et al., 2021; Zébazé et al., 2023; Kissanga et al., 2024), showing that the values of dendrometric (number of individuals inventoried, mean quadratic diameter, basal area) and floristic parameters (number of species, genera, and families) of habitats decrease as anthropogenic disturbances increase.

9.8.2. Regeneration of *Miombo* Woody Species along the Anthropization Gradient

The regeneration potential (individual number and diversity) of habitats within the two regeneration strata remains higher in degraded forests than in unexploited forests and post-cultivation fallows (Tables 9-4, 9-5 and 9-6). These results demonstrate that the regeneration of woody species and subsequently the reconstitution of the *miombo* woodlands would be possible in anthropized habitats provided that human activities, especially agriculture, dendro-energy production, wood cutting, and bushfires, are prohibited. Additionally, these measures must be increasingly enforced in heavily disturbed habitats, such as post-cultivation fallows. The similarity in floristic richness between degraded and unexploited forests could be explained by the fact that the anthropogenic disturbances experienced by degraded forests, particularly related to the decrease in individual density through selective harvesting, make resources available in these habitats, such as space, water, and insolation (Useni et al., 2019b). This resource availability, coupled with low inter- and intraspecific competition, allows woody species, particularly pioneer species and those resilient to anthropogenic disturbances (present in the herbaceous stratum and the soil seed bank), to establish themselves (Gupta and Mishra, 2019). In contrast to degraded forests, anthropogenic disturbances in agroecosystems are not only related to the loss of woody species density (tree cutting and stump removal) but also to the disruption of soil physicochemical and biological properties (Reyniers, 2019). The combination of these disturbances negatively affects the regeneration potential and resilience capacity of woody species, potentially leading to savannization (Useni et al., 2019b). Furthermore, the regeneration potential in unexploited forests would depend on strong inter- and intraspecific competition for the aforementioned resources, primary factors in the establishment of plant species in habitats (Finger et al., 2023; Pretzsch et al., 2023). These results corroborate previous research (Chidumayo, 2013; Gonçalves et al., 2018; Lu et al., 2018; Zébazé et al., 2023) indicating that anthropized habitats exhibit high species richness in regeneration strata. These anthropized habitats are characterized by high environmental heterogeneity during early succession stages and high regeneration potential of *miombo* woody species (Ameja et al., 2022). However, these results do not support the findings of studies conducted, notably in Zimbabwe

by Montfort et al. (2021), indicating that species richness is high in unexploited forests due to the absence of anthropogenic disturbances on a human scale. Nevertheless, the regeneration potential in unexploited forests depends on several factors, including inter/intra-specific competition for resources and minimal anthropogenic disturbances. Additionally, the vigor of adult trees (producing quality and sufficient seeds), the presence of animal species (facilitating seed dispersal), symbiotic interactions, good soil structure, and high nutrient availability also play crucial roles. These factors interact in complex ways, influencing the regeneration process in unexploited forests (Chirwa et al., 2015; Finger et al., 2023).

However, these disturbances could create new environmental conditions that sometimes favor increased plant diversity if these anthropogenic disturbances are of low intensity, limited duration, and characterized by minimal removal (Puig, 2001). This situation has already been highlighted in previous studies conducted in the *miombo* ecoregion (Muvengwi et al., 2020; Montfort, 2021), demonstrating that floristic characteristics such as stand structure and species richness of habitat with medium anthropization level can reach values higher than those of unexploited mature forests after anthropogenic disturbances cease. Indeed, habitats with intermediate disturbance regimes, such as degraded forests in this study, may exhibit high species diversity through the creation of diverse ecological niches, thereby confirming the widely evoked intermediate disturbance hypothesis in various fields of natural resource management and conservation (Morel and Chollet, 2022).

Conversely, maintaining human pressure on natural resources even in heavily anthropized habitats compromises the regeneration of woody species and subsequently the reconstitution of the *miombo* woodlands. Indeed, the distance from intact forests over an increasingly extensive radius (Useni et al., 2017b) has led local communities to harvest woody species, furthermore through less sustainable practices (N'tambwe et al., 2023a), in anthropized areas near settlements for various needs (Ameja et al., 2022). In addition to this, late and repetitive bushfires (Ryan and Williams, 2011) characterizing the *miombo* ecoregion (Tarimo et al., 2015; Van Wilgen et al., 2022; Buramuge et al., 2023a) and particularly the Lubumbashi region (Useni et al., 2023a), affect the natural regeneration of woody species in habitats. Moreover, the scarcity of species with high calorific value and the increase in charcoal production distance induce the return of local communities to regenerating forest stands. This situation contributes to maintaining a high level of forest degradation (Sola et al., 2019) and decreases the potential for forest regeneration. Similarly, population growth and increased land pressure resulting from it have led local communities to shorten fallow periods to meet increased demand for necessities (Bolakonga et al., 2017). This further disrupts the process of woody species regeneration and ongoing *miombo* woodlands reconstitution in post-cultivation fallows (Mama et al., 2014). These results are similar to those of studies conducted in Mozambique (Ameja et al., 2022), showing that ongoing human activities in already anthropized habitats compromise the reconstitution of the *miombo* woodlands in these habitats.

9.8.3. *Similarity between Floristic Lists along the Anthropization Gradient*

The floristic lists of strata in unexploited forests and degraded forests exhibit higher similarities compared to post-cultivation fallows (Table 9-7). This similarity between unexploited forests and degraded forests is also observed among habitats when all strata are merged. This situation is attributed to the fact that during exploitation, agrosystems transitioning into post-cultivation fallows undergo anthropogenic disturbances that negatively impact dendrometric and floristic parameters, particularly. These findings corroborate studies conducted in the dense humid forest region (Meniko et al., 2020; Zébazé et al., 2023), and specifically in the *miombo* ecoregion (Montfort et al., 2021; Ameja et al., 2022), demonstrating that anthropogenic activities in agrosystems negatively influence floristic diversity in post-cultivation fallows.

9.8.4. *Implications for Sustainable Miombo Woodlands Restoration in Anthropized Landscapes*

Anthropogenic disturbances affect the high potential for natural regeneration and resilience of different *miombo* woody species. To address this, Assisted Natural Regeneration (ANR) could be one solution. ANR involves the deliberate protection of disturbed habitats against anthropogenic pressures and invasive plant species to accelerate natural forest succession processes leading to the reconstitution of a resilient and productive ecosystem (Berrahmouni et al., 2015; Rinaudo et al., 2020). It requires legislative reform and rules governing interactions between natural and social dynamics (Talukdar et al., 2021). However, in the D.R. Congo, this reform would focus on access to natural resources, establishing reasonable rotation periods, regulating bushfires, and anthropogenic incursions into habitats at the end of their exploitation. ANR could be effective and less costly than reforestation and other revegetation strategies, provided there are seed sources in the restoration area (Berrahmouni et al., 2015). This restoration technique has been successfully used in Ethiopia to restore forests over significant areas previously impacted by anthropogenic activities and has been proposed in Mozambique to restore *miombo* woodlands in anthropized habitats (Berrahmouni et al., 2015; Morel and Chollet, 2022). However, in regions with rapid population growth like the Lubumbashi region, implementing ANR can be challenging due to increased anthropogenic pressures on land and natural resources. To address this, zoning and defined collaborative restoration options involving local communities actively would be one solution to this situation (Awono et al., 2023; N'tambwe et al., 2023b).

Furthermore, reforestation and forest enrichment—practice aimed at restoring and enhancing selectively logged forests by introducing valuable woody species (cultural, economic)—would be palliative solutions for anthropized habitats with low *miombo* resilience capacity after exploitation, such as post-cultivation fallows. Utilizing *miombo* woody species for reforestation and habitat enrichment would result in forest ecosystems with a structure, specific composition, and function similar to those of the previously exploited forest. In this regard, these restored habitats would continue to

support the survival of both rural and urban populations by providing the usual ecosystem services (Talukdar et al., 2021). However, selecting fast-growing native species like *Pterocarpus tinctorius* Welw. and *Combretum collinum* Fresen. is necessary for short-term *miombo* woodlands reconstitution (Kyalamakasa et al., 2021). Nevertheless, similar to ANR habitats, reforested or enriched habitats should be protected from anthropogenic intrusions (Montfort et al., 2021; Ameja et al., 2022) and late, repetitive bushfires (Giliba et al., 2011a; Buramuge et al., 2023b).

Furthermore, this study shows the current state of anthropized habitats regarding regeneration potential and subsequent forest reconstitution. However, it does not depict the successional dynamics of woody species in these habitats over the years following exploitation (Syampungani et al., 2016; Gonçalves et al., 2017; Montfort et al., 2021). Additionally, the study does not show the distribution of these woody species based on their functional traits within different strata and habitats (Vollesen and Merrett, 2020). These missing ecological aspects would provide complementary information to the present results and remain important for the establishment of sustainable *miombo* woodlands management strategies.

9.9. Conclusion

The present study assessed the natural regeneration capacity of *miombo* woody species along a gradient of anthropization through floristic inventories in three different habitats, including one that was unexploited and two with varying levels of anthropization. The results confirm that density, mean diameter, basal area, taxa, genera, and families have high values in both unexploited and degraded forests. Indeed, significant differences were observed among the three habitats, with low values observed in fallows. Furthermore, these results confirm that the regeneration potential of *miombo* species and individuals' numbers are high in degraded forests. However, low regeneration was observed in unexploited forests and post-cultivation fallows, except in the sapling's stratum where regeneration in different habitats is almost equivalent. Additionally, our results indicate that there are similarities and dissimilarities in terms of floristic richness between habitats, as the floristic lists of unexploited forests and degraded forests show higher similarities than post-cultivation fallows. While our study did not characterize variations in dendrometric and floristic parameters according to the age of anthropized habitats, as well as the distribution of species in strata and habitats in terms of functional traits of woody species, our results show that the regeneration potential of *miombo* species depends on the intensity of anthropogenic disturbances experienced by habitats. To contribute to the regeneration of woody species and the reconstitution of *miombo* in anthropized habitats, appropriate legislation determining rotation periods and regulating repetitive bushfires and anthropogenic activities should be established. Additionally, inclusive reforestation and agroforestry activities using *miombo* woody species should be considered.

Chapitre 10

Discussion générale

10.1. Approches méthodologiques

10.1.1. Sites d'étude

La sélection des sites d'étude a suivi une approche stratégique rigoureuse visant à refléter la diversité des dynamiques de déforestation et des pressions anthropiques caractéristiques du BPCB de Lubumbashi, tout en intégrant le contexte régional. L'échelle spatiale est essentielle pour identifier les variations locales, les tendances globales et les interactions régionales nécessaires à la compréhension des processus sous-jacents (zu Ermgassen et al., 2024). Cette méthode permet de saisir la complexité de cette région clé, où les interactions entre activités humaines et transformation des paysages forestiers déterminent la gestion durable des ressources naturelles (Słowiński et al., 2024).

À l'échelle régionale, l'écorégion zambézienne, l'une des plus vastes forêts tropicales sèches au monde (Deweese et al., 2010), offre un laboratoire naturel pour étudier la fragmentation, la conversion des terres et la dynamique spatiale de la couverture forestière. Ce cadre d'étude situe les dynamiques locales dans un contexte écologique plus large, indispensable pour comprendre les interactions entre activités humaines et écosystèmes forestiers (Yang et al., 2022). Cette écorégion englobe huit pays, dont sept sont fréquemment documentés dans la littérature scientifique (Ribeiro et al., 2020b ; Deweese et al., 2010 ; Ryan et al., 2016 ; Campbell, 1996), à savoir la Zambie, la Tanzanie, la RD Congo, l'Angola, le Mozambique, le Malawi, et le Zimbabwe. Le huitième pays pris en compte dans cette étude est le Burundi, où la présence de *miombo* a été signalée par Nduwarugira et al. (2017). Ces pays reçoivent en moyenne plus de 700 mm de précipitations annuelles, une condition écologique majeure pour le développement du *miombo* (Campbell, 1996). Cette exigence pluviométrique explique l'absence de forêts de *miombo* dans la majeure partie de la Namibie, du Botswana et de l'Afrique du Sud, où les précipitations moyennes sont nettement inférieures (Timberlake & Chidumayo, 2011). C'est également la raison pour laquelle ces trois pays n'ont pas été inclus dans la présente étude.

Au niveau infrarégional, l'analyse se focalise sur les zones périurbaines des principales agglomérations du Katanga, où les activités anthropiques, telles que la production de charbon de bois et l'expansion agricole, s'intensifient (Kabulu et al., 2018 ; Useni et al., 2017b). Ces zones illustrent la pression de l'urbanisation croissante sur les écosystèmes forestiers (Useni et al., 2024d), rendant cette échelle particulièrement pertinente pour évaluer les dynamiques de déforestation liées à la demande en ressources naturelles.

Le bassin BPCB a été identifié comme une zone d'intérêt prioritaire en raison de son rôle central dans l'approvisionnement en charbon de bois et des perturbations environnementales qui en résultent (Kabulu et al., 2018). Cette sélection repose sur une analyse socio-écologique menée dans cinq villages, Luisha, Makisemu, Mwawa, Nsela et Texas, choisis pour leur implication significative dans l'exploitation des ressources naturelles, notamment la production de charbon de bois et l'agriculture de subsistance (Useni et al., 2017b).

La distribution géographique de ces villages, situés dans différents secteurs administratifs et couvrant plusieurs orientations spatiales (nord, nord-ouest, est et sud), garantit une représentativité spatiale adéquate et permet de mieux appréhender les variations locales des dynamiques de dégradation. Leur accessibilité et leur connectivité avec d'autres localités du BPCB facilitent la collecte des données ainsi que l'analyse des interactions entre les acteurs impliqués dans l'exploitation des ressources forestières.

Toutefois, les limites du BPCB, telles que définies dans cette étude, ne sont pas officielles et pourraient évoluer en fonction de la demande croissante en charbon de bois liée à l'expansion urbaine. Kabulu et al. (2018) estiment l'extension maximale du bassin à environ 60 km autour de Lubumbashi, tandis que nos résultats indiquent une aire d'approvisionnement dépassant 100 km. Cette divergence s'explique par la différence temporelle entre les ensembles de données : ceux de Kabulu et al. datent de 2008, tandis que notre étude repose sur des données de 2020.

L'expansion démographique et urbaine, couplée à une offre énergétique insuffisante, notamment en électricité, a renforcé la pression sur les forêts de *miombo*, contribuant ainsi à l'élargissement progressif du bassin d'approvisionnement (Banza et al., 2016 ; Kabulu et al., 2018 ; Useni et al., 2018b ; United Nations, 2022).

10.1.2. Potentiel de Google Earth Engine (GEE) pour l'Analyse des dynamiques forestières : avantages, défis et perspectives en Afrique

L'intégration des algorithmes d'apprentissage automatique avec des plateformes de traitement massif comme Google Earth Engine (GEE) marque une avancée importante dans l'analyse des dynamiques paysagères, notamment en milieu forestier (Tamiminia et al., 2020). GEE offre un accès libre et rapide aux séries chronologiques d'images satellitaires, en particulier celles des satellites Landsat, dont la résolution spatiale (30 m) et la couverture temporelle de plusieurs décennies sont idéales pour étudier les changements de couverture forestière (Zhang et al., 2019 ; Dutt & Kunz, 2024). Plusieurs études, à travers le monde, ont utilisé cet outil pour l'analyse de la couverture forestière et sa dynamique (Zhang et al., 2019 ; Brovelli et al., 2020 ; Hua et al., 2021 ; Kombate et al., 2022 ; Zurqani, 2024).

Cependant, l'adoption de GEE en Afrique reste limitée par plusieurs contraintes locales. L'accès à une connexion Internet stable et rapide constitue un frein majeur à l'exploitation optimale de la plateforme, notamment pour le traitement de gros volumes d'images ou les opérations en temps réel (Amani et al., 2020 ; Nakalembe et al., 2024). De plus, GEE repose sur des langages de programmation (JavaScript, Python), ce qui peut exclure de nombreux utilisateurs non formés à ces outils (Kumar & Mutanga, 2018 ; Tamiminia et al., 2020). Pour pallier ces obstacles, des solutions comme RiceMapEngine ont été développées, proposant des interfaces graphiques simplifiées ne nécessitant pas de compétences en programmation (Yu et al., 2023).

Bien que GEE intègre des collections de données satellitaires prétraitées, comme Landsat Collection 2 utilisée dans cette recherche, celles-ci ne sont pas toujours

parfaitement corrigées pour certaines analyses (Jahromi et al., 2021). Les utilisateurs doivent donc effectuer eux-mêmes des corrections radiométriques et atmosphériques pour améliorer la qualité des images. C'est dans cette optique que l'algorithme LEDAPS (Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System) a été utilisé dans cette recherche afin de minimiser les erreurs de désalignement et d'assurer une cohérence radiométrique (Hua et al., 2021). LEDAPS a été retenu pour sa capacité à réduire les biais atmosphériques et fournir des bandes de qualité détaillées, faisant de lui un outil essentiel pour la télédétection appliquée aux environnements terrestres et forestiers (Foga et al., 2017 ; Hua et al., 2021).

Malgré ses limites, GEE reste une plateforme puissante et accessible pour la recherche environnementale (Chen et al., 2023). Son architecture cloud permet de contourner les contraintes d'infrastructure locale et d'exploiter efficacement de vastes séries temporelles (Gorelick et al., 2017). Les algorithmes intégrés facilitent l'analyse des tendances de déforestation, de la végétation et de l'occupation des sols, tandis que ses outils de visualisation et de partage favorisent la collaboration scientifique et la prise de décision en matière de gestion des ressources naturelles (Gorelick et al., 2017 ; Brovelli et al., 2020). Dans le cas où GEE n'a pas été utilisé, une calibration basée sur la soustraction des objets sombres a été réalisée, une méthode qui produit des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) inférieures à celles d'autres méthodes de correction atmosphérique (Chang et al., 2008).

10.1.3. Données satellitaires pour l'analyse de la déforestation

Les images satellitaires sont des outils essentiels pour le suivi des dynamiques environnementales à grande échelle (Hansen et al., 2013 ; Zhang et al., 2019 ; Friedl et al., 2022 ; Potapov et al., 2022). Leur accès libre via Google Earth Engine (GEE) facilite leur usage, notamment pour les chercheurs et gestionnaires opérant dans des contextes à ressources limitées (Sangeetham & Narayana, 2024). GEE permet l'accès, le traitement et l'analyse des séries Landsat depuis 1972, constituant une base solide pour l'étude de la déforestation et des changements d'occupation du sol (Mandala et al., 2023).

Cette recherche s'appuie sur des images issues des capteurs MSS (1979, 1984), TM (1989–1998), ETM+ (2000–2010) et OLI I/II (2014–2023). Ces capteurs ont été retenus pour leur accès libre, leur couverture spatiale étendue, leur cohérence temporelle et leur résolution de 30 m, suffisante pour suivre les transformations paysagères à l'échelle régionale et locale (Hemati et al., 2021 ; Kombate et al., 2022). Chaque scène couvre 185×185 km, réduisant le besoin de mosaïquage excessif (Li et al., 2019).

La résolution spectrale, notamment via les bandes NIR, rouge et verte, permet de différencier les types de végétation (Estoque & Murayama, 2015). Si l'ajout de bandes comme le SWIR ou le red edge est utile dans les environnements complexes (Saini & Ghosh, 2019 ; Song et al., 2024), leur absence, dans d'autres cas d'analyse, n'a pas

affecté la qualité de classification ici, en raison d'un contraste spectral suffisant entre les classes principales.

La résolution de 30 mètres permet de détecter des modifications significatives des paysages forestiers (Hansen et al., 2013). Bien que cette résolution ne permette pas de différencier finement la forêt dégradée de la savane boisée, leur regroupement en une seule classe n'a pas affecté l'interprétation des tendances spatio-temporelles de l'évolution du *miombo*.

Sous GEE, les images sont agrégées par médiane, afin de réduire les artefacts et produire des composites stables (Phan et al., 2020). Cette approche permet de générer des composites temporels, offrant une représentation plus stable des tendances environnementales (Pu et al., 2020). La médiane a été préférée à d'autres méthodes (moyenne, min, max, percentiles) car elle élimine efficacement les valeurs aberrantes (ex. nuages, artefacts radiométriques) et réduit les fluctuations ponctuelles, améliorant ainsi la cohérence des données (Xie et al., 2019 ; Gupta et al., 2024). Toutefois, son principal inconvénient est d'ignorer les valeurs extrêmes, même lorsqu'elles sont pertinentes dans une analyse des phénomènes rapides (Gupta et al., 2024). Malgré cette limite, la médiane reste un choix adapté pour la cartographie de la dynamique de la végétation et le suivi des tendances à long terme à grande échelle (Phan et al., 2020 ; Pu et al., 2020).

À l'échelle de l'écorégion, un composite annuel (médiane des images sur un an) a été utilisé pour obtenir une représentation régionale et homogène de l'évolution du couvert forestier. Ce choix permet d'assurer une meilleure disponibilité des données malgré la variabilité des acquisitions Landsat (Mas & Soares De Araújo, 2021), qui ne sont pas prises à la même date sur l'ensemble de l'écorégion. À l'échelle relativement locale, un composite saisonnier (médiane des images acquises entre mai et août, saison sèche) a été privilégié. Dans la région du Katanga (sud-est de la RD Congo), l'acquisition des données en saison sèche garantit une cohérence radiométrique et une meilleure différenciation des types de couverture végétale (Cabala, 2017). Pendant cette période, le contraste spectral entre les différentes formations paysagères est plus marqué, facilitant ainsi la discrimination des classes d'occupation du sol (Oszwald et al., 2010). La sélection des dates dans cette étude repose sur des événements majeurs ayant marqué l'évolution des paysages forestiers en RD Congo. Ces transformations, d'ordre économique, politique et environnemental, ont eu un impact direct sur la déforestation et la conservation des écosystèmes, nécessitant une analyse approfondie de leurs effets.

Les dates sélectionnées correspondent à des événements majeurs ayant influencé les dynamiques forestières. Avant la libéralisation du secteur minier (1979–2000), le contexte politique instable – guerres civiles, Conférence Nationale Souveraine (1990–1992), changement de régime (1997) – a freiné l'expansion industrielle mais favorisé l'exploitation artisanale des ressources (Vermeulen et al., 2011 ; Maystadt et al., 2014 ; Butsic et al., 2015 ; Msambya, 2023)

Après 2002, la libéralisation minière a intensifié les pressions environnementales, via l'expansion des concessions et la croissance démographique dans les zones

d'exploitation, surtout au Katanga (Cabala et al., 2022). L'année 2006 marque la création du DCKB, importante pour la conservation du *miombo*. La crise financière de 2008 a également modifié les dynamiques : dans certains cas, la baisse de la demande a ralenti l'exploitation forestière ; dans d'autres, la pression sur les terres agricoles s'est accrue (Nissanke, 2012).

La réforme administrative de 2016, sur le découpage provincial (Ngoie, 2016), a intensifié les investissements agricoles et urbains, affectant les forêts. Enfin, l'année 2023 permet d'évaluer l'état actuel des écosystèmes, tandis que les dates intermédiaires servent à mesurer la progression des changements liés à l'anthropisation.

10.1.4. Classification des images : algorithme et choix des classes

L'intégration des connaissances environnementales locales et de données de terrain précises améliore significativement la précision des classifications d'images satellitaires, notamment celles issues des séries Landsat (Nguimdo & Tiomo, 2020). La combinaison de ces informations fournit des points d'ancrage essentiels pour l'entraînement et la validation des modèles de classification (Wu et al., 2015).

Compte tenu de notre connaissance de la zone d'étude et la disponibilité des données d'entraînement fiables prélevés à travers des travaux de terrain, ou pour les zones inaccessibles en utilisant l'image de résolution fine fournie par GEE, Google Earth ou encore Open Foris Collect Earth, le choix a été porté sur une classification supervisée. Cette méthodologie a démontré sa pertinence en facilitant le guidage direct de l'algorithme à travers des classes prédéfinies, atténuant ainsi les ambiguïtés liées à l'interprétation des clusters générés automatiquement (Poonkuntran et al., 2021).

En outre, la différenciation spectrale entre les classes principales, bien que parfois subtile, a contribué à améliorer la précision de la classification supervisée, en particulier grâce à l'exploitation combinée de signatures spectrales caractéristiques et d'informations contextuelles issues des données de référence (Bao et al., 2012 ; Vinoth, 2017). Cette approche a permis un meilleur contrôle des résultats, notamment dans les contextes où les types de couverture du sol sont bien connus et clairement discriminables.

Dans cette recherche, des classifications supervisées ont été réalisées à l'aide de l'algorithme Random Forest (RF), une méthode d'apprentissage automatique intégrée à Google Earth Engine (GEE), fondée sur des ensembles d'arbres décisionnels (Parmar et al., 2019). Cet algorithme se distingue par sa capacité à analyser des données complexes et non linéaires, à gérer les déséquilibres de classes et à éviter le surapprentissage, ce qui en fait une méthode robuste (Parmar et al., 2019 ; Phan et al., 2020 ; Pes, 2021). Bien que sa forte exigence computationnelle puisse limiter son usage pour de grands ensembles de données (Zhu, 2020), il reste largement utilisé et offre une précision supérieure à celle d'autres algorithmes tels que le SVM, le k-NN ou le maximum de vraisemblance (MLC) (Zhang et al., 2015 ; Mahdianpari et al., 2017 ; Xia et al., 2017 ; Gao et al., 2020 ; Phan et al., 2020 ; Zhao et al., 2021).

Dans notre recherche, le RF a été utilisé pour des zones d'étude uniques nécessitant une classification fine. Pour optimiser le temps de calcul, le nombre d'arbres a été limité à 100, selon les recommandations de Phan et al. (2020). En revanche, pour les analyses multi-sites impliquant un grand volume d'images, l'algorithme MLC a été privilégié en raison de sa rapidité et de sa simplicité (Ritchie et al., 2018). Fondé sur une approche bayésienne, le MLC attribue une probabilité d'appartenance à chaque classe, en supposant une distribution gaussienne des données (Herbei et al., 2016). Toutefois, ses performances diminuent lorsque cette hypothèse n'est pas respectée ou en cas de forte variabilité intra-classe (Saint-Jean, 2001 ; Caloz et Pointet, 2003). Pour atténuer cette limitation, il a été essentiel d'assurer une sélection rigoureuse des classes, ainsi qu'une représentation équilibrée et homogène des échantillons dans les données d'entraînement. Grâce à ces précautions méthodologiques, l'algorithme a pu être appliqué avec succès dans plusieurs études menées en RD Congo sur la déforestation, notamment dans l'Arc Cuprifère du Katanga (Cabala, 2017), la réserve de biosphère de la Lufira (Useni et al., 2020b) et la zone rurale de Kasenga (Useni et al., 2024a).

Les classes d'occupation du sol ont été définies à partir d'observations de terrain et sélectionnées en fonction de leur importance écologique, socio-économique et de leur fréquence. Elles incluent : forêts, savanes boisées et herbeuses, terres agricoles et jachères, zones bâties, sols nus, marécages et plans d'eau, conformément aux travaux antérieurs sur les écosystèmes du *miombo* (Cabala et al., 2018b ; Mpanda et al., 2022 ; Munyemba & Bogaert, 2014 ; Useni et al., 2020b, 2024a). Dans certains cas, des regroupements méthodologiques ont été nécessaires : les zones humides et certaines savanes naturelles ont été fusionnées avec les savanes anthropiques en raison de leur réflectance spectrale similaire, et la distinction entre formations de *miombo* et mopane n'a pas été retenue, compte tenu de leur proximité écologique et physiologique (De Cauwer et al., 2018). Ces choix visent à réduire les erreurs de confusion spectrale tout en respectant les standards méthodologiques en télédétection, où l'accent est mis sur la lisibilité des grandes dynamiques (Xia et al., 2017). Par ailleurs, ces regroupements n'ont pas compromis l'identification des tendances spatio-temporelles majeures de la déforestation, les évolutions de couvert forestier restant clairement détectables et interprétables.

10.1.5. Validation des classifications

Dans cette recherche, la validation des classifications a été réalisée selon les bonnes pratiques méthodologiques proposées par Olofsson et al. (2014), reposant sur une matrice d'erreur stratifiée. Cette approche permet d'estimer de manière rigoureuse et robuste la précision des classifications ainsi que les superficies couvertes par chaque classe (Olofsson et al., 2013). En intégrant l'échantillonnage stratifié et les poids relatifs des classes, elle réduit les biais liés aux disparités de taille des classes, un enjeu récurrent en classification supervisée (Stehman, 2014). De plus, le calcul des intervalles de confiance améliore la fiabilité des estimations, renforçant ainsi l'analyse des dynamiques spatio-temporelles (Nelson et al., 2021).

Toutefois, cette méthode présente certaines limites. Sa fiabilité dépend fortement de la qualité et de la représentativité des échantillons de validation (Olofsson et al., 2014). Un échantillonnage insuffisant ou mal réparti peut fausser les estimations des erreurs de classification (Pontius & Millones, 2011). Cette contrainte a été atténuée ici par la sélection d'un échantillon suffisant et spatialement équilibré. Une autre limite concerne la sous-représentation des classes rares, qui peut affecter la précision estimée. Pour y remédier, un ajustement du poids des classes minoritaires a été appliqué lors de l'échantillonnage (Olofsson et al., 2013). Enfin, l'application rigoureuse de la matrice d'erreur stratifiée et du calcul des intervalles de confiance requiert un traitement statistique avancé, pouvant s'avérer contraignant pour les grands ensembles de données (Nelson et al., 2021). Pour contourner cette limitation, certaines classifications, en particulier celles fondées sur de vastes ensembles d'images satellitaires, ont été validées à l'aide du coefficient Kappa.

Cet indice mesure l'accord entre les données classifiées et de référence en tenant compte de l'accord dû au hasard (Dettori & Norvell, 2020) et fournit une mesure synthétique de la performance globale des modèles (Vieira et al., 2010). Cependant, il présente des limites méthodologiques : il est sensible à la répartition des classes, pouvant accorder une importance disproportionnée aux classes majoritaires (Flight & Julious, 2015). De plus, il ne distingue pas les erreurs d'omission et de commission, ce qui peut limiter son utilité dans des études nécessitant une analyse détaillée des erreurs de classification (Delgado & Tibau, 2019). Ces limites ont conduit plusieurs études à remettre en question son utilisation (Pontius & Millones, 2011 ; Olofsson et al., 2013 ; Nelson et al., 2021 ; Kamusoko, 2022). Toutefois, dans notre étude, le choix du coefficient Kappa se justifie par la nécessité d'une validation globale, compte tenu du nombre important de sites (4) et de dates (9) analysés, une validation plus détaillée étant trop complexe et chronophage.

10.1.6. Application des principes de l'écologie du paysage pour la détection de changement

10.1.6.1. Les indices de structure spatiale

Pour examiner la dynamique paysagère, des indices dérivés de l'aire (CA), du nombre de taches (PN) et du périmètre des classes d'occupation du sol ont été utilisés. Ces indices sont essentiels pour une évaluation approfondie de la structure spatiale des paysages, en fournissant une vue d'ensemble sur leur composition et transformation à différentes échelles temporelles et spatiales (McGarigal, 2015). Ils permettent ainsi d'analyser précisément l'évolution de la couverture du sol et d'identifier les dynamiques dominantes, telles que la fragmentation, la déforestation et la régénération (Uuemaa et al., 2009).

Le CA a notamment servi au calcul du PLAND (Proportion of Landscape), qui mesure la proportion de chaque classe dans l'ensemble du paysage. Cet indice est fondamental pour évaluer l'homogénéité ou l'hétérogénéité du paysage, des aspects

clés pour comprendre les processus de fragmentation forestière (Bogaert et al., 2011b, 2008 ; Romanillos et al., 2024).

En complément, le LPI (Largest Patch Index), dérivé du CA, a été utilisé pour mesurer la fragmentation du paysage en évaluant la taille de la plus grande tache d'une classe donnée (McGarigal, 2015). Cet indice constitue un indicateur central pour analyser la connectivité écologique et l'intégrité des habitats, car la fragmentation excessive peut perturber la dispersion des espèces et les flux écologiques (McGarigal, 2013). Il a notamment été appliqué pour analyser la fragmentation des forêts de *miombo* dans la Réserve de Biosphère de la Lufira en RD Congo (Useni et al., 2020b).

D'autres indices ont également été mobilisés pour caractériser la dégradation du paysage. L'indice de perturbation, basé sur la superficie et la typologie de la couverture du sol, permet de quantifier l'intensité des pressions anthropiques (Bamba et al., 2008). Cet indice a été appliqué dans l'ACK (Cabala et al., 2022) et dans la zone rurale de Kasomeno (Mpanda et al., 2022). Par ailleurs, l'indice de proximité, calculé également à partir du CA, permet d'évaluer l'isolement spatial des taches forestières, un élément essentiel pour comprendre la connectivité écologique et les interactions entre habitats fragmentés (McGarigal, 2015). Son utilisation a notamment été rapportée pour l'analyse de zones protégées en Amazonie (Cabral et al., 2018).

Enfin, la dimension fractale, calculée à partir de l'aire et du périmètre des taches, a permis de caractériser la complexité des formes paysagères. En général, une forte anthropisation entraîne des formes plus régulières, tandis que les paysages naturels sont plus hétérogènes et complexes (Bogaert et al., 2011a). Cette métrique a été appliquée par Sun et al. (2013) pour suivre l'évolution de la structure forestière à la frontière trinationale de l'Amazonie.

Bien que ces indices offrent une évaluation robuste de la dynamique paysagère, leur sensibilité aux échelles spatiales et aux seuils d'analyse constitue une limite importante. En effet, la taille des unités spatiales analysées influence fortement les valeurs des indices et leur capacité à capturer les changements réels du paysage (McGarigal, 2015). Les indices comme le PLAND et le LPI peuvent ne pas détecter les petites variations locales, notamment les petites clairières ou les îlots de savane qui émergent dans un contexte de déforestation progressive (Barima et al., 2009).

Certains indices nécessitent la définition de seuils critiques pour être interprétés correctement. Par exemple, un LPI faible peut signifier une fragmentation accrue, soit une distribution homogène de petites parcelles, ce qui doit être analysé en fonction du contexte écosystémique (McGarigal, 2013). De même, un indice de proximité élevé peut indiquer une bonne connectivité, mais si les taches connectées sont anthropisées, l'indice pourrait surestimer la qualité écologique réelle du paysage. De plus, ces mesures peuvent être influencées par des biais liés à la classification des images ou à des erreurs d'interprétation dans des paysages où plusieurs classes se chevauchent ou présentent une forte variabilité spatiale. Toutefois, ces limites ont été contrôlées grâce à la fiabilité de nos analyses, dans la mesure où la qualité et la représentativité des échantillons de référence utilisés pour l'entraînement et la validation ont permis de limiter ces biais.

10.1.6.2. La matrice de transition et simulation de Markov de 1er ordre

Les dynamiques de composition paysagère ont été analysées à l'aide de matrices de transition, un outil essentiel pour identifier les changements majeurs d'occupation du sol et relier les configurations spatiales aux processus sous-jacents (Pontius et al., 2004). Ces matrices quantifient les transitions entre classes d'occupation du sol, révélant ainsi les trajectoires de transformation du paysage (Boori & Voženílek, 2014). L'indice de stabilité, dérivé de ces matrices, évalue la résistance des classes face aux changements, mettant en lumière leur résilience aux impacts anthropiques (Bogaert et al., 2004). Bien que cruciales pour comprendre les processus de changement à l'échelle paysagère, comme, comme démontré dans la région de Lubumbashi (Mpanda et al., 2022 ; Useni et al., 2024a), ces matrices présentent des limites liées à la précision des classifications.

Ces matrices de transition sont souvent intégrées dans des modèles de simulation basés sur des chaînes de Markov de premier ordre, permettant de prédire les dynamiques d'occupation du sol en s'appuyant sur les probabilités de transition entre classes au fil du temps (Logofet & Lesnaya, 2000). Bien que ces modèles, qui supposent que l'état futur dépend uniquement de l'état passé ou actuel, offrent des prédictions quantitatives utiles pour évaluer des tendances à long terme, telles que la fragmentation forestière ou l'expansion agricole (Jayanthi et al., 2021), ils peuvent se révéler limités pour représenter l'hétérogénéité spatiale et les facteurs environnementaux (Polanco, 2023).

Pour pallier ces limitations, des approches combinant les chaînes de Markov et la simulation spatiale, telles que le modèle CA-Markov, sont largement utilisées, notamment pour prédire la déforestation (Nagasa & Edosa, 2024). Ce modèle associe les probabilités de transition aux automates cellulaires, permettant ainsi de prévoir l'évolution de l'utilisation et de la couverture des sols tout en intégrant la continuité spatiale et les interactions géographiques (Eastman & Toledano, 2018). Cette approche est particulièrement adaptée à notre étude, compte tenu de la complexité des processus de transformation dans le Sud-Est de la RD Congo, où la fragmentation est prononcée et les dynamiques spatiales sont influencées par les activités minières, agricoles et la production de charbon de bois ainsi que par l'urbanisation (Useni et al., 2017b). Des études ont employé le modèle de CA-Markov pour analyser les changements d'utilisation et de couverture du sol (LULC) sur des périodes étendues, mettant en évidence une perte significative de couverture forestière notamment dans l'ACK (Cabala, 2017). Dans l'écorégion zambézienne, Zimba et al. (2024) ont utilisé ce modèle pour prédire l'évolution de la couverture forestière entre 2023 et 2043 dans le bassin supérieur du Zambèze.

10.1.6.3. Les processus de transformation spatiale

Les activités anthropiques modifient profondément la structure spatiale des paysages forestiers, entraînant la fragmentation, la dégradation et parfois la disparition complète des écosystèmes (Zhumadina et al., 2023). L'expansion des zones

résidentielles, l'agriculture, la déforestation et l'exploitation forestière transforment la configuration des forêts, générant des motifs plus fragmentés et isolés (Kupfer & Franklin, 2009 ; Ma et al., 2024). Ces modifications, notamment par la création de taches plus petites et dispersées, altèrent la connectivité écologique, impactant la biodiversité ainsi que des processus tels que la pollinisation et la dispersion des graines (Gutiérrez-Granados et al., 2018).

L'algorithme proposé par Bogaert et al. (2004) est particulièrement adapté pour évaluer ces changements de configuration. L'une de ses principales forces réside dans sa capacité à identifier des tendances globales de transformation et à relier ces changements à des facteurs anthropiques, fournissant des indicateurs clés de la dégradation des écosystèmes (Useni, 2017).

Toutefois, plusieurs limites doivent être prises en compte. Premièrement, l'algorithme analyse la dynamique des classes d'occupation du sol dans leur globalité, sans distinguer la taille ou le poids relatif des taches individuelles. Il est donc possible que les dynamiques dominantes détectées soient influencées par quelques grandes taches majeures, sans refléter fidèlement l'ensemble du paysage, en particulier pour les écosystèmes hétérogènes comme le *miombo*. Deuxièmement, les résultats sont sensibles à la qualité des classifications initiales et des validations effectuées : des erreurs d'affectation de classes peuvent amplifier ou masquer certains processus de transformation spatiale. Malgré ses limites, cet algorithme reste largement utilisé pour mettre en lumière les processus de déforestation (Cabala, 2017 ; Useni et al., 2020b ; Mpanda et al., 2022 ; Useni et al., 2024a).

10.1.6.4. L'applicabilité du modèle de séquence évolutive des paysages naturels de Bogaert et al. (2014) dans un contexte tropical minier

Au fil des siècles, les activités humaines ont profondément transformé les paysages, modifiant leur structure et leur fonction écologique à diverses échelles (With, 2019). L'une des principales conséquences de cette anthropisation est la fragmentation des écosystèmes, résultant principalement de la conversion des terres pour l'agriculture, l'urbanisation et l'exploitation des ressources naturelles (Bogaert et al., 2014). Autrefois continus, les paysages se sont morcelés en unités isolées, réduisant la connectivité écologique et perturbant les corridors naturels essentiels à la dispersion des espèces et aux échanges génétiques (Bogaert & Mahamane, 2005 ; Bogaert et al., 2014).

Historiquement, les sociétés modifiaient leur environnement pour répondre à des besoins économiques et sociaux, avec des impacts d'abord localisés (Ellis, 2021). Toutefois, l'expansion démographique et les avancées technologiques, notamment depuis la révolution industrielle, ont accéléré les pressions sur les milieux naturels (Bogaert et al., 2014), engendrant des perturbations durables à grande échelle (Grimm et al., 2008). Parallèlement, les stratégies de gestion territoriale ont évolué, avec la montée en puissance de politiques de conservation visant à limiter l'érosion des

écosystèmes, bien que la restauration complète de la connectivité écologique reste souvent incomplète (Bachev, 2013).

Les configurations résultant de l'anthropisation varient selon la nature des activités humaines, la densité démographique, les politiques environnementales et les caractéristiques géographiques locales (Bogaert et al., 2014). Par exemple, l'agriculture intensive crée de vastes monocultures souvent bordées de haies ou de fragments forestiers résiduels, tandis que l'urbanisation génère des zones densément peuplées et fragmentées (Proesmans et al., 2024).

Le modèle de séquence évolutive des paysages naturels proposé par Bogaert et al. (2014) conceptualise l'évolution progressive des paysages sous pression anthropique, depuis des milieux naturels vers des paysages de plus en plus dominés par des matrices anthropisées. Cependant, ce modèle théorique suppose une dynamique linéaire et généralisée, où les classes naturelles finissent par être remplacées par des occupations humaines (urbaines, agricoles, industrielles). Or, actuellement, même dans les pays développés, cette trajectoire n'est pas systématique : la prise de conscience environnementale, les politiques de conservation, ou encore les programmes de restauration forestière peuvent ralentir, voire inverser, ces tendances. Ainsi, il est possible que des espaces naturels subsistent au sein de paysages anthropisés, voire se reconstituent localement.

Dans les contextes tropicaux miniers, comme dans le sud-est de la RD Congo, l'applicabilité du modèle requiert également des adaptations. La dynamique paysagère y est fortement influencée par la présence de zones industrielles en milieu rural, notamment les exploitations minières, qui créent des surfaces de sol nu ou des zones bâties éparpillées au sein de la matrice naturelle. De plus, certaines formations savaniques observées aujourd'hui ne sont pas des savanes naturelles, mais des savanes témoins, issues de processus d'anthropisation, marquant profondément l'évolution du paysage local (Munyemba & Bogaert, 2014 ; Cabala et al., 2018b). Ces particularités illustrent que la dynamique de dégradation ne suit pas toujours un schéma simple de fragmentation/urbanisation : elle implique également des processus de "savanisation" anthropique, d'extension de sols nus, et de transformations spécifiques induites par des usages énergétiques traditionnels (Useni et al., 2017b).

Ainsi, bien que le modèle de Bogaert et al. (2014) reste pertinent pour comprendre les grandes tendances de transformation paysagère, son application dans les écosystèmes tropicaux nécessite une prise en compte fine des réalités locales, des trajectoires alternatives possibles, et de la persistance, même partielle, de structures écologiques naturelles au sein des matrices anthropisées.

10.1.7. Choix méthodologiques pour l'évaluation de la diversité végétale et des impacts anthropiques dans le miombo

La réalisation d'inventaires forestiers dans la région du *miombo* pose des défis méthodologiques importants en raison de l'hétérogénéité spatiale de la végétation, de la forte saisonnalité climatique et des pressions anthropiques croissantes (Shamaoma et al., 2022). Les méthodes employées doivent ainsi être adaptées aux réalités

écologiques et socio-économiques locales, tout en garantissant la précision et la comparabilité des données collectées (Junttila, 2011).

Les approches traditionnelles reposent essentiellement sur les inventaires parcellaires, permettant d'observer les facteurs de déforestation ou de mesurer des paramètres dendrométriques tels que le DHP, la hauteur des arbres, la densité, la surface terrière, la richesse spécifique, la diversité spécifique ou encore la régénération naturelle (Rondeux, 2021). La taille et la disposition des unités d'échantillonnage (circulaire ou rectangulaire) varient selon les objectifs et les moyens disponibles (West, 2015). Dans cette étude, les placettes rectangulaires ont été préférées en raison de leur facilité à recenser plus d'espèces que les autres formes (Thiombiano et al., 2016). La taille des placettes utilisées correspond aux recommandations concernant le *miombo* (Ameja et al., 2022).

Toutefois, dans le contexte du *miombo*, ces inventaires sont souvent limités par l'accessibilité difficile de certaines zones et les ressources logistiques limitées (Shamaoma et al., 2022). En conséquence, l'échantillonnage peut souffrir d'un manque de représentativité, notamment dans les paysages fortement fragmentés ou dégradés. Pour limiter ce biais, cette recherche a adopté des stratégies d'échantillonnage stratifiées en fonction du niveau de dégradation, choisies sur base des images satellitaires.

10.2. Discussion des principaux résultats

10.2.1. *Déforestation et échelle spatiale : influence de l'étendue sur les dynamiques forestières*

10.2.1.1. Les tendances à l'échelle de l'écorégion zambézienne

L'échelle spatiale constitue un enjeu majeur pour comprendre les dynamiques complexes de déforestation et de fragmentation des écosystèmes, en mettant en lumière des processus souvent masqués à d'autres niveaux d'analyse (Amaro et al., 2023). Nos résultats à l'échelle de l'écorégion zambézienne révèlent des pressions croissantes sur les forêts, se traduisant par des pertes substantielles du couvert forestier. Ces résultats corroborent les tendances mondiales observées par Potapov et al. (2022) sur la déforestation globale, ainsi que celles documentées spécifiquement pour les forêts tropicales par Hansen et al. (2013) et Achard et al. (2014) sur les forêts tropicales. En Afrique, la conversion accélérée des forêts tropicales en d'autres usages est clairement illustrée par Aleman et al. (2018), soulignant un défi majeur : concilier développement économique et préservation écologique dans un contexte démographique en pleine expansion.

À l'échelle nationale, les phénomènes de déforestation présentent des trajectoires similaires. En 2000, les forêts constituaient plus de 50 % de la superficie nationale en Angola et en Zambie ; toutefois, en 2023, cette proportion était descendue en dessous

de ce seuil critique, ce qui signifie une diminution substantielle de la couverture forestière. En Angola, cette situation est encore aggravée par les conséquences environnementales et sociétales résultant d'un conflit civil prolongé de 27 ans (McNeely, 2018). Ce conflit, tout en facilitant la préservation de certaines régions forestières en raison de leur isolement forcé, a paradoxalement entraîné une accélération prononcée des modifications territoriales suite au rétablissement de la paix en 2002 (Pacheco et al., 2021). Ce scénario a été intensifié par la croissance démographique persistante, une gouvernance environnementale inadéquate et les pressions économiques associées à l'exploitation des ressources naturelles, comme l'ont expliqué Wanda et al. (2023). Malgré des initiatives de conservation considérables, telles que la création de zones protégées couvrant 12 % du territoire national (Planet Protected, 2024) et les efforts visant à réglementer le commerce illicite du bois (Pacheco et al., 2021), l'Angola reste l'un des pays connaissant les pertes forestières les plus graves à l'échelle mondiale (Hansen et al., 2013). Nos résultats s'alignent sur les tendances définies par la FAO (2020), qui indique une diminution significative du couvert forestier en Angola, et les recherches menées par Lemenkova (2024), qui documentent la régression extraordinaire des forêts ouvertes de 2013 à 2023. Cette réalité souligne l'urgence de réévaluer les stratégies de gouvernance environnementale afin de mieux concilier la sauvegarde des ressources naturelles avec les impératifs socio-économiques des communautés locales.

En Zambie, la situation est tout aussi préoccupante ; nos résultats corroborent ceux de Hansen et al. (2013), qui classent le pays parmi les pays présentant les taux de déforestation les plus élevés au monde, validant ainsi les prévisions inquiétantes d'une perte annuelle de forêts comprise entre 250 000 et 300 000 hectares, telles que rapportées par Mulenga et al. (2017). Malgré un réseau complet de 641 aires protégées qui représente 41,26 % du territoire national (Planet Protected, 2024), les pressions anthropiques persistent fortement, notamment en raison de l'expansion agricole, de la demande continue de bois-énergie et de l'augmentation rapide de la population (Chomba et al., 2012 ; Parduhn, 2017). Ces facteurs sont exacerbés par les carences en matière de gouvernance, qui se traduisent par des pressions incontrôlées sur les écosystèmes forestiers (Mwitwa et al., 2012 ; Kalaba, 2016). Par conséquent, même les régions désignées pour bénéficier d'une protection officielle, comme celles situées dans la province de Copperbelt, ne sont pas exemptes de ces défis, présentant une baisse significative de la couverture forestière primaire (Phiri et al., 2022). Cette situation met en lumière une préoccupation majeure : les stratégies de conservation doivent invariablement être complétées par de solides initiatives économiques et sociales qui offrent aux communautés locales des alternatives tangibles et durables. Le gouvernement zambien a indéniablement pris des initiatives notables à cet égard, plaidant pour des solutions énergétiques alternatives et encourageant les pratiques agroforestières (Phiri et al., 2019 ; Pacheco et al., 2021). Cependant, ces mesures restent inadéquates compte tenu de l'ampleur des adversités environnementales et sociales auxquelles le pays est confronté.

Dans plusieurs autres pays, dont le Burundi, le Malawi et le Mozambique, les taux de déforestation sont également alarmants. Au Burundi, nos résultats concordent avec

ceux de Depicker et al. (2021), qui indiquent une réduction prononcée des zones boisées, encore intensifiée par l'impératif de satisfaire les besoins de subsistance d'une population densément peuplée (480 habitants/km²) (World Bank, 2024), principalement caractérisée par la pauvreté et la dépendance agricole (Nzabakenga et al., 2013 ; Ullah et al., 2022). Les pratiques agricoles, notamment le défrichement des terres à des fins de culture, exacerbent la déforestation, entraînant une dégradation des sols et une baisse de la productivité (Megerle & Niragira, 2020). De plus, la pression démographique se traduit également par une demande accrue de ressources ligneuses, notamment sous forme de charbon de bois, mettant ainsi en péril la persistance des écosystèmes forestiers restants dans les décennies à venir (Bangirina et al., 2017). Notamment, même les forêts situées dans des régions protégées, comme le parc de Nyungwe-Kibira, le long de la frontière entre le Rwanda et le Burundi, sont soumises à des taux de déforestation inquiétants (Kayiranga et al., 2016). L'insuffisance des ressources financières allouées aux efforts de conservation et à la restauration de la biodiversité constitue un obstacle important pour ce pays (Polisi et al., 2017).

Au Malawi, la dynamique de déforestation observée corrobore les conclusions de nombreuses études antérieures (Bone et al., 2017 ; Skole et al., 2021 ; Xiao et al., 2022), confirmant un déclin considérable du couvert forestier. Les principaux facteurs identifiés comprennent l'expansion agricole, la culture du tabac, la production de charbon de bois et de bois de chauffage, ainsi que le développement des infrastructures (Katumbi et al., 2017). Ces forces motrices sont encore exacerbées par la croissance démographique rapide, la pauvreté persistante et un déficit chronique en énergie durable et en alternatives économiques (Ngwira & Watanabe, 2019). Des initiatives telles que des programmes de reboisement communautaire et la mise en place d'un mécanisme de financement via le paiement des services écosystémiques (Wiyo et al., 2015) ont été proposées pour atténuer cette tendance ; cependant, leur faisabilité reste à évaluer de manière approfondie.

Les résultats tirés du cas du Mozambique corroborent de nombreuses études et rapports récents (FAO, 2020 ; Cianciullo et al., 2023). Dans ce pays, la déforestation constitue un problème multiforme engendré par divers déterminants, tels que la production de charbon de bois, l'expansion des pratiques agricoles et le développement des infrastructures humaines (Tokura et al., 2020 ; Lisboa et al., 2024). Pour relever ce défi environnemental, le Mozambique a institué une stratégie nationale REDD+ qui met l'accent sur l'engagement des parties prenantes et les mécanismes de partage équitable des avantages (Wertz-Kanounnikoff et al., 2011). En outre, ce pays a formulé des politiques globales, augmenté le soutien aux initiatives de foresterie communautaire, mis en œuvre des réformes de gouvernance visant à réduire les activités forestières illégales, établi des zones protégées et amélioré les stratégies de gestion des feux de forêt (Pacheco et al., 2021). Néanmoins, de nombreux obstacles persistent, notamment la prédominance de cadres institutionnels fragiles et de carences en termes de capacités humaines et techniques (Sitoe et al., 2012).

Des pertes forestières importantes ont également été observées dans le sud-est de la RD Congo, en Tanzanie et au Zimbabwe. Dans le sud-est de la RD Congo, nos résultats s'inscrivent dans une multitude de recherches locales (Cabala et al., 2017a,

2018b ; Useni et al., 2020b ; Cabala et al., 2022 ; Mpanda et al., 2022 ; Useni et al., 2024a, 2024b). La libéralisation et l'intensification des opérations minières au cours des deux dernières décennies ont considérablement facilité la transformation des zones boisées en sites miniers et le développement des infrastructures correspondantes (Mwitwa et al., 2012 ; Cabala et al., 2022). En outre, la migration des zones rurales vers les zones urbaines, provoquée par l'industrie minière, a exacerbé la pression sur les ressources forestières en raison de la demande accrue de charbon de bois et de terres agricoles, une situation aggravée par un faible taux d'électrification persistant (Kabulu et al., 2018 ; Useni et al., 2018b ; World Bank, 2024). La mise en œuvre du Code forestier de 2002 se heurte à des obstacles de gouvernance et à des limites socio-économiques considérables (Gonzalez, 2018).

En Tanzanie, nos résultats corroborent les tendances documentées par diverses études récentes (Nzunda & Midtgaard, 2019 ; FAO, 2020 ; Ntukey et al., 2022). Le phénomène de déforestation dans ce pays est principalement dû à l'expansion agricole, au pâturage du bétail, à la production de charbon de bois et à la survenue d'incendies de forêt (Doggart et al., 2020). Ces facteurs déterminants sont encore aggravés par les problèmes économiques, en particulier le niveau de pauvreté élevé, qui influence par conséquent la dynamique de la dégradation des forêts (Gweba & Mbalawata, 2023). Néanmoins, les aires protégées ont démontré une capacité relativement efficace à atténuer la déforestation lorsqu'elles sont juxtaposées à des régions non protégées, présentant ainsi une opportunité stratégique d'améliorer la conservation des ressources forestières (Nzunda & Midtgaard, 2017).

Au Zimbabwe, nos résultats corroborent ceux présentés dans des études récentes (Gotore et al., 2019 ; FAO, 2020 ; UNDP, 2022), qui indiquent une réduction prononcée du couvert forestier. Les principaux facteurs de ce déclin sont l'expansion agricole, l'extraction illégale de bois et de bois de chauffage, ainsi que les influences politiques et démographiques, telles que la prolifération des juridictions traditionnelles et la croissance démographique (Nyahwai et al., 2022). Malgré les efforts gouvernementaux, tels que l'initiative de reboisement rural visant à promouvoir la plantation d'arbres, l'efficacité de ces programmes est considérablement entravée par le manque d'éducation environnementale et l'insuffisance des ressources allouées aux organismes chargés de faire appliquer la réglementation (Mapira, 2017).

Le taux de déforestation obtenu au niveau de l'écorégion zambézienne est largement supérieur au taux mondial de 0,12 % rapporté par Potapov et al. (2022). De plus, ce taux dépasse nettement ceux observés en Amazonie (0,3 %), en Asie du Sud-Est (0,31 %), et dans le Bassin du Congo (0,56 %) au cours de la période entre 2000 à 2020 (FAO, 2020). Ce scénario met en évidence les graves menaces auxquelles sont confrontées les forêts de l'écorégion zambézienne, reconnue comme étant la plus grande forêt tropicale sèche du monde (Deweese et al., 2010 ; Chidumayo & Gumbo, 2013). La sensibilité spécifique de ces forêts aux feux récurrents, associée à une disponibilité d'eau limitée et à une régénération naturelle inadéquate dans des sols souvent pauvres, intensifie leur vulnérabilité à la déforestation (Rudel, 2013 ; Ribeiro et al., 2020a). De plus, leur accessibilité relative favorise une exploitation intensive, accélérant ainsi leur dégradation (Pulla et al., 2015). Néanmoins, la SADC a formulé

une politique forestière régionale ambitieuse (SADC, 2022, 2023). Cependant, la mise en œuvre concrète de cette politique au niveau local représente un défi de taille, nécessitant un renforcement considérable des capacités institutionnelles et une meilleure intégration des communautés locales dans les cadres décisionnels.

De plus, le taux de déforestation identifié dans l'écorégion zambézienne est particulièrement influencé par les pays présentant des taux extrêmement élevés, notamment le Burundi (1,92 %), le Malawi (2,07 %) et le Zimbabwe (1,57 %). Ces taux de déforestation confirment ceux rapportés par des études antérieures (Depicker et al., 2021 ; FAO, 2020 ; UNDP, 2022). En outre, les principaux pays forestiers tels que la Zambie et l'Angola, qui se classent parmi ceux qui enregistrent les pertes forestières les plus importantes à l'échelle mondiale, ont un effet important (Hansen et al., 2013). Par ailleurs, la Tanzanie, le Mozambique et le sud-est de la RD Congo affichent des taux de déforestation largement supérieurs à la moyenne mondiale, confirmant ainsi que l'écorégion zambézienne est l'un des écosystèmes forestiers les plus menacés au monde.

L'analyse de la configuration du paysage à l'échelle régionale et nationale a mis en évidence une réduction significative du couvert forestier, principalement attribuable à des processus de suppression, de fragmentation et de dissection. La suppression des taches forestières est fréquemment provoquée par la transformation de zones boisées en environnements agricoles ou urbains (Cabala et al., 2018b ; Ribeiro et al., 2020a). En outre, cette transformation peut également résulter de la conversion en écosystèmes de savane (Munyemba & Bogaert, 2014), aboutissant à un déclin irrévocable de la biodiversité et facilitant la prolifération d'espèces envahissantes (Marichal et al., 2010). La fragmentation et la dissection, exacerbées par le développement des infrastructures, sont particulièrement prononcées dans les régions minières et agricoles (Mwitwa et al., 2012). Ce phénomène fragmente séquentiellement les habitats, diminue leur connectivité et intensifie les effets de lisière, perturbant ainsi les cycles écologiques et nuisant aux espèces sensibles (Liu et al., 2014 ; van Strien & Grêt-Regamey, 2016). Par ailleurs, des tendances similaires de fragmentation spatiale ont récemment été documentées à l'échelle mondiale (Hansen et al., 2013).

Ces multiples pressions engendrent une instabilité croissante au sein des écosystèmes forestiers, mettant ainsi en péril leur résilience écologique. Cette instabilité se manifeste notamment par une réduction notable du couvert forestier stable, compromettant ainsi des fonctions écologiques essentielles telles que la séquestration du carbone, la régulation hydrologique et le contrôle de l'érosion des sols (Ribeiro et al., 2015).

Néanmoins, malgré les pertes importantes, certaines zones présentent des indicateurs prometteurs de régénération forestière, notamment dans les forêts de *miombo*, en raison de la capacité des espèces indigènes à résister et à se régénérer naturellement (Matowo et al., 2019 ; Montfort et al., 2021), même dans un contexte de faible fertilité des sols (Ribeiro et al., 2020a). Cependant, ce processus de régénération reste insuffisant compte tenu du rythme rapide de la déforestation, en

particulier dans les régions où l'agriculture à petite échelle et l'exploitation de l'énergie du bois perturbent constamment les établissements naissants (Ryan et al., 2016).

10.2.1.2. Anthropisation du paysage dans le Katanga au sud-est de la RD Congo

L'analyse des dynamiques d'occupation du sol autour des principales agglomérations du Katanga, sur un rayon de 25 km, révèle une régression rapide et continue du couvert naturel, en particulier des forêts claires de *miombo*, qui dominent dans la région. Cette évolution reflète les tendances globales observées à l'échelle régionale (Dupin et al., 2013 ; Useni et al., 2024b, 2024d). La couverture naturelle a été principalement remplacée par une couverture agricole et énergétique entre 1979 et 2020 et ensuite par la couverture urbaine. L'ampleur de cette dynamique a été faible entre 1979 et 2002, une période caractérisée par une série de conflits militaires et politiques, ainsi que de pillages (Msambya, 2023), qui ont entraîné l'effondrement économique et quasiment l'arrêt des activités industrielles (Maystadt et al., 2014). Durant les périodes de crise économique et de chômage urbain, une partie de la population s'est reconvertie vers l'agriculture de subsistance et l'exploitation des ressources forestières, notamment pour la production de charbon de bois, de bois de chauffe et de bois d'œuvre. Toutefois, l'ampleur de la pression exercée sur les forêts est restée limitée, en raison d'une demande urbaine relativement faible et d'un accès restreint aux marchés forestiers formels et informels.

La reprise économique à partir de 2002, impulsée par la libéralisation du secteur minier (Cabala, 2017), a entraîné une forte pression sur les ressources naturelles, amplifiée par l'implantation croissante d'entreprises minières, notamment chinoises, à la recherche de cuivre (Makori & Bach, 2013). Toutefois, la crise financière mondiale de 2008 a temporairement ralenti cette dynamique en provoquant une baisse du prix des matières premières (Nissanke, 2012), entraînant la fermeture de plusieurs entreprises pendant un court moment.

Entre 2015 et 2020, après la reprise économique, l'accélération de la déforestation a été renforcée par le démembrement de l'ancienne province du Katanga en 2016 (Ngoie, 2016), entraînant un développement accru des infrastructures et une urbanisation rapide due à l'absence de plans d'aménagement urbains efficaces dans les nouvelles provinces.

De plus, la reprise économique a eu également comme conséquence la croissance démographique dans certaines villes conséquence de la croissance interne et de l'exode rurale (Nkuku & Rémon, 2006 ; Useni, 2017). Cet accroissement de la population s'accompagne d'une expansion urbaine (Useni et al., 2018b), de l'augmentation de la demande en produits alimentaires et énergétique (Kabulu et al., 2018 ; Péroches et al., 2021), ce qui justifie l'augmentation de l'indice de perturbation autour des agglomérations.

Dans une région où la faible fertilité des sols, couplée au prix élevé des engrais chimiques (Baert et al., 2009 ; Kasongo et al., 2013), conduit les agricultures à

abandonner les terres agricoles après deux à trois années de culture (Kasongo et al., 2013) pour d'autres terres forestières plus fertiles. La faible production et distribution de l'électricité en milieu urbain (Banza et al., 2016) conduit les ménages à se tourner vers le charbon de bois pour leur cuisson menaçant le *miombo* (Useni et al., 2017b). Ainsi, le charbon de bois est la principale source d'énergie domestique, représentant plus 80% de la consommation énergétique dans la région du Katanga et environ 90% des prélèvement ligneux (Münkner et al., 2015 ; Kabulu et al., 2018). Des tendances similaires ont été observées notamment en Zambie (Sedano et al., 2022) et au Mozambique (Sedano et al., 2016). Par ailleurs, l'augmentation du bâti se fait sans aucun plan d'aménagement urbain (Useni et al., 2018a), ce qui conduit à un étalement urbain, transformant la ville en une mangeuse de forêt (Dubiez & Louppe, 2013). Cette tendance est également observée dans la ville de Mbanza Kongo au nord de l'Angola (Temudo et al., 2019).

L'analyse des projections a révélé que si la magnitude de changement demeure, la couverture agricole et énergétique qui domine le paysage en 2020 sera remplacée par la couverture urbaine en 2060 et 2075 respectivement pour Lubumbashi et Kolwezi. Cependant Likasi et Fungurume seront toujours dominées par la couverture agricole et énergétique. Le remplacement de la couverture agricole et énergétique à Lubumbashi sera largement dicté par son attractivité urbaine et la pression démographique, compte tenu de l'évolution rapide de sa population au cours des dernières décennies (Nkuku & Rémon, 2006 ; Dibwe, 2009 ; Useni, 2017 ; United Nations, 2022). En revanche, Kolwezi connaîtra une transformation plus marquée sous l'effet de l'expansion minière, liée à sa vocation extractive (Amisi et al., 2018), ce qui renforce également son attractivité.

À l'inverse, Fungurume a connu une régression plus rapide du couvert naturel que la ville de Likasi. Cette dynamique s'explique par la présence de l'une des plus grandes exploitations minières de la région, qui attire une forte migration de population, y compris des habitants venus d'autres villes, ainsi que des mineurs artisanaux. Cette affluence a entraîné une expansion rapide de la cité, qui conservait encore récemment un caractère rural (Weerts, 2015). L'impact sur la végétation a été significatif, corroborant ainsi les tendances observées par Dupin et al. (2013). En revanche, Likasi a connu des transformations plus limitées que les autres villes, probablement en raison de la migration des populations vers des centres urbains plus dynamiques sur le plan économique, tels que Lubumbashi, Fungurume et Kolwezi. Nos résultats corroborent ceux d'Ahmed et al. (2025), qui soulignent que les zones situées à proximité des sites miniers subissent des pressions anthropiques intenses, conduisant à une déforestation rapide et à une dégradation marquée des écosystèmes forestiers.

Le recul du couvert végétal autour des agglomérations a des effets majeurs sur les populations urbaines, en modifiant les services écosystémiques essentiels dont elles dépendent (De Carvalho & Szlafsztein, 2019). Tout d'abord, la réduction du couvert forestier perturbe le cycle hydrologique, entraînant une diminution des précipitations locales, une réduction de l'infiltration de l'eau dans les sols et une augmentation du ruissellement (Meli et al., 2024). Cela contribue à l'assèchement des ressources d'eau,

essentielles à l'approvisionnement des villes, et à la dégradation de la qualité des ressources en eau en raison de la sédimentation accrue et de la pollution des sources d'eau (Ferreira et al., 2021).

Par ailleurs, la perte de forêts accentue les risques climatiques pour les zones urbaines. En réduisant la capacité de stockage du carbone, elle intensifie le réchauffement climatique, aggravant les vagues de chaleur en milieu urbain et la pollution de l'aire (De Carvalho & Szlafsztein, 2019). La disparition du couvert végétale favorise également l'effet d'îlot de chaleur urbain, où les températures deviennent significativement plus élevées que dans les zones rurales environnantes (Chapman et al., 2018 ; Alghannam & Al-Qahtnai, 2020).

10.2.1.3. Impact des activités anthropiques sur la dynamique du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi

La dynamique paysagère du BPCB de Lubumbashi révèle une diminution significative et préoccupante des forêts claires de *miombo*, historiquement dominantes dans cette région (Malaisse, 2010) et confirment les tendances observées autour des agglomérations du sud-est de la RD Congo (Khoji et al., 2022). Cette régression marquée est étroitement liée à une forte pression anthropique, elle-même amplifiée par la croissance démographique rapide que connaît Lubumbashi depuis plusieurs décennies (Nkuku & Rémon, 2006 ; United Nations, 2022). La pauvreté généralisée en milieu rural et la répartition inégale des ressources (Tshipata, 2019), exacerbent les tensions sur cet écosystème forestier, accélérant ainsi sa dégradation.

En effet, les pratiques agricoles traditionnelles telles que l'agriculture itinérante et l'exploitation forestière à des fins de subsistance se sont intensifiées, sous l'effet combiné de l'expansion agricole récente et du manque d'alternatives économiques viables, augmentant ainsi les pressions exercées sur les ressources forestières (Useni et al., 2017b). Autour de Lubumbashi, cette situation associée à une (péri)urbanisation croissante transforme profondément la structure du paysage régional (Khoji et al., 2022), illustrant un phénomène généralisé d'anthropisation documenté dans plusieurs études réalisées au Katanga (Mpanda et al., 2022 ; Useni et al., 2024a, 2024b). Bien que, des pratiques telles que l'agriculture à petite échelle font partie des connaissances écologiques traditionnelles (TEK), leur application est limitée par la croissance démographique et la rareté des ressources (N'tambwe et al., 2025).

Par ailleurs, l'expansion agricole actuelle ne relève plus uniquement de la subsistance : une part croissante de la déforestation est liée à des projets agro-industriels ou à de grandes exploitations initiées par des acteurs politiques ou économiques. Souvent qualifiée d'« agriculture de luxe », cette dynamique, tournée vers la spéculation foncière ou l'exportation, contribue à l'accaparement des terres, marginalise les petits producteurs et intensifie la pression sur les écosystèmes forestiers, sans pour autant répondre aux enjeux de sécurité alimentaire.

Toutefois, la principale dynamique spatiale révélée par nos résultats concerne la conversion des forêts en savanes. Dans le BPCB de Lubumbashi, cette transformation

est largement liée aux activités de production de charbon de bois, lesquelles répondent à la forte demande en énergie domestique induite par l'accroissement démographique de Lubumbashi (Banza et al., 2016 ; Péroches et al., 2021). L'exploitation actuelle des taches forestières, conduite sans critères écologiques rigoureux concernant le choix des espèces ou les dimensions des arbres exploités, accélère la fragmentation des habitats et compromet la capacité de régénération naturelle du *miombo*.

Cette tendance est exacerbée par la professionnalisation croissante du secteur charbonnier : des opérateurs mieux équipés, notamment avec des tronçonneuses motorisées, accèdent désormais à des zones forestières plus denses et exploitent les ressources de manière plus intensive (Kasanda et al., 2025). Cette mécanisation, bien qu'elle augmente la productivité à court terme, intensifie l'extraction, réduit les temps de régénération et fragilise durablement les peuplements forestiers. Elle contraste fortement avec les pratiques traditionnelles plus sélectives et de moindre envergure. Ce phénomène est également observé ailleurs dans l'écorégion zambézienne, notamment dans le sud-ouest de l'Angola (Kissanga et al., 2024) et au Burundi (Bangirirama et al., 2017), illustrant ainsi un défi régional majeur nécessitant des réponses coordonnées.

La conversion des forêts en savanes provoque une diminution de la composition des espèces et la structure de la végétation (Cirezi et al., 2022). Cette simplification rend l'écosystème particulièrement vulnérable aux perturbations, telles que les incendies ou l'invasion d'espèces exotiques (Beckett et al., 2022). Par ailleurs, ce phénomène conduit à une homogénéisation de la biodiversité, marquée par une perte de diversité fonctionnelle et une banalisation écologique et modifie les interactions écologiques, notamment au niveau de la chaîne trophique (Newbold et al., 2018).

La régression particulièrement marquée du *miombo* dans les secteurs nord-ouest et nord-est du BPCB est encore accentuée par le développement d'infrastructures telles que la construction et la réhabilitation des routes économiques. Ces infrastructures facilitent l'accès aux ressources forestières, intensifiant ainsi leur exploitation et leur fragmentation (Kleinschroth & Healey, 2017). Ces transformations paysagères se traduisent clairement par l'évolution des indices de diversité spatiale (SIDI, SIEH), révélant un paysage forestier de plus en plus perturbé et fragmenté, et confirmant ainsi une anthropisation généralisée (Battisti & Contoli, 2011).

Entre 1990 et 2022, le taux de déforestation observé dans le BPCB dépasse nettement la moyenne nationale estimée à 0,38 % par an (Eba'a Atyi et al., 2022), soulignant l'intensité des pressions socio-économiques et environnementales locales (De Wasseige et al., 2014). Depuis la libéralisation du secteur minier en 2002, ces pressions se sont accentuées, notamment après le démembrement administratif de l'ancienne province du Katanga en 2016 (Ngoie, 2016), qui a fragmenté les capacités de gouvernance territoriale.

Dans le Haut-Katanga, les politiques agricoles centrées sur l'autosuffisance alimentaire ont souvent été mises en œuvre au détriment des forêts, sans intégration adéquate dans les schémas d'aménagement. La pression sur les formations de *miombo* est également renforcée par une exploitation non durable des bois d'œuvre,

notamment les essences à forte valeur commerciale comme le bois rouge (Mpanda et al., 2022). Enfin, la crise socio-économique liée à la pandémie de COVID-19 a aggravé la pauvreté des ménages, accentuant leur dépendance aux ressources naturelles (Useni et al., 2024c).

Enfin, les faibles taux de régénération naturelle ainsi que l'accroissement de la fragmentation révèlent une inquiétante diminution de la stabilité écologique du *miombo*, accentuée par les feux fréquents, comme l'ont souligné les résultats récents (Useni et al., 2023a, 2023b). Par ailleurs, l'impact économique est également considérable. La raréfaction des ressources forestières entraîne une hausse des prix du bois de chauffe et du charbon de bois, qui restent des sources d'énergie primaires dans de nombreuses villes des pays en développement (Bangirina et al., 2017). Cette situation exacerbe les inégalités sociales, en touchant particulièrement les ménages les plus vulnérables (Madon, 2017). Par conséquent, une gestion durable des ressources forestières est cruciale pour garantir l'approvisionnement en bois-énergie et maintenir l'équilibre social et environnemental (Szulecka, 2019).

Bien qu'une réglementation ambitieuse ait été adoptée en 2002 pour lutter contre la déforestation, celle-ci apparaît aujourd'hui insuffisamment adaptée aux réalités écologiques et socio-économiques spécifiques du *miombo* (Mwape et Simbi, 2024). De plus, l'instabilité politique chronique, la corruption institutionnelle et la faible application des réglementations environnementales favorisent une exploitation anarchique des ressources naturelles (Ndele, 2023).

10.2.2. Prise en compte du niveau d'anthropisation des paysages dans le choix des sites d'implantation des aires protégées

Les aires protégées sont souvent confrontées à des menaces anthropiques permanentes qui peuvent compromettre leur efficacité en matière de conservation de la biodiversité (Albers et al., 2024). Environ 32,8 % des terres protégées du monde sont soumises à une pression humaine intense, ce qui peut compromettre les efforts de conservation (Jones et al., 2018). Les menaces croissantes proviennent de l'expansion agricole, de l'exploitation illégale des ressources, de l'urbanisation et de la dégradation de l'habitat, qui remettent collectivement en cause l'intégrité de ces zones de conservation (Fisher et al., 2023). Cette anthropisation des aires protégées altère profondément leur structure paysagère et la dynamique de leurs écosystèmes, modifiant la répartition des habitats et affectant leur connectivité (Bogaert et al., 2008, 2014).

Nos résultats ont montré que le DCKB, proche de Lubumbashi, a subi des transformations majeures dans l'occupation du sol entre 1989 et 2023, avec une perte de plus de la moitié de sa couverture forestière. Autour de Lubumbashi, ces résultats confirment les conclusions de Useni et al. (2020) qui ont mis en évidence l'anthropisation des écosystèmes forestiers dans la réserve de biosphère de la Lufira (RBL) et Useni et al. (2023) dans le parc national (PN) de Kundelungu. Ailleurs en RD Congo, les tendances similaires ont été observées dans le PN de Kahuzi-Biega

(Cirezi et al., 2025) et dans la RB de Yangambi (Kyale et al., 2019). Dans le DCKB, ces dynamiques sont causées par les activités humaines qui ont radicalement modifié le paysage. Ceci a conduit à la conversion d'une grande partie des forêts en savanes, qui ont augmenté de 29,51 % en 1989 à 63,38 % en 2023, principalement à cause de la production de charbon de bois (Useni et al., 2017b). Ce phénomène est exacerbé par la dépendance de plus de 90 % de la population urbaine à cette ressource (Péroches et al., 2021) et une production inefficace de charbon (Kasanda et al., 2024). La chasse et la collecte de produits forestiers non ligneux (PFNL) contribuent également à la savanisation, en perturbant la régénération forestière (Fargeot, 2013 ; Useni et al., 2023b).

L'agriculture, avec une expansion passant de 0,04 % en 1989 à 10,05 % en 2023, est un autre moteur de la déforestation. Les pratiques agricoles telles que le brûlis dégradent les sols (Ribeiro et al., 2020b) et sont exacerbées par la croissance démographique. Des tendances similaires sont également observées dans la réserve de biosphère de Yangambi (Kyale et al., 2019). L'urbanisation, bien que plus modeste, a doublé entre 1989 et 2023, menaçant davantage l'équilibre écologique. Cette expansion est liée aux migrations et à la croissance des villages, des phénomènes similaires ont été observés dans le PN de Rusizi au Burundi (Ntiranyibagira et al., 2017).

Cette déforestation significative est observée tant dans les zones protégées (Useni et al., 2020) que non protégées (Cabala et al., 2022 ; Khoji et al., 2023). Le taux de déforestation de -1,84 % dans le DCKB dépasse largement la moyenne nationale et d'autres régions similaires, comme le BPCB de Lubumbashi (-1,51 %) (Khoji et al., 2023), et celle du PN des Quirimbas au Mozambique (Mucova et al., 2018).

Le déclin de la couverture forestière entraîne une faible régénération et une fragmentation accrue, réduisant l'indice de stabilité forestière de près de trois fois entre 1989 et 2023. Ces tendances de fragmentation sont observées également dans BPCB de Lubumbashi (Khoji et al., 2023). Les processus de dissection et d'attrition, particulièrement entre 1998 et 2006, ont été alimentés par les changements politiques et économiques. La construction de routes pour relier les villages et réhabiliter les routes agricoles a accentué la fragmentation (Mufuta et al., 2022 ; Useni et al., 2024d).

En revanche, les savanes, les zones bâties et les sols nus ont connu des processus d'agrégation, créant de nouveaux espaces herbacés et augmentant la déforestation (Bogaert et al., 2011a). Ce phénomène est également observé dans la RBL (Useni et al., 2020b) et la plaine de Lubumbashi (Cabala et al., 2018b).

Enfin, la fragmentation forestière dans le DCKB, illustrée par la diminution du LPI, témoigne d'une transformation majeure du couvert forestier. Cette modification réduit significativement la connectivité écologique et accentue l'isolement des fragment (Reddy et al., 2013). Par ailleurs, l'absence d'un plan de gestion, constatée également dans d'autres zones de la RD Congo (Boketshu et al., 2021 ; Wilondja et al., 2020), vient exacerber cette situation. En effet, l'inefficacité de la gouvernance et l'absence de dispositifs de surveillance, éléments pourtant essentiels à la gestion des aires

protégées (Alaman et al., 2021), aggravent les pressions subies par le DCKB, particulièrement en RD Congo, où ces zones sont confrontées à des défis spécifiques.

Ces pressions révèlent soit une mise en place des aires protégées sans réelle implication des communautés locales, soit un déficit de communication concernant leur établissement. Les expériences passées en RD Congo, où la création d'aires protégées s'est opérée sans participation communautaire, ont en effet engendré un conflit entre la conservation de la biodiversité et les besoins socio-économiques des populations, accentuant ainsi les pressions sur ces zones (Kyale et al., 2019 ; Inogwabini, 2020b ; Cirezi et al., 2022 ; Useni et al., 2023b). Par ailleurs, la communication joue un rôle central dans la conception et la gestion des aires protégées, en servant de lien entre les diverses parties prenantes — notamment les communautés locales, les touristes et les autorités de gestion (Marinelli, 2018). Sans ces stratégies, le DCKB court le risque de déclassement comme la Réserve de Biosphère de la Lufira.

10.2.3. Conséquences de la déforestation et de la dégradation sur la santé des écosystèmes et leur résilience

L'analyse de la perturbation de la végétation dans le BPCB de Lubumbashi a révélé les coupes de bois destinées à la production de charbon de bois et les feux constituent les principaux moteurs de la dégradation du *miombo*. L'impact de la production du charbon de bois sur le *miombo* observé confirme les tendances observées par télédétection autour des agglomérations du sud-est de la RD Congo (Khoji et al., 2022) et dans le BPCB de Lubumbashi (Khoji et al., 2023). La fréquence élevée des indicateurs de la production du charbon de bois est expliquée par l'augmentation de la population urbaine due à l'exode rural et à la croissance économique (Useni, 2017 ; United Nations, 2022), couplée à l'insuffisance de l'électricité (Banza et al., 2016), qui a conduit à une forte demande de charbon de bois (Kabulu et al., 2018), entraînant la conversion du *miombo* en savanes (Khoji et al., 2023). Des tendances similaires ont été observées dans le sud-ouest de l'Angola par Kissanga et al. (2024).

Les feux de végétation, dus à l'agriculture itinérante, à la carbonisation et à d'autres activités, sont également un facteur majeur. Ces incendies détruisent systématiquement les jeunes pousses et plantules, entravant la régénération forestière (Malaisse, 2010). Même si une étude menée en Zambie a montré que les traitements entretenus par le feu contribuaient de manière significative à la richesse et à la diversité des espèces, en particulier lors des incendies de fin de saison sèche, qui favorisaient une flore unique en créant des environnements locaux diversifiés (Wieczorkowski et al., 2024). En revanche, au Mozambique, une étude a montré que la diversité des espèces d'arbres tend à diminuer à mesure que l'intensité des feux augmente (Buramuge et al., 2023).

Par ailleurs, l'introduction d'espèces exotiques, souvent délibérée ou accidentelle, altère les micro-habitats, menaçant les espèces indigènes (Sesay et al., 2024). En effet, l'introduction d'espèces non indigènes peut accroître la diversité des caractères dans

les zones à faible diversité indigène, mais peut la diminuer dans les zones à forte diversité indigène, ce qui entraîne une homogénéisation biotique (Bando et al., 2023). Ces espèces exotiques entrent souvent en compétition agressive avec les espèces indigènes pour les ressources, entraînant ainsi un déclin de la biodiversité, une situation exacerbée par les propriétés allélopathiques de certaines d'entre elles qui inhibent la croissance des plantes autochtones (Solomon & Moon, 2018).

De plus, l'écorçage, une pratique courante pour la pharmacopée traditionnelle, contribue également à la dégradation des arbres, réduisant leur capacité à se régénérer (Kimpouni et al., 2018 ; Ribeiro et al., 2019). En effet, le décapage de l'écorce, en exposant le cambium et d'autres tissus vitaux, accroît la vulnérabilité des arbres aux maladies et ravageurs, compromettant leur santé, leur régénération et l'équilibre écologique des forêts de *miombo* (Chomba, 2018).

Enfin, les activités minières, tant industrielles qu'artisanales, exacerbent la déforestation et la dégradation, notamment par la construction de routes et le déboisement des pentes (Amisi et al., 2018). Nos résultats rejoignent les conclusions de Ncube-Phiri et al. (2015) qui attestent qu'au Zimbabwe par exemple, les dommages écologiques causés par l'exploitation minière sont décrits comme une « bombe à retardement écologique ».

Les résultats montrent que la dégradation du *miombo* ne se limite pas aux zones proches des villages, mais s'étend également à des distances considérables, obligeant les populations à exploiter des zones forestières plus éloignées pour le bois et les produits forestiers. Cette situation est expliquée par la croissance de la demande en produits agricole et de la demande en énergie, ce qui entraîne souvent une surexploitation des ressources forestières, ce qui pousse les communautés locales à accéder à des zones plus éloignées (Hermans-Neumann et al., 2016). La dégradation des forêts qui en découle conduit à une perte de biodiversité et de services écosystémiques dont la séquestration du carbone, cycle des nutriments et régulation du climat (Kumar et al., 2022).

Les coupes de bois et les feux sont interconnectés et contribuent de manière significative à la dégradation de la végétation boisée dans le BPCB de Lubumbashi. Pour illustration, au Mozambique, les effets combinés de la production de charbon de bois et des incendies, associés à l'agriculture sur brûlis entraînent des modifications importantes de l'utilisation des terres et de la couverture des sols dans les forêts de *miombo* (Buramuge et al., 2023). Ces activités interagissent de manière à entraver la régénération et la résilience des forêts de *miombo*, en fonction des espèces spécifiques et des conditions environnementales (Syampungani et al., 2016). Des résultats similaires ont été trouvés par (Rakotondrasoa et al., 2013a) pour les bois de tapia (*Uapaca bojeri*) d'Arivonimamo, à Madagascar, un écosystème similaire au *miombo*.

Sur le plan floristique, les résultats ont montré une dominance des Fabaceae dans le *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi, possédant des adaptations spécifiques aux environnements difficiles des forêts de *miombo*, telles qu'une épaisseur accrue des feuilles et une densité élevée du bois (Gomes et al., 2021). Les espèces de fabacées contribuent significativement à la biodiversité et à la stabilité écologique des forêts de

miombo, jouant ainsi un rôle clé dans l'équilibre du carbone, de l'eau et de l'énergie de ces écosystèmes (Moura et al., 2017). La présence d'espèces dominantes telles que celles des genres *Brachystegia* et *Julbernardia*, qui font partie de cette famille, est révélatrice de l'importance écologique de ces espèces pour le maintien de la structure et de la fonction des forêts de *miombo* (Munishi et al., 2011). Cependant, la structure et la composition floristique du *miombo* sont influencées par l'ampleur des perturbations anthropiques qui ont également un impact sur la dominance et la régénération des espèces de Fabacées (Gonçalves et al., 2017).

Dans le BPCB de Lubumbashi, la richesse spécifique varie légèrement selon le niveau de perturbation. Elle atteint son pic au stade lié à une dégradation modérée, favorisant les espèces héliophiles et puis dans l'écosystème mature, en raison de son équilibre écologique. Ces résultats confirment l'hypothèse de perturbation intermédiaire qui postule que la richesse en espèces est maximisée à des niveaux de perturbation intermédiaires, où des espèces compétitives et opportunistes peuvent coexister (Bendix et al., 2017). En effet, des perturbations modérées empêchent l'exclusion compétitive par les espèces dominantes, permettant à des espèces moins compétitives de s'établir et de persister (Yeboah & Chen, 2016). Cependant, l'écosystème fortement dégradé, présente une richesse spécifique faible. En effet, ces résultats confirment que les zones ayant connues une surexploitation et la collecte destructrice semblent menacer la survie de certaines espèces ligneuses utilisées (Bruschi et al., 2014), ce qui impacte sur la richesse spécifique.

L'analyse de la diversité floristique a montré des valeurs supérieures à 2 dans les écosystèmes mature et modérément dégradé, indiquant une diversité modérée à élever, tandis que l'écosystème fortement dégradé est encore à un stade précoce de régénération avec une dominance d'espèces pionnières. Nos résultats soutiennent ceux rapportés en Tanzanie par Mwakalukwa et al. (2014) selon lesquels une richesse et une diversité spécifiques élevées ont été observées dans les forêts matures de *miombo*, ce qui suggère qu'il existe une corrélation positive entre l'âge et la biodiversité.

L'analyse de l'IVI révèle que des espèces comme *M. macroura* et *D. condylocarpon* et *J. globiflora* dominent dans l'écosystème mature, en raison de leur résilience aux perturbations. *M. macroura* et *D. condylocarpon*, souvent présentées comme caractéristique de la dégradation (Ilunga et al., 2018), ont profité des conditions d'équilibre entrainé la protection du site (écosystème mature) à cause de l'avantage concurrentiel en matière d'acquisition et d'utilisation des ressources, caractéristique commune aux espèces résilientes (Kunze et al., 2025). *M. macroura* est aussi identifiée comme une espèce de *miombo* humide, ce qui indique sa préférence pour des conditions de sol et d'humidité spécifiques dans les forêts de *miombo* (Ilunga et al., 2017), comme celle autour de Lubumbashi. *J. globiflora* est parmi les genres les plus dominant dans le *miombo* (Ribeiro et al., 2020a) et a été également identifié par les espèces ayant une importance écologique élevée dans le *miombo* du Katanga par Ilunga et al. (2017).

L'écosystème modérément dégradé a été marqué par des espèces telles que *B. wangermeeana*, *B. spiciformis* et *A. adianthifolia*. *B. wangermeeana* et *B. spiciformis* appartiennent à l'un des genres les plus dominant dans le *miombo* (Ribeiro et al.,

2020a), ce qui peut expliquer leur importance écologique et leur résilience après les perturbations qui ont touché cet écosystème. L'importance écologique élevée de *A. adianthifolia* dans cet écosystème est expliqué par le fait qu'elle soit présente dès les premiers stades de la régénération forestière et prospère dans les terres en jachère (Kouassi et al., 2007). De plus, c'est une espèce qui résiste aux différents régimes d'incendie, ce qui est essentiel pour maintenir la biodiversité (Meneses et al., 2025).

Par ailleurs, les espèces *I. angolensis*, *J. paniculata*, et *B. wangermeeana*, appartenant aux principaux genres du *miombo*, dominent dans l'écosystème fortement dégradé. Bien que ces espèces présentent également une importance écologique dans les écosystèmes matures, outre leurs valeurs d'IVI faible, elles sont caractérisées par une abondance très faibles.

La densité d'arbres par hectare est plus élevée dans les écosystèmes mature et modérément dégradé, ce qui rejoint les résultats de Ilunga et al., (2018, 2017) à Mikembo (écosystème mature) et à Kiswishi (Nkulu et al., 2018 ; Useni et al., 2019a), un autre écosystème semi-protégé. Cette densité est faible dans l'écosystème fortement dégradé, ce qui atteste l'ampleur des perturbations. Nos confirment que les écosystèmes dégradés du *miombo*, impactés par des activités humaines, subissent une perte significative de densité d'arbres, tandis que les écosystèmes matures conservent leur résilience et stabilité, soutenant ainsi un large éventail d'espèces et de fonctions écologiques, ce qui confirment les conclusions de (Gotore et al., 2021) au Zimbabwe.

L'analyse dendrométriques ont révélé une proportion élevée des gros individus dans l'écosystème mature, en raison d'un temps de régénération plus long. Les écosystèmes dégradés, qui ont été récemment perturbés, n'ont pas encore atteint un équilibre écologique favorable aux individus matures. La relation diamètre-hauteur montre une croissance plus lente dans les écosystèmes plus âgés. Enfin, la surface terrière est élevée dans l'écosystème mature reflétant une biomasse plus importante, contrairement aux écosystèmes dégradés, ce qui confirme l'impact de la dégradation sur la structure et la biomasse forestière comme cela a été mis en évidence en Zambie (Kalaba et al., 2013).

L'analyse du potentiel de régénération est plus élevée dans les forêts dégradées de la zone rurale de Lubumbashi. Cela suggère que la régénération des espèces ligneuses et la reconstitution des savanes de *miombo* sont possibles dans les habitats anthropisés, à condition que les activités humaines soient limitées, surtout dans les jachères post-culturelles. Les perturbations dans les forêts dégradées créent des ressources disponibles pour les espèces pionnières, facilitant leur établissement (Zeballos et al., 2023). En revanche, dans les agroécosystèmes, les perturbations liées à l'exploitation du bois et à la dégradation des sols entravent la régénération, favorisant ainsi un processus de savanisation (Useni et al., 2019b ; Dieudonne et al., 2023). Le potentiel de régénération dans les forêts non exploitées est limité par la concurrence pour les ressources (Wang et al., 2024). Ces résultats sont en accord avec des études antérieures sur la régénération dans les habitats anthropisés du *miombo* (Gonçalves et al., 2018 ; Lu et al., 2018 ; Zébazé et al., 2023), mais ne soutiennent pas les conclusions de certaines études qui affirment que la richesse spécifique est plus élevée dans les forêts matures (Montfort et al., 2021). Cette différence peut être expliquée

par la nature et l'intensité des perturbations. Les forêts dégradées en jachère bénéficient souvent d'une perturbation temporaire, permettant l'installation d'espèces pionnières et une régénération progressive (Syampungani et al., 2016). En revanche, les agroécosystèmes subissent des perturbations continues et plus sévères, notamment l'exploitation prolongée des sols et la coupe de bois, qui entravent durablement les processus de régénération et favorisent la savanisation (Ameja et al., 2022).

Par ailleurs, les perturbations anthropiques, même faibles et de courte durée, peuvent favoriser la diversité végétale en créant des niches écologiques (Puig, 2001), comme observé dans certaines études sur les forêts du *miombo* (Muvengwi et al., 2020 ; Montfort, 2021). Cependant, une pression continue sur les ressources naturelles compromet la régénération des espèces ligneuses et la reconstitution des savanes (N'tambwe et al., 2023a). Les feux de brousse et la collecte non durable de bois dans les zones anthropisées réduisent le potentiel de régénération (Ryan & Williams, 2011 ; Sola et al., 2019). De plus, la croissance démographique et l'augmentation de la pression foncière perturbent la régénération dans les jachères post-culturelles (Mama et al., 2014 ; Bolakonga et al., 2017), comme observé au Mozambique (Ameja et al., 2022).

Les listes floristiques des strates dans les forêts non exploitées et dégradées sont plus similaires que celles des jachères post-culturelles. Cette similarité est due aux perturbations dans les agroécosystèmes en transition vers les jachères post-culturelles, qui affectent négativement les paramètres floristiques. Ces résultats corroborent des études sur l'impact des perturbations anthropiques sur la diversité floristique dans l'écorégion du *miombo* (Gonçalves et al., 2017 ; Meniko et al., 2020 ; Montfort et al., 2021 ; Ameja et al., 2022).

10.3. Implications pour l'aménagement du *miombo* à différentes échelles d'analyse

10.3.1. Politiques forestières régionales et conservation du miombo : des approches participatives aux solutions transfrontalières

La déforestation constatée dans l'écorégion zambézienne reflète une mise en œuvre insuffisante des politiques forestières existantes, tant à l'échelle nationale que régionale. Pour y remédier, les États membres de la Communauté de Développement de l'Afrique Australe (SADC) doivent renforcer leurs engagements en matière de conservation, notamment par le biais de mécanismes de financement durable, d'un suivi régional coordonné et de systèmes de paiement pour services écosystémiques destinés aux communautés locales impliquées dans la gestion forestière (SADC, 2023).

L'implication des communautés locales dans la gestion participative des forêts du *miombo* constitue un levier stratégique (SADC, 2024). Des initiatives comme celle de la Wildlife Conservation Society (WCS) dans le paysage Ruaha-Katavi en Tanzanie, qui associe restauration forestière et activités génératrices de revenus (apiculture,

santé animale), illustrent ce potentiel (Kamnitzer, 2024). De même, des projets REDD+ en RD Congo (Mai-Ndombe) (Kengoum et al., 2020) et au Nigéria (Inatimi, 2023) démontrent que la rémunération des communautés en échange de pratiques durables permet de concilier conservation et réduction de la pauvreté.

Une stratégie prometteuse réside également dans la coopération transfrontalière pour gérer les aires protégées partagées et les corridors écologiques. La création d'une aire protégée entre l'Angola, la RD Congo et la Zambie pourrait s'inspirer du modèle du Parc W, situé entre le Bénin, le Burkina Faso et le Niger (Avakoudjo et al., 2014). Pour garantir l'efficacité de cette initiative, il conviendrait de l'implanter loin des zones anthropisées et de prévoir des zones tampons afin de limiter les pressions humaines (Nightingale et al., 2023).

10.3.2. Entre sécurité alimentaire et conservation : repenser les politiques agricoles face à la déforestation

L'agriculture itinérante demeure l'un des principaux moteurs de la déforestation en RD Congo. Dans ce contexte, un appui accru de l'État aux agriculteurs locaux apparaît comme une priorité stratégique. Bien que la Politique Nationale Agricole de 2022 définisse déjà les grands défis et les orientations à l'horizon 2030 (Ministère de l'Agriculture, 2022), sa mise en œuvre se heurte à de nombreux obstacles, notamment les faiblesses institutionnelles et contraintes sociopolitiques (Ragasa et al., 2014).

Dans un pays où une grande partie de la population dépend de l'agriculture pour sa subsistance, l'absence de soutien étatique pousse les agriculteurs à élargir sans cesse les superficies cultivées, au détriment des forêts (Munthali et al., 2012). C'est notamment le cas dans la région du Katanga, où la faible fertilité des sols (Ngongo et al., 2009; Kasongo et al., 2018), entraîne un abandon précoce des terres cultivées et l'ouverture de nouvelles parcelles forestières. Pour enrayer ce cycle, un mécanisme de financement conditionné à la préservation des écosystèmes forestiers ou le reboisement des paysages dégradés dans les terroirs villageois pourrait favoriser l'acquisition d'intrants, l'amélioration des rendements agricoles et, par conséquent, la réduction de la pression exercée sur les forêts. Un exemple marquant est celui du Burkina Faso, où la mise en œuvre de paiements des services écosystémiques a permis d'indemniser financièrement les agriculteurs pour le reboisement de zones dégradées (Adjognon et al., 2021). Cette initiative a conduit à une hausse de 12 % des dépenses alimentaires et à une réduction de 35 à 60 % de l'insécurité alimentaire, tout en renforçant l'engagement communautaire en faveur de la conservation environnementale.

Par ailleurs, l'aide agricole sans objectifs de conservation spécifiques peut entraîner une dégradation des forêts, comme l'a montré l'étude de He et al. (2022) en Sierra Leone. Il est donc essentiel que le soutien au secteur agricole s'accompagne de la promotion de pratiques durables. Des techniques comme l'agriculture de conservation, qui réduit le labour et favorise la rotation culturale, permettent de concilier sécurité alimentaire et conservation des sols (Tanyanyiwa, 2021; Ghosh et

al., 2022). En Zambie, cette approche a démontré ses effets positifs sur la qualité des sols et la fixation de l'azote (Muchabi et al., 2014). Toutefois, des obstacles institutionnels (Ouko et al., 2024) et la domination de modèles agricoles capitalistes continuent de marginaliser les pratiques agroécologiques (Ekumah, 2024).

Dans cette perspective, l'agroforesterie constitue une solution innovante. En combinant cultures et arbres, elle favorise la résilience écologique, la séquestration du carbone et la biodiversité. En Afrique subsaharienne, la capacité de stockage en carbone des systèmes agroforestiers est estimée entre 0,5 et 3,9 Mg C ha⁻¹ an⁻¹ (Gupta et al., 2023). Leur efficacité en matière de santé des sols, de réduction de l'érosion et de lutte contre les émissions de gaz à effet de serre en fait un levier essentiel face au changement climatique (Bogale & Bekele, 2023). Des expériences réussies, notamment en Éthiopie et au Mali, illustrent le potentiel de l'espèce *Faidherbia albida* par exemple pour améliorer les rendements et la sécurité alimentaire (Mokgolodi et al., 2011).

Pour maximiser l'impact de ces systèmes, il est crucial de reconnaître et d'intégrer les connaissances autochtones, qui favorisent l'agroforesterie et d'autres pratiques durables (Kamakaula et al., 2024). Cela suppose des politiques ambitieuses, avec des incitations économiques et un accompagnement technique adapté aux réalités locales.

Cependant, la réussite de cette transition agroécologique passe également par une réforme foncière inclusive. Dans plusieurs cas, en RD Congo, les populations locales sont contraintes de se déplacer à la suite de l'attribution ou de la vente de leurs terres à des projets miniers ou à des acteurs institutionnels puissants (Huggins, 2021). Ce phénomène, lié à la croissance des pressions foncières et à l'accaparement des terres, contribue à l'expansion des fronts agricoles vers les forêts, accélérant ainsi leur dégradation.

Dans un contexte d'intensification de l'exploitation minière au Katanga, il devient urgent d'intégrer les zones prioritaires pour l'agroforesterie dans le Plan National d'Aménagement du Territoire (PNAT), afin de favoriser une planification territoriale équilibrée et durable. Enfin, la réussite de la mise en œuvre de la politique agricole nécessite la création de structures d'appui technique (services d'encadrement, chambres d'agriculture), capables d'accompagner les producteurs locaux dans l'adoption de pratiques agricoles durables, productives et équitables.

10.3.3. Densification urbaine et outils de planification : freiner l'étalement dans les villes minières du Sud-Est congolais

Dans la région du Sud-Est de la RD Congo, l'expansion rapide des agglomérations minières comme Lubumbashi et Kolwezi accentue la pression foncière sur les formations de *miombo*, déjà fragilisées par les activités extractives et la production de charbon de bois. Cette croissance urbaine, largement non planifiée, entraîne une artificialisation accélérée des sols, empiète sur les espaces agricoles et forestiers, et aggrave la fragmentation des habitats naturels.

Pour limiter cette dynamique, des stratégies de densification urbaine sont indispensables. Celles-ci visent à optimiser l'usage de l'espace dans les centres urbains existants plutôt qu'à encourager leur étalement. Cela suppose la mise en place

de cadres réglementaires, comme la sécurisation juridique des espaces verts, la limitation de la construction en zone forestière, ou encore l'instauration de zonages protecteurs.

Parmi les outils mobilisables, le *Urban Growth Boundaries* (UGBs) se distingue par sa capacité à définir des périmètres d'expansion urbaine au-delà desquels les activités de construction sont restreintes. Ces modèles permettent de projeter et réguler la croissance urbaine en conciliant besoins résidentiels et conservation écologique (Tan et al., 2024). Leur efficacité dépend toutefois de l'intégration de ces outils dans les documents de planification territoriale (plans d'urbanisme, schémas directeurs, PNAT) et d'un appui institutionnel fort.

Dans un pays en développement comme la RD Congo, une densification urbaine non encadrée peut conduire à la formation de bidonvilles surpeuplés, au déficit d'espaces verts et à une aggravation des risques sanitaires. Il est donc essentiel d'accompagner toute stratégie de densification par une planification urbaine participative, la construction de logements sociaux décentes, le renforcement des réseaux de transport et d'infrastructures de base, ainsi que la délimitation stricte des périmètres urbains. L'exemple de la ville de Pemba, au Mozambique, illustre comment une densification planifiée peut contribuer au développement durable, même en contexte d'habitat informel (Moghadam et al., 2024).

En parallèle, la responsabilité environnementale du secteur minier doit être renforcée. Bien que génératrice de ressources fiscales, l'activité extractive doit également contribuer, via des mécanismes de compensation ou de fiscalité écologique, au financement de projets structurants dans le domaine de la transition énergétique et de la résilience urbaine. Des expériences positives existent, notamment au Sénégal, où des partenariats public-privé ont permis de financer des infrastructures vertes à partir des revenus miniers (Tambol et al., 2023).

Enfin, une meilleure coordination entre les acteurs locaux, urbanistes, autorités environnementales, entreprises minières et communautés, est essentielle pour articuler la planification urbaine et la préservation des écosystèmes dans une optique de durabilité.

10.3.4. Quand le charbon menace les forêts : alternatives renouvelables pour cuisiner autrement

Dans le BPCB de Lubumbashi, la production de charbon génère une valeur ajoutée estimée à 50 millions USD par an (Péroches et al., 2021). Toutefois, l'éloignement croissant des zones boisées augmente les coûts d'approvisionnement, renforçant la dépendance envers les importations forestières dans une région où plus de 90 % de la population dépend du charbon de bois pour ses besoins énergétiques (Kabulu et al., 2018). Cette pression pousse les producteurs à exploiter des espèces moins prisées.

Dans ce contexte, l'énergie solaire, notamment à travers les fours solaires et les systèmes photovoltaïques, offre des alternatives intéressantes pour une cuisson propre. Ces technologies permettent de réduire la dépendance au charbon de bois tout

en améliorant la qualité de l'air (Dagnachew et al., 2018). En Afrique subsaharienne, des études indiquent que les systèmes solaires domestiques, de puissance autour de 150 W, peuvent répondre aux besoins de cuisson des petits ménages (couverture supérieure à 95 %) mais nécessitent des systèmes plus grands pour les familles nombreuses (Antonanzas-Torres et al., 2021).

Les nouveaux modèles de fourneaux électriques solaires, qui combinent des panneaux photovoltaïques avec des appareils à faible consommation énergétique, permettent de dépasser les limitations des systèmes solaires thermiques traditionnels (Singh & Singh, 2019). Par ailleurs, les autocuiseurs électriques présentent un avantage notable : ils permettent de réduire le temps de cuisson de 55 % à 84 % par rapport aux méthodes conventionnelles, comme cela a été observé au Kenya et au Rwanda (Cardoso et al., 2023). Cette transition vers la cuisson solaire entraîne des coûts énergétiques relativement faibles, ce qui la rend compétitive face aux combustibles traditionnels. De plus, ces systèmes émettent des gaz à effet de serre (GES) bien moindres comparativement au charbon de bois (Antonanzas-Torres et al., 2021).

En complément, l'utilisation de déchets organiques pour produire du biogaz constitue une autre solution durable, particulièrement adaptée aux milieux urbains et ruraux où les déchets agricoles sont abondants. Ce potentiel a été démontré en Afrique du Sud, où une étude a confirmé une capacité annuelle élevée de production de biogaz à partir de déchets agricoles liquides et solides, ainsi que de résidus issus de l'agro-industrie (Mugodo et al., 2017). Le succès de cette technologie repose notamment sur la mise en œuvre d'une stratégie efficace de sensibilisation et de vulgarisation du tri des déchets ménagers, condition essentielle à l'optimisation des filières de production.

D'une manière générale, l'adoption de ces technologies repose toutefois sur des campagnes de sensibilisation efficaces. En Ouganda, par exemple, les populations ont été informées des impacts environnementaux liés à l'usage du charbon de bois, ce qui a facilité l'acceptation des alternatives plus propres (Nabukalu & Gieré, 2021). Enfin, Lawrence (2023) souligne que l'exploitation des vastes ressources renouvelables disponibles, notamment l'énergie solaire, éolienne et hydroélectrique, représente une opportunité majeure pour le développement économique en Afrique subsaharienne.

Pour réussir la transition énergétique dans un pays en développement où la majorité de la population vit dans la pauvreté, il est essentiel que les autorités politiques mettent en place des mécanismes de soutien adaptés. Cela peut passer par des subventions, un accès facilité aux technologies énergétiques alternatives, ou encore la mise en œuvre de solutions de financement innovantes, comme cela a été observé au Kenya et au Rwanda (Cardoso et al., 2023).

Par ailleurs, la formation des artisans, techniciens et entrepreneurs à la fabrication, à la maintenance et à la commercialisation de ces technologies constitue un levier important pour réduire les coûts, encourager l'appropriation locale et stimuler un marché énergétique plus accessible.

10.3.5. Aires protégées en zone urbaine : leçons du DCKB pour une planification territoriale intégrée en RD Congo

La dynamique de déforestation observée dans le DCKB met en évidence les limites de son implantation géographique. Situé à proximité immédiate de zones fortement anthropisées, notamment de la ville de Lubumbashi, ce positionnement compromet ses objectifs de conservation. Les résultats obtenus soulignent ainsi la nécessité pour l'Institut Congolais pour la Conservation de la Nature (ICCN) de reconsidérer les limites actuelles du DCKB, face à l'expansion urbaine rapide de Lubumbashi (Useni et al., 2018b), une tendance appelée à s'accroître sans une politique d'aménagement du territoire adaptée (Khoji et al., 2022).

Pour freiner cette pression, une surveillance renforcée à travers le déploiement d'éco-gardes et l'usage de drones pourrait améliorer la lutte contre le braconnage et l'exploitation illégale des ressources naturelles (Mwanika, 2010 ; Bergenas et al., 2013). À cet égard, le domaine de chasse de Lwama-Kivu constitue un exemple de gouvernance efficace (Wilondja et al., 2020).

L'expansion des villages dans le périmètre du DCKB pose également la question du déplacement des populations installées après sa création. Ce processus devrait être mené dans une logique participative, en veillant à intégrer les communautés concernées dans la gestion de l'aire protégée. L'expérience du Cameroun montre que la cogestion peut réduire significativement la déforestation (Bruggeman et al., 2015).

Nos résultats de cette étude soulignent que toute volonté d'étendre le réseau des aires protégées en RD Congo doit impérativement prendre en compte la pression anthropique exercée à proximité des sites sélectionnés. Pour éviter la répétition des difficultés rencontrées dans le DCKB, ces futures aires doivent être planifiées dans une approche de gestion inclusive, fondée sur une collaboration étroite entre acteurs locaux, institutions nationales et partenaires internationaux.

L'extension des aires protégées privées devient également stratégique, particulièrement dans les zones soumises à un étalement urbain rapide, comme Lubumbashi, Kolwezi, Likasi ou Fungurume. L'exemple du sanctuaire de Mikembo, où plus de 21 ans de protection ont permis une restauration significative de la végétation, démontre l'efficacité de cette approche (Kalambulwa et al., 2023). De même, au Burkina Faso, les zones clôturées présentent une plus grande diversité floristique que les zones non protégées (Belem et al., 2017).

10.3.6. Restauration écologique dans le miombo katangais : des forêts dégradées aux solutions durables

Les résultats de cette étude révèlent un fort potentiel de régénération des habitats anthropisés, ce qui constitue un levier encourageant pour le développement de projets de restauration forestière. Dans les zones dégradées situées autour des agglomérations du Katanga, notamment dans le BPCB de Lubumbashi et le DCKB, le reboisement avec des espèces locales adaptées telles que *Brachystegia spiciformis*, *Combretum*

collinum ou *Pterocarpus tinctorius* apparaît comme une stratégie pertinente (Kyalamakasa et al., 2021). Des initiatives similaires au Cameroun ont permis d'atteindre des stocks de carbone allant jusqu'à 238,79 tC/ha (Benjamine et al., 2024). Le financement de ces projets pourrait être assuré par les taxes issues des secteurs minier et forestier, comme cela a été expérimenté au Nigeria (Borokini et al., 2012). En plus de leurs bénéfices écologiques, les programmes de reboisement contribuent à la création d'emplois locaux et à la sécurité alimentaire (Blay, 2012). Toutefois, certaines initiatives ont provoqué des tensions sociales, soulignant la nécessité d'une approche sensible aux contextes sociopolitiques (Schmid, 2023).

De plus, la régénération naturelle assistée (RNA) apparaît également comme une solution efficace pour restaurer les habitats, en limitant l'expansion des espèces envahissantes et les perturbations humaines (Berrahmouni et al., 2015 ; Rinaudo et al., 2020). Au Niger, cette méthode a permis la restauration de plus de 5 millions d'hectares (Baggnian et al., 2013). Peu coûteuse, la RNA repose néanmoins sur la disponibilité en semences adaptées (Berrahmouni et al., 2015). Elle a déjà été appliquée avec succès en Éthiopie et est en cours d'expérimentation au Mozambique (Berrahmouni et al., 2015 ; Morel & Chollet, 2022).

10.3.7. Entre législation inadaptée et gouvernance fragile : repenser la régulation des forêts claires du miombo en RD Congo

Il est essentiel d'adapter la loi forestière au contexte spécifique des forêts claires. Actuellement, le Code forestier congolais reste principalement orienté vers la gestion des forêts denses humides, ce qui limite son efficacité dans les écosystèmes ouverts comme le *miombo*. Une révision s'impose afin d'y intégrer des dispositions adaptées, telles que la sélection d'essences locales, l'interdiction de pratiques destructrices, la gestion contrôlée du feu, la rotation des coupes et le suivi post-exploitation dans la région du *miombo*. En Tanzanie, certaines pratiques dégradantes ont été criminalisées pour mieux protéger les forêts claires, ce qui pourrait inspirer des réformes en RD Congo concernant le *miombo* (Blache, 2020).

Par ailleurs, le cadre juridique congolais reste fragmenté, avec une coexistence de lois foncières, minières et environnementales parfois contradictoires, ce qui engendre des chevauchements de compétences, des conflits d'usage et une application inégale des textes (Vlassenroot, 2013). Les communautés locales manquent de protection juridique contre les pressions minières ou agricoles extensives. Il est impératif que les autorités garantissent une harmonisation de ces cadres législatifs afin que la protection de l'environnement ne soit pas systématiquement reléguée derrière les intérêts miniers. Une gouvernance équilibrée doit reconnaître l'importance des écosystèmes forestiers pour le bien-être des communautés locales.

Dans le BPCB, ces enjeux prennent une acuité particulière. La gouvernance du *miombo* y demeure fragile (N'tambwe et al., 2023b), et appelle un renforcement des capacités des services provinciaux. Cela passe par des incitations techniques et financières, en particulier pour améliorer la gestion des feux, les pratiques de

carbonisation et de l'agriculture itinérante, qui restent parmi les principales menaces pesant sur ces écosystèmes.

10.3.8. Intégrer les technologies spatiales dans les politiques de gestion forestière

L'intégration d'approches multiscalaires s'avère indispensable à l'élaboration de politiques de gestion forestière efficaces. La déforestation et la fragmentation des forêts sont des phénomènes complexes qui requièrent une compréhension fine des dynamiques à l'échelle locale, régionale et nationale. Le croisement de ces différentes échelles spatiales permet d'identifier les moteurs du changement et d'adapter les interventions aux réalités socio-économiques des territoires.

Pour répondre à ces enjeux, le recours à des outils de suivi à haute résolution spatiale devient essentiel. Ceci souligne notamment l'intérêt d'utiliser des drones, qui permettent une observation précise et continue des dynamiques de déforestation et de dégradation, tout en facilitant l'identification des causes sous-jacentes. Toutefois, l'opérationnalisation de ces technologies nécessite la formation des agents des services publics, tant à l'usage des drones qu'à la maîtrise de logiciels libres comme QGIS, afin d'assurer une appropriation durable des outils de télédétection.

En complément, pour le suivi à plus grande échelle (locale à régionale), les images satellitaires Landsat constituent une solution accessible et robuste. Leur résolution temporelle élevée et leur gratuité en font un levier stratégique pour renforcer les capacités institutionnelles en matière de gestion forestière fondée sur la donnée.

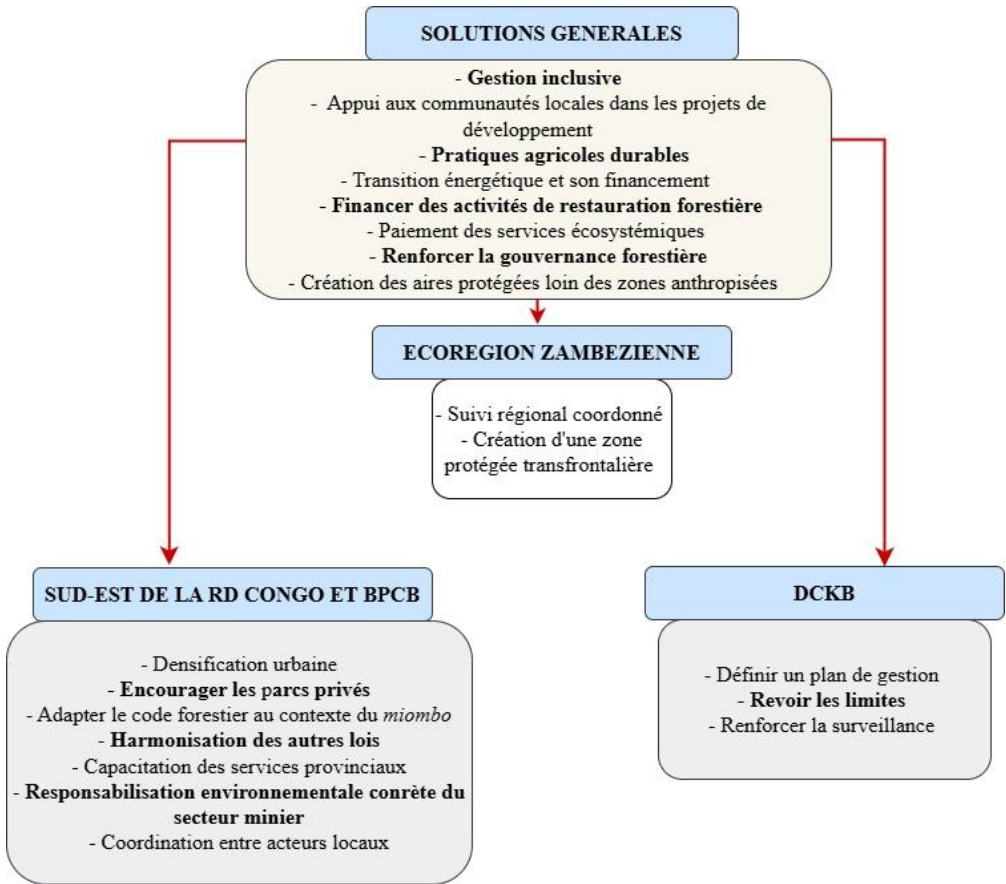


Figure 10-1 : Cadre intégré de réponses à la déforestation : leviers d'action du local au régional

Chapitre 11

Conclusion générale et perspectives

11.1. Conclusions

Le présent travail avait pour objectif de quantifier et de modéliser la dynamique spatio-temporelle du *miombo* à différentes échelles d'analyse et d'identifier les facteurs anthropiques influençant cette dynamique, de caractériser indicateurs floristiques et dendrométriques liés à la perturbation et d'évaluer le potentiel de régénération du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi. Les échelles retenues pour l'analyse spatiale ont inclus l'écorégion zambézienne, le sud-est de la RD Congo, le BPCB de Lubumbashi et le DCKB. En ce qui concerne l'analyse floristique, elle a porté sur les villages de Luisha, Makisemu, Mwawa, Nsela et Texas, ainsi que sur le sanctuaire de Mikembo.

Ces différentes échelles ont été considérées afin de dresser un état des lieux de la déforestation à l'échelle régionale, dans le but de comprendre les tendances observées dans les paysages protégés et non protégés, ainsi que l'impact des pressions anthropiques sur la dégradation du *miombo* à une échelle fine.

Pour atteindre cet objectif, cette thèse s'est appuyée sur des outils de télédétection, des SIG et l'écologie du paysage ainsi que des inventaires pour quantifier : (1) la dynamique de la couverture forestière dans l'écorégion zambézienne entre 2000 et 2023 ; (2) l'anthropisation du paysage autour des agglomérations du Katanga méridional entre 1979 et 2090; (3) la déforestation et la dégradation du *miombo* dans le BPCB de Lubumbashi entre 1990 et 2022 ; (4) la dynamique de l'anthropisation du paysage dans le DCKB entre 1989 et 2023 ; et pour analyser : (5) les facteurs anthropiques responsables de la perturbation et du potentiel de régénération du *miombo* dans le BPCB.

Les résultats ont permis de confirmer que les pressions anthropiques ont entraîné un déclin significatif du *miombo* à différentes échelles, avec des impacts particulièrement marqués à l'échelle locale. Ce déclin s'est manifesté par une régression notable de la couverture forestière, à un rythme annuel de 0,95 %, ainsi qu'une fragmentation accrue dans l'écorégion zambézienne, traduite par augmentation du nombre des taches forestières et la réduction de la taille de la plus grande d'entre elles. Les processus d'anthropisation dominants observés ont été la suppression, la fragmentation et la dissection des formations forestières. Ces tendances ont été particulièrement prononcées dans les pays à forte densité démographique, à faible taux d'électrification et à forte pression agricole, tels que le Malawi, le Burundi et le Zimbabwe.

Dans le sud du Katanga en RD Congo, la dynamique du changement d'occupation du sol autour des agglomérations a été significative. Alors que la perte de couvert naturel était modérée entre 1979 et 2000, elle s'est accélérée à partir de 2015, avec un pic en 2020. Parallèlement, les zones urbanisées ont fortement augmenté, notamment à Lubumbashi et Kolwezi. La conversion des forêts est principalement due à l'expansion agricole mais surtout à la production énergétique, une dynamique dominante entre 1979 et 2020, confirmant nos hypothèses. D'ici 2090, l'agriculture et l'énergie domineront à Fungurume et Likasi, tandis que les zones bâties constitueront la matrice dominante à Lubumbashi et Kolwezi respectivement dès 2060 et 2075.

Dans le BPCB de Lubumbashi, le *miombo* a fortement reculé au profit de savanes, et de terres agricoles, entraînant une fragmentation et une anthropisation marquées. La suppression et de dissection des taches forestières ont été les principaux processus de transformation paysagère. Le taux de déforestation y dépasse la moyenne nationale, allongeant la distance entre les zones de coupe et les centres de consommation, ce qui pourrait affecter la disponibilité du charbon de bois et son prix. Les pressions anthropiques n'ont pas épargné le DCKB. En effet, la création de l'aire protégée en 2006 n'a pas permis de freiner la déforestation, principalement en raison des activités humaines persistantes. Entre 1989 et 2023, la forêt y a été divisée par trois, avec un taux annuel de déforestation de -1,84 %, supérieur aux moyennes régionales et nationales. La forêt y a été également convertie en savanes, terres agricoles et zones bâties, aggravant la fragmentation et la dégradation écologique.

Nos résultats montrent également que la dégradation du *miombo* dans le BPCB a été principalement liée aux coupes de bois pour la carbonisation et les feux. Ces pressions augmentent avec l'éloignement des villages, expliquant l'absence de forêts à proximité immédiate des pôles d'anthropisation et soulignant la nécessité d'une gestion intégrée du territoire. En outre, la dégradation influence la composition floristique, la structure dendrométrique et la dynamique des peuplements. Les zones les plus dégradées ont présenté une faible diversité et une structure déséquilibrée, tandis que les formations matures sont dominées par des individus adultes et une structure plus stable. Enfin, les résultats révèlent un potentiel élevé de régénération naturelle dans les forêts dégradées, offrant des perspectives prometteuses pour la restauration écologique.

Les tendances de dégradation du paysage observées dans cette étude et leurs conséquences écologiques doivent être prises en compte en l'absence d'une politique adéquate de planification de l'utilisation des sols. Une telle politique devrait : (1) Préserver les rares fragments de forêt restants autour des villes de Lubumbashi et Kolwezi dans un rayon de 25 km ; (2) Définir des zones de protection autour de Likasi et Kolwezi, où subsistent encore des fragments forestiers dans les parties sud ; Encourager la foresterie communautaire dans les villages autour des zones urbaines.

Pour lutter contre la régression de la forêt de *miombo* dans le LCPB, il est essentiel de : (1) multiplier les forêts communautaires ; (2) développer l'agroforesterie ; (3) financer la reforestation à grande échelle ; (4) promouvoir l'utilisation de foyers améliorés ; Investir dans l'hydroélectricité et l'énergie solaire ; et Adapter également le code forestier national à la réalité du *miombo*.

Concernant le DCKB, à court terme, des mesures correctives urgentes doivent être mises en place. Il s'agit de la redéfinition des limites de l'aire protégée ; la mise en place d'un service de surveillance permanent ; le développement d'un plan de gestion intégrant reforestation et régénération naturelle assistée, avec la participation active des communautés locales ; l'application stricte des lois environnementales ; et le financement des recherches approfondies pour mieux analyser la situation.

Dans l'ensemble, cette recherche met en lumière la complexité des dynamiques de déforestation et de dégradation dans les paysages de *miombo*, ainsi que l'importance

d'approches multi-échelles pour mieux comprendre les mécanismes sous-jacents et les réponses écologiques. Toutefois, certaines limites doivent être reconnues. D'abord, la résolution spatiale des images satellitaires utilisées, bien qu'adéquate pour détecter les grandes tendances, limite la détection fine de certaines formations végétales intermédiaires ou faiblement perturbées ainsi que les moteurs de déforestation et dégradation à l'échelle de l'écorégion du *miombo*. De plus, les contraintes logistiques n'ont pas permis de couvrir l'ensemble du BPCB de manière exhaustive, ce qui peut restreindre la généralisation des résultats. Malgré ces limites, les résultats obtenus offrent une base solide pour éclairer les décisions de gestion et les politiques de conservation adaptées aux spécificités écologiques et socio-économiques de la région. Par ailleurs, notre travail fournit des informations cruciales sur les principaux facteurs anthropiques et les indicateurs de dégradation de la végétation boisée dans le BPCB de Lubumbashi. Ces résultats appuient la nécessité d'élaborer une législation forestière spécifique au *miombo*, qui constitue la végétation dominante dans le sud-est de la RD Congo.

Enfin, pour favoriser la régénération des espèces ligneuses et la reconstitution du *miombo* dans les habitats anthropisés, il est impératif de mettre en place des législations régulant les périodes de rotation et les feux de brousse répétitifs. Il s'agira également d'encourager des activités inclusives de reforestation et d'agroforesterie utilisant les espèces ligneuses du *miombo*.

11.2. Perspectives

Cette recherche doctorale met en évidence plusieurs axes prioritaires pour les recherches futures dans l'écorégion zambézienne, en lien avec la déforestation et la dégradation des forêts du *miombo*.

En premier lieu, il apparaît essentiel de mieux quantifier tous les facteurs déterminants de la déforestation et de la dégradation du *miombo*, en approfondissant l'analyse des interactions complexes entre pressions anthropiques, dynamiques socio-économiques et changements environnementaux. Une telle approche permettrait d'identifier avec précision les leviers d'action prioritaires pour une gestion durable des ressources forestières. Ensuite, un élargissement des recherches devrait porter sur les effets climatiques locaux de la déforestation, notamment à travers l'analyse du phénomène d'îlots de chaleur urbains dans les agglomérations du sud-est de la RD Congo. Ce volet nécessite des études ciblées sur l'évolution des températures, des régimes de précipitations et des conditions hydrologiques dans les zones déboisées. Enfin, l'exploration des rétroactions entre la couverture forestière et les paramètres climatiques à différentes échelles spatiales constituerait un apport crucial pour l'élaboration de stratégies d'atténuation et d'adaptation face aux changements climatiques. Ces connaissances renforceraient les fondements scientifiques des politiques territoriales et climatiques intégrées.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- Abdourhamane, H., Morou, B., Rabiou, H. & Amhamane, A., 2013. Caractéristiques floristiques, diversité et structure de la végétation ligneuse dans le Centre-Sud du Niger : cas du complexe des forêts classées de Dan kada Dodo-Dan Gado. *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 7(3), 1048–1068. <https://doi.org/10.4314/ijbcs.v7i3.13>
- Achard, F., Beuchle, R., Mayaux, P., Stibig, H.-J., Bodart, C., Brink, A., Carboni, S., Desclée, B., Donnay, F., Eva, H.D., Lupi, A., Raši, R., Seliger, R. & Simonetti, D., 2014. Determination of tropical deforestation rates and related carbon losses from 1990 to 2010. *Global Change Biology*, 20 (8), 2540–2554. <https://doi.org/10.1111/gcb.12605>
- Adjognon, G.S., van Soest, D. & Guthoff, J., 2021. Reducing Hunger with Payments for Environmental Services (PES): Experimental Evidence from Burkina Faso. *American Journal of Agricultural Economics*, 103 (3), 831–857. <https://doi.org/10.1111/ajae.12150>
- Aerts, R. & Honnay, O., 2011. Forest restoration, biodiversity and ecosystem functioning. *BMC Ecol*, 11(1), 29. <https://doi.org/10.1186/1472-6785-11-29>
- African Development Bank, 2023. *African Economic Outlook 2024*. African Development Bank Group. <https://www.afdb.org/en/knowledge/publications/african-economic-outlook>.
- Agariga, F., Abugre, S. & Appiah, M., 2021. Spatio-temporal changes in land use and forest cover in the Asutifi North District of Ahafo Region of Ghana, (1986–2020). *Environmental Challenges*, 5, 100209. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100209>
- Aguilar, A.G., Flores, M.A., & Lara, L.F., 2022. Peri-Urbanization and Land Use Fragmentation in Mexico City. Informality, Environmental Deterioration, and Ineffective Urban Policy. *Frontiers in Sustainable Cities*, 4. <https://doi.org/10.3389/frsc.2022.790474>
- Ahmed, A.I., Massam, M.R., Bryant, R.G. & Edwards, D.P., 2025. How much deforestation in sub-Saharan Africa has been caused by mining? *Biological Conservation*, 304, 111040. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2025.111040>
- Ait-Aoudia, S., Mahiou, R., Djebli, H. & Guerrou, E.-H., 2012. Satellite and Aerial Image Mosaicing—A Comparative Insight. *16th International Conference on Information Visualisation*, pp. 652–657. <https://doi.org/10.1109/IV.2012.113>
- Alaman, B.B., Sultan, G.G.D., Tomatao, H.D., Villanueva, G.V., Vallejo, J.H. & Dionio, B.B., 2021. Sustainable Conservation and Protection through Communication Education and Public Awareness (CEPA) in the case of Mt. Malindang Range Natural Park, an ASEAN Heritage Park (AHP) in the Philippines. *Journal of Multidisciplinary Studies*, 10 (2). <https://doi.org/10.7828/jmds.v10i2.1512>
- Albatineh, A.N. & Niewiadomska-Bugaj, M., 2011. Correcting Jaccard and other similarity indices for chance agreement in cluster analysis. *Advances in Data Analysis and Classification*, 5(3), 179–200. <https://doi.org/10.1007/s11634-011-0090-y>
- Albers, H.J., Chang, C.H., Dissanayake, S.T.M., Helmstedt, K.J., Kroetz, K., Dilkina, B., Zapata-Mor'an, I., Nolte, C., Ochoa-Ochoa, L.M. & Spencer, G., 2024. Anticipating anthropogenic threats in acquiring new protected areas. *Conservation Biology*, 38(2), e14176. <https://doi.org/10.1111/cobi.14176>
- Aleman, J.C., Jarzyna, M.A. & Staver, A.C., 2018. Forest extent and deforestation in tropical Africa since 1900. *Nature Ecology & Evolution*, 2(1), 26–33. <https://doi.org/10.1038/s41559-017-0406-1>
- Alghannam, A.R.O. & Al-Qahtnai, M.R.A., 2020. Impact of vegetation cover on urban and rural areas of arid climates. *Australian Journal of Agricultural Engineering*, 3(1), 1–5. <https://doi.org/10.3316/informit.339109686132992>

- Amani, M., Ghorbanian, A., Ahmadi, S.A., Kakooei, M., Moghimi, A., Mirmazloumi, S.M., Moghaddam, S.H.A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., Parsian, S., Wu, Q. & Brisco, B., 2020. Google Earth Engine Cloud Computing Platform for Remote Sensing Big Data Applications: A Comprehensive Review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5326–5350. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3021052>
- Amaral, D.F., de Souza Ferreira Filho, J.B., Chagas, A.L.S. & Adami, M., 2021. Expansion of soybean farming into deforested areas in the amazon biome: the role and impact of the soy moratorium. *Sustainability Science*, 16(4), 1295–1312. <https://doi.org/10.1007/s11625-021-00942-x>
- Amaro, G., Fidelis, E.G., da Silva, R.S. & Marchioro, C.A., 2023. Effect of study area extent on the potential distribution of Species: A case study with models for *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae). *Ecological Modelling*, 483, 110454. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2023.110454>
- Ameja, L.G., Ribeiro, N., Siteo, A.A. & Guillot, B., 2022. Regeneration and Restoration Status of Miombo Woodland Following Land Use Land Cover Changes at the Buffer Zone of Gile National Park, Central Mozambique. *Trees, Forests and People*, 9, 100290. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2022.100290>
- Amisi, M., Vranken, I., Nkulu, M.F.J., Lubala, T.R.F., Kyanika, D., Tshibang, N.S., Mastaki, U.F., Bulambo, J.-P., Bogaert, J., 2018. L'activité minière au Katanga et la perception de ses impacts à Lubumbashi. In: Bogaert, J., Colinet, G., Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgium, pp. 267–279.
- Andrade, K., Corbin, C., Diver, S., Eitzel, M.V., Williamson, J., Brashares, J. & Fortmann, L., 2014. Finding your way in the interdisciplinary forest: notes on educating future conservation practitioners. *Biodiversity and Conservation*, 23(14), 3405–3423. <https://doi.org/10.1007/s10531-014-0818-z>
- André, M., Mahy, G., Lejeune, P. & Bogaert, J., 2014. Vers une synthèse de la conception et une définition des zones dans le gradient urbain-rural. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement*, 18(1), 61–74.
- André, M., Vranken, I., Boisson, S., Mahy, G., Rüdisser, J., Visser, M., Lejeune, P. & Bogaert, J., 2018. Quantification of anthropogenic effects in the landscape of Lubumbashi. In: *Anthropisation des paysages katangais*. Presses Agronomiques de Gembloux, Liège, Belgium, pp. 231–251.
- Andrews, C.A., Bowers, S., Escobar-Alvarado, L.F., Collins, K., Dexter, K.G. & Ryan, C.M., 2024. Resilience, remoteness and war shape the land cover dynamics in one of the world's largest miombo woodlands. *Trees, Forests and People*, 17, 100623. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2024.100623>
- Angel, S., Parent, J., Civco, D.L., Blei, A., & Potere, D., 2011. The dimensions of global urban expansion: Estimates and projections for all countries, 2000–2050. *Progress in Planning*, 75(2), 53–107. <https://doi.org/10.1016/j.progress.2011.04.001>
- Antonanzas-Torres, F., Urraca, R., Guerrero, C.A.C., Blanco-Fernandez, J., 2021. Solar E-Cooking with Low-Power Solar Home Systems for Sub-Saharan Africa. *Sustainability*, 13(21), 12241. <https://doi.org/10.3390/su132112241>
- António, C.B.S., Obieze, C., Jacinto, J., Maquia, I.S.A., Massad, T., Ramalho, J.C., Ribeiro, N.S., Máguas, C., Marques, I., Ribeiro-Barros, A.I., 2022. Linking Bacterial Rhizosphere Communities of Two Pioneer Species, *Brachystegia boehmii* and *B. spiciformis*, to the Ecological Processes of Miombo Woodlands. *Forests*, 13(11), 1840. <https://doi.org/10.3390/f13111840>

- Antrop, M., 2001. The language of landscape ecologists and planners: A comparative content analysis of concepts used in landscape ecology. *Landscape and Urban Planning*, 55(3), 163–173. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(01\)00151-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(01)00151-7)
- Atangana, A., Khasa, D., Chang, S. & Degrande, A., 2014. Tropical Biomes: Their Classification, Description and Importance. In: Atangana, A., Khasa, D., Chang, S. & Degrande, A. (Eds.), *Tropical Agroforestry*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 3–22. https://doi.org/10.1007/978-94-007-7723-1_1
- Aubertin, C. & Rodary, E., 2008. *Aires protégées, espaces durables ?* IRD Editions, Marseille, France.
- Avakoudjo, J., Mama, A., Toko, I., Kindomihou, V. & Sinsin, B., 2014. Dynamique de l'occupation du sol dans le Parc National du W et sa périphérie au nord-ouest du Bénin. *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 8(6), 2608–2625. <https://doi.org/10.4314/ijbcs.v8i6.22>
- Avon, C., Bergès, L. & Roche, P., 2014. Comment analyser la connectivité écologique des trames vertes ? Cas d'étude en région méditerranéenne. *Sciences Eaux & Territoires*, 14(2), 14–19. <https://doi.org/10.3917/set.014.0011>
- Awazi, N.P. & Avana-Tientcheu, M.-L., 2020. Agroforestry as a sustainable means to farmer–grazier conflict mitigation in Cameroon. *Agroforestry Systems*, 94(6), 2147–2165. <https://doi.org/10.1007/s10457-020-00537-y>
- Awono, A. & Assembe-Mvondo, S., Tsanga, R., Guizol, P., Peroches, A., 2023. *Restauration des paysages forestiers et régimes fonciers au Cameroun : Acquis et handicaps*. CIFOR.
- Bachev, H., 2013. Management Strategies for Conservation of Natural Resources in Agriculture. In: Simon, A.M. & Laurent, C.V. (Eds.), *Natural Resources, Conservation Strategies, Globalization & Politics and Sustainable Uses*. Nova Science Publisher, New York, pp. 1–69.
- Baert, G., Van Ranst, E., Ngongo, M.L., Kasongo, E.L., Verdoodt, A., Mujinya, B.B. & Mukalay, J.M., 2009. *Guide des sols en République Démocratique du Congo, tome II: description et données physico-chimiques de profils types*. Ecole Technique Salama-Don Bosco. <http://hdl.handle.net/1854/LU-910195>
- Bagnian, I., Adamou, M.M., Adam, T., Mahamane, A., 2013. Impact des modes de gestion de la Régénération Naturelle Assistée des ligneux (RNA) sur la résilience des écosystèmes dans le Centre-Sud du Niger. *Journal of Applied Biosciences*, 71, 5742–5752. <https://doi.org/10.4314/jab.v71i1.98819>
- Bailis, R., Drigo, R., Ghilardi, A. & Masera, O., 2015. The carbon footprint of traditional woodfuels. *Nature Climate Change*, 5(3), 266–272. <https://doi.org/10.1038/nclimate2491>
- Balzter, H., 2000. Markov chain models for vegetation dynamics. *Ecological Modelling*, 126(2), 139–154. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(00\)00262-3](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00262-3)
- Bamba, I., Mama, A., Neuba, D.F., Koffi, K.J., Traore, D., Visser, M., Sinsin, B., Lejoly, J. & Bogaert, J., 2008. Influence des actions anthropiques sur la dynamique spatio-temporelle de l'occupation du sol dans la province du Bas-Congo (R.D. Congo). *Sciences & Nature*, 5(1), 49–60. <https://doi.org/10.4314/scinat.v5i1.42151>
- Bamba, I., 2010. *Anthropisation et dynamique spatio-temporelle de paysages forestiers en République Démocratique du Congo*. Thèse de doctorat, Université Libre de Bruxelles, Belgique.
- Bando, F.M., Figueiredo, B.R.S., Moi, D.A., Thomaz, S.M., Michelan, T.S., García-Girón, J., Heino, J., Alahuhta, J., Romero, G.Q. & Mormul, R.P., 2023. Invasion by an exotic grass

- species homogenizes native freshwater plant communities. *Journal of Ecology*, 111(4), 799–813. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.14061>
- Banerjee, S. & Banerjee, S., 2021. Interrelationship between Forests and Climate Change: A Review. *Indian Journal of Forestry*, 43(3), 193–205. <https://doi.org/10.54207/bsmps1000-2021-ZWPGJ1>
- Bangirirama, F.B., Nzitwanayo, B., Hakizimana, P., 2017. Utilisation du charbon de bois comme principale source d'énergie de la population urbaine : un sérieux problème pour la conservation du couvert forestier au Burundi. *Bois et Forêts des Tropiques*. trop. 328, 45. <https://doi.org/10.19182/bft2016.328.a31301>
- Banza, C.L.N., Nawrot, T.S., Haufried, V., Decrée, S., De Putter, T., Smolders, E., Kabyla, B.I., Luboya, O.N., Ilunga, A.N., Mutombo, A.M. & Nemery, B., 2009. High human exposure to cobalt and other metals in Katanga, a mining area of the Democratic Republic of Congo. *Environmental Research*, 109(6), 745–752. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2009.04.012>
- Banza, W.B.B., Kiseya, T.F. & Bouillard, P., 2016. Spatial Distribution of Electrical Infrastructures: Impact of Urban Sprawl in Lubumbashi, DR Congo. *Asian Journal of Industrial Engineering*, 8(1), 10–17. <https://doi.org/10.3923/ajie.2016.10.17>
- Bao, J., Chi, M. & Benediktsson, J.A., 2012. Spectral derivative features for supervised classification of remote sensing data: An experimental evaluation. *4th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, pp. 1–4. <https://doi.org/10.1109/WHISPERS.2012.6874247>
- Barbieri, E., 2020. A amazônia e a sustentabilidade da sua biodiversidade. *Revista Relicário*, 6(12), 107–126. <https://doi.org/10.46731/RELICARIO-V6N12-2019-140>
- Barima, S.S.Y., Barbier, N., Bamba, I., Traoré, D., Lejoly, J., Bogaert, J., 2009. Dynamique paysagère en milieu de transition forêt-savane ivoirienne. *Bois et Forêts des Tropiques*. 299, 15. <https://doi.org/10.19182/bft2009.299.a20419>
- Barima, S.S.Y., Barbier, N., Ouattara, B. & Bogaert, J., 2010a. Relation entre la composition floristique et des indicateurs de la fragmentation du paysage dans une région de transition forêt-savane ivoirienne. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.*, 14(4), 617–625.
- Barima, S.S.Y., Egnankou, W.M., N'doumé, A.C.T., Kouamé, N.F. & Bogaert, J., 2010b. Modélisation de la dynamique du paysage forestier dans la région de transition forêt-savane à l'Est de la Côte d'Ivoire. *Revue de Télédétection*, 9(2), 129–138.
- Barima, S.S.Y., Kabulu, D.J.-P., Ndayishimiye, J., Bomolo, O., Kumba, S., Iyongo, L., Bamba, I., Toyi, M., Kasongo, E., Masharabu, T., Visser, M. & Bogaert, J., 2011. Deforestation in Central and West Africa: Landscapes Dynamics, Anthropogenic Effects and Ecological consequences. *Advances in Environmental Research*, 7, 95–120.
- Barlow, J., Lennox, G.D., Ferreira, J., Berenguer, E., Lees, A.C., Nally, R.M., Thomson, J.R., Ferraz, S.F.D.B., Louzada, J., Oliveira, V.H.F., et al., 2016. Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation. *Nature*, 535(7610), 144–147. <https://doi.org/10.1038/nature18326>
- Battisti, C. & Contoli, L., 2011. Diversity Indices as 'Magic' Tools in Landscape Planning: A Cautionary Note on their Uncritical Use. *Landscape Research*, 36, 111–117. <https://doi.org/10.1080/01426397.2010.535896>
- Batumike, M.J., Kampunzu, A.B. & Cailteux, J.H., 2006. Petrology and geochemistry of the Neoproterozoic Nguba and Kundelungu Groups, Katangan Supergroup, southeast Congo: Implications for provenance, paleoweathering and geotectonic setting. *Journal*

- of African Earth Sciences, 44(1), 97–115.
<https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2005.11.007>
- Bazin, F., Renard, O. & Katya, M., 2015. *Filières Porteuses et Emploi des Jeunes au Katanga*. Projet PAEJK/BIT, Genève, Switzerland, p.69.
- Beatty, C., Terrana, A., Stevenson, M., Pacheco, P., Folse, M. & Cody, A., 2022. *The Vitality of Forests: Illustrating the Evidence Connecting Forests and Human Health*. World Wildlife Fund, Washington, DC, USA, p. 54.
- Beaumont, L.J., Pitman, A., Perkins, S., Zimmermann, N.E., Yoccoz & N.G., Thuiller, W., 2011. Impacts of climate change on the world's most exceptional ecoregions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(6), 2306–2311.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1007217108>
- Beckett, H., Staver, A.C., Charles-Dominique, T. & Bond, W.J., 2022. Pathways of savannization in a mesic African savanna–forest mosaic following an extreme fire. *Journal of Ecology*, 110(4), 902–915. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.13851>
- Belem, B., Kaguembega-Mueller, F., Bellefontaine, R., Sorg, J.P., Bloesch, U. & Graf, E., 2017. Assisted Natural Regeneration with Fencing in the Central and Northern Zones of Burkina Faso. *Tropicultura*, 35(2), 73–86.
<https://doi.org/10.25518/2295-8010.1179>
- Bendix, J., Wiley Jr., John J. & Commons, M.G., 2017. Intermediate disturbance and patterns of species richness. *Physical Geography*, 38(5), 393–403.
<https://doi.org/10.1080/02723646.2017.1327269>
- Benjamine, A., Felicite, O.M. & Atda Mouniratou, D., 2024. Contribution du reboisement au développement local et à la lutte contre les changements climatiques dans la Commune de Lagdo (nord, Cameroun). *International Journal of Advanced Research*, 12(5), 715–726.
<https://doi.org/10.21474/IJAR01/18776>
- Bergandi, D. & Blandin, P., 2012. De la protection de la nature au développement durable : Genèse d'un oxymore éthique et politique. *Revue d'histoire des sciences*, 65(1), 103 – 142.
<https://doi.org/10.3917/rhs.651.0103>
- Bergenas, J., Stohl, R. & Georgieff, A., 2013. The other side of drones : saving wildlife in Africa and managing global crime. *Conflict Trends*, 3, 3–9. <https://doi.org/10.10520/EJC144032>
- Berrahmouni, N., Regato, P. & Parfondry, M., 2015. *Global Guidelines for the Restoration of Degraded Forests and Landscapes in Drylands: Building Resilience and Benefiting Livelihoods*. FAO : Rome, Italie.
- Bey, A., Sánchez-Paus Díaz, A., Maniatis, D., Marchi, G., Mollicone, D., Ricci, S., Bastin, J.-F., Moore, R., Federici, S., Rezende, M., Patriarca, C., Turia, R., Gamoga, G., Abe, H., Kaidong, E. & Miceli, G., 2016. Collect Earth: Land Use and Land Cover Assessment through Augmented Visual Interpretation. *Remote Sensing*, 8(10), 807.
<https://doi.org/10.3390/rs8100807>
- Biloso, A. & Lejoly, J., 2006. Etude de l'exploitation et du marché des produits forestiers non ligneux à Kinshasa. *Tropicultura*, 24(3), 183–188.
- Blache, A., 2020. De la « Fortress Conservation » aux nouveaux modèles de gestion participative de la biodiversité en Tanzanie. *vertigo*, 20(1). <https://doi.org/10.4000/vertigo.27524>
- Blay, D., 2012. Restoration of Deforested and Degraded Areas in Africa, in: Stanturf, J., Madsen, P., Lamb, D. (Eds.), *A Goal-Oriented Approach to Forest Landscape Restoration*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 267–319. https://doi.org/10.1007/978-94-007-5338-9_11

- Bogaert, J., Myneni, R.B. & Knyazikhin, Y., 2002. A mathematical comment on the formulae for the aggregation index and the shape index. *Landscape Ecol*, 17(1), 87–90. <https://doi.org/10.1023/A:1015204923187>
- Bogaert, J., Ceulemans, R. & Salvador-Van Eysenrode, D., 2004. Decision Tree Algorithm for Detection of Spatial Processes in Landscape Transformation. *Environmental Management*, 33(1), 62–73. <https://doi.org/10.1007/s00267-003-0027-0>
- Bogaert, J. & Mahamane, A., 2005. Ecologie du paysage : cibler la configuration et l'échelle spatiale. *Annales des Sciences Agronomiques*, 7(1), 39–68. <https://doi.org/10.4314/asab.v7i1.43277>
- Bogaert, J., Bamba, I., Koffi, K.J., Sibomana, S., Djibu, J.-P.K., Champluvier, D., Robbrecht, E., De Cannière, C. & Visser, M.N., 2008. Fragmentation of Forest Landscapes in Central Africa: Causes, Consequences and Management, in: Laforteza, R., Sanesi, G., Chen, J. & Crow, T.R. (Eds.), *Patterns and Processes in Forest Landscapes: Multiple Use and Sustainable Management*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 67–87. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8504-8_5
- Bogaert, J., Barima, Y.S.S., Ji, J., Jiang, H., Bamba, I., Mongo, L.I.W., Mama, A., Nyssen, E., Dahdouh-Guebas, F. & Koedam, N., 2011a. A Methodological Framework to Quantify Anthropogenic Effects on Landscape Patterns, in: Hong, S.-K., Kim, J.-E., Wu, J. & Nakagoshi, N. (Eds.), *Landscape Ecology in Asian Cultures, Ecological Research Monographs*. Springer Japan, Tokyo, pp. 141–167. https://doi.org/10.1007/978-4-431-87799-8_11
- Bogaert, J., Barima, Y.S.S., Mongo, L.I.W., Bamba, I., Mama, A., Toyi, M. & Laforteza, R., 2011b. Forest Fragmentation: Causes, Ecological Impacts and Implications for Landscape Management, in: Li, C., Laforteza, R., Chen, J. (Eds.), *Landscape Ecology in Forest Management and Conservation: Challenges and Solutions for Global Change*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 273–296. https://doi.org/10.1007/978-3-642-12754-0_12
- Bogaert, J. & André, M., 2013. Ecologie du paysage en Afrique subsaharienne. *Tropicultura*, 31(1), 1–2.
- Bogaert, J., Vranken, I. & André, M., 2014. Anthropogenic Effects in Landscapes: Historical Context and Spatial Pattern, in: Hong, S.-K., Bogaert, J. & Min, Q. (Eds.), *Biocultural Landscapes: Diversity, Functions and Values*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 89–112. https://doi.org/10.1007/978-94-017-8941-7_8
- Bogaert, J., Biloso, A., Vranken, I. & André, M., 2015. Peri-urban dynamics: landscape ecology perspectives, in: Bogaert, J., Halleux, J.M. (Eds.), *Territoires Périurbains : Développement, Enjeux et Perspectives Dans Les Pays Du Sud*. Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgique, pp. 63–73.
- Bogale, G.A. & Bekele, S.E., 2023. Sustainability of Agroforestry Practices and their Resilience to Climate Change Adaptation and Mitigation in Sub-Saharan Africa: A Review. *Ekológia (Bratislava)*, 42, 179–192. <https://doi.org/10.2478/eko-2023-0021>
- Boketshu, I.M., Kasongo, W.E. & Gembu, T.G.C., 2021. Problématique de la gestion de la faune sauvage dans le domaine de chasse de Rubi-Tele face à la pression de la population locale (Province de Bas-Uélé, RD Congo). *Journal of Agriculture and Research*, 7(2), 05–13. <https://doi.org/10.53555/ar.v7i2.4181>
- Bolakonga, I.A.B., Nkulu, M.F.J. & Mushakulwa, W., 2017. *Filières en République Démocratique du Congo : Maïs, riz, bananes plantains et pêche*. Konrad Adenauer Stiftung, Kinshasa, République Démocratique du Congo.

- Bone, R.A., Parks, K.E., Hudson, M.D., Tsirizeni, M. & Willcock, S., 2017. Deforestation since independence: a quantitative assessment of four decades of land-cover change in Malawi. *Southern Forests: a Journal of Forest Science*, 79(4), 269–275.
<https://doi.org/10.2989/20702620.2016.1233777>
- Boori, M.S. & Voženilek, V., 2014. Remote Sensing and Land Use/Land Cover Trajectories. *Journal of Geophysics & Remote Sensing*, 3(3), 1–7. <https://doi.org/10.4172/2169-0049.1000123>
- Borokini, T.I., Babalola, F.D., Amusa, T.O., Ivande, S.T., Wala, Z.J., Jegede, O.O., Tanko, D. & Ihuma, J.O., 2012. Community-based Forest Resources Management in Nigeria: Case study of Ngel Nyaki Forest Reserve, Mambilla Plateau, Taraba State, Nigeria. *Journal of Tropical Forestry and Environmen*, 2(1). <https://doi.org/10.31357/jtfe.v2i1.571>
- Bourgoin, C., Ceccherini, G., Girardello, M., Vancutsem, C., Avitabile, V., Beck, P.S.A., Beuchle, R., Blanc, L., Duveiller, G., Migliavacca, M., Vieilledent, G., Cescatti, A. & Achard, F., 2024. Human degradation of tropical moist forests is greater than previously estimated. *Nature*, 631, 570–576. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07629-0>
- Breiman, L., 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5–32.
<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brockerhoff, E.G., Barbaro, L., Castagneyrol, B., Forrester, D.I., Gardiner, B., González-Olabarria, J.R., Lyver, P.O., Meurisse, N., Oxbrough, A., Taki, H., Thompson, I.D., van der Plas, F. & Jactel, H., 2017. Forest biodiversity, ecosystem functioning and the provision of ecosystem services. *Biodiversity and Conservation*, 26(13), 3005–3035. <https://doi.org/10.1007/s10531-017-1453-2>
- Brovelli, M.A., Sun, Y. & Yordanov, V., 2020. Monitoring Forest Change in the Amazon Using Multi-Temporal Remote Sensing Data and Machine Learning Classification on Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10), 580.
<https://doi.org/10.3390/ijgi9100580>
- Bruggeman, D., Meyfroidt, P. & Lambin, E.F., 2015. Production forests as a conservation tool: Effectiveness of Cameroon’s land use zoning policy. *Land Use Policy*, 42, 151–164.
<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2014.07.012>
- Bruschi, P., Mancini, M., Mattioli, E., Morganti, M., Signorini, M.A., 2014. Traditional uses of plants in a rural community of Mozambique and possible links with Miombodegradation and harvesting sustainability. *Journal of Ethnobiology and Ethnomedicine*, 10(1), 59.
<https://doi.org/10.1186/1746-4269-10-59>
- Bryan, B.A., Ye, Y., Zhang, J., Connor, J.D., 2018. Land-use change impacts on ecosystem services value: Incorporating the scarcity effects of supply and demand dynamics. *Ecosystem Services*, 32, 144–157. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2018.07.002>
- Bulusu, M., Martius, C. & Clendenning, J., 2021. Carbon Stocks in Miombo Woodlands: Evidence from over 50 Years. *Forests*, 12(7), 862. <https://doi.org/10.3390/f12070862>
- Buramuge, V.A., Ribeiro, N.S., Olsson, L. & Bandeira, R.R., 2023. Exploring Spatial Distributions of Land Use and Land Cover Change in Fire-Affected Areas of Miombo Woodlands of the Beira Corridor, Central Mozambique. *Fire*, 6, 77.
<https://doi.org/10.3390/fire6020077>
- Burel, F. & Baudry, J., 2012. *Ecologie du Paysage: Concepts, Méthodes et Applications*. Tec & Doc, 12e tirage, Paris, France.
- Butsic, V., Baumann, M., Shortland, A., Walker, S., Kuemmerle, T., 2015. Conservation and conflict in the Democratic Republic of Congo: The impacts of warfare, mining, and protected areas on deforestation. *Biological Conservation* 191, 266–273.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2015.06.037>

- Cabala, K.S., 2017. *Dynamique spatiale forestière au sein de l'Arc Cuprifère Katangais (A.C.K.) en République Démocratique du Congo*. Thèse de doctorat, Université de Lubumbashi, RD Congo.
- Cabala, K.S., Useni, S.Y., Kouagou, R.S., Bogaert, J. & Munyemba, K.F., 2017. Dynamique des écosystèmes forestiers de l'Arc Cuprifère Katangais en République Démocratique du Congo. I. Causes, transformations spatiales et ampleur. *Tropicultura* 35, 192–202.
- Cabala, K.S., Useni, S.Y., Amisi, M.Y., Bogaert, J. & Munyemba, K.F., 2018a. Analyse structurale de la dynamique forestière dans la région de l'Arc Cuprifère Katangais en République Démocratique du Congo : II. Analyse complémentaire de la fragmentation forestière. *Tropicultura*, 36(4), 621–631.
- Cabala, K.S., Useni, S.Y., Munyemba, K.F. & Bogaert, J., 2018b. Activités anthropiques et dynamique spatiotemporelle de la forêt claire dans la plaine de Lubumbashi, in: Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgique, pp. 253–266.
- Cabala, K.S., Useni, S.Y., Amisi, M.Y., Munyemba, K.F. & Bogaert, J., 2022. Activités anthropiques et dynamique des écosystèmes forestiers dans les zones territoriales de l'Arc Cuprifère Katangais (RD Congo). *Tropicultura*, 40(3/4), 1–27. <https://doi.org/10.25518/2295-8010.2100>
- Cabral, A.I.R., Saito, C., Pereira, H. & Laques, A.E., 2018. Deforestation pattern dynamics in protected areas of the Brazilian Legal Amazon using remote sensing data. *Applied Geography*, 100, 101–115. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.10.003>
- Cadre Intégré de Classification de la sécurité Alimentaire (IPC), 2023. *Aperçu de l'Insécurité Alimentaire Aiguë de l'IPC*. IPC, Kinshasa, République Démocratique du Congo. IPC, Kinshasa, RDC.
- Cailteux, J.L.H., Kampunzu, A.B., Lerouge, C., Kaputo, A.K. & Milesi, J.P., 2005. Genesis of sediment-hosted stratiform copper–cobalt deposits, central African Copperbelt. *Journal of African Earth Sciences*, 42(1), 134–158. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2005.08.001>
- Caloz, R. & Collet, C., 2001. *Précis de télédétection. Traitements numériques d'images de télédétection*. Presses de l'Université du Québec et Agence universitaire de la Francophonie, Sainte-Foy, Canada.
- Caloz, R. & Pointet, A., 2003. Analyse comparative de la classification contextuelle et du maximum de vraisemblance: synthèse et cas d'étude. *Télédétection*, 3(2-3), 4.
- Campbell, B.M. (Ed.), 1996. *The Miombo in Transition: Woodlands and Welfare in Africa*, Center for International Forestry Research. Center for International Forestry Research, Bogor, Indonesia.
- Campbell, J.B. & Wynne, R.H., 2011. *Introduction to Remote Sensing*. Fifth Edition, Guilford Press.
- Campillo, F., Hervé, D., Raherinirina, A., & Rakotozafy, R., 2011. *A Markov model of land use dynamics*. arXiv: Probability. [https://doi.org/10.48550/arXiv.1107.0785\(arXiv:1107.0785\).arXiv](https://doi.org/10.48550/arXiv.1107.0785(arXiv:1107.0785).arXiv)
- Cardoso, J.P., Couto, A., Costa, P.A., Rodrigues, C., Facão, J., Loureiro, D., Wambugu, A., Banda, S., Da Silva, I. & Simões, T., 2023. Solar Resource and Energy Demand for Autonomous Solar Cooking Photovoltaic Systems in Kenya and Rwanda. *Solar*, 3(3), 487–503. <https://doi.org/10.3390/solar3030027>
- Castro, P., Sousa, J.P. & Alves, J., 2023. Toward Forests' Sustainability and Multifunctionality: An Ecosystem Services-Based Project, in: Leal Filho, W., Azul, A.M., Doni, F. & Salvia,

- A.L. (Eds.), *Handbook of Sustainability Science in the Future: Policies, Technologies and Education by 2050*. Springer International Publishing, Cham, pp. 1179–1200.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-04560-8_115
- Causton, D.R., 2012. *An Introduction to Vegetation Analysis: Principles, practice and interpretation*. Springer Science & Business Media.
- Cerutti, P.O., Gumbo, D.J., Moombe, K.B., Schoneveld, G.C., Nasi, R., Borchardt, P. & Weng, X., 2018. *Informality, global capital, rural development and the environment: Mukula (rosewood) trade between China and Zambia (Research report)*. IIED, London and CIFOR, Lusaka, 85 p.
- Chang, J., Clay, D.E., Leigh, L., Aaron, D., Dalsted, K. & Volz, M., 2008. Evaluating Modified Atmospheric Correction Methods for Landsat Imagery: Image-Based and Model-Based Calibration Methods. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 39(9-10), 1532–1545. <https://doi.org/10.1080/00103620802006669>
- Chapman, S., Thatcher, M., Salazar, A., Watson, J.E.M. & McAlpine, C.A., 2018. The Effect of Urban Density and Vegetation Cover on the Heat Island of a Subtropical City. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 57(11), 2531–2550.
<https://doi.org/10.1175/JAMC-D-17-0316.1>
- Chen, C., Wang, L., Yang, G., Sun, W. & Song, Y., 2023. Mapping of Ecological Environment Based on Google Earth Engine Cloud Computing Platform and Landsat Long-Term Data: A Case Study of the Zhoushan Archipelago. *Remote Sensing*, 15(16), 4072.
<https://doi.org/10.3390/rs15164072>
- Chen, S., Woodcock, C., Dong, L., Tarrío, K., Mohammadi, D. & Olofsson, P., 2024. Review of drivers of forest degradation and deforestation in Southeast Asia. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, 101129.
<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101129>
- Chidumayo, E.N., 2013. Forest degradation and recovery in a miombo woodland landscape in Zambia: 22 years of observations on permanent sample plots. *Forest Ecology and Management*, 291, 154–161. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.11.031>
- Chidumayo, E.N. & Gumbo, D.J., 2013. The environmental impacts of charcoal production in tropical ecosystems of the world: A synthesis. *Energy for Sustainable Development*, 17, 86–94. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2012.07.004>
- Chidumayo, E.N., 2019. Is charcoal production in Brachystegia-Julbernardia woodlands of Zambia sustainable? *Biomass and Bioenergy*, 125, 1–7.
<https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2019.04.010>
- Chirima, A., Mundy, P., Ncube, N. & Van Rooyen, A.F., 2018. Vegetation Changes in the Miombo Woodlands in Northwestern Zimbabwe: A Case Study of Nkayi District 1990 to 2017, in: Sebata, A. (Ed.), *Végétation*. pp. 43–57.
<http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.72466>
- Chirwa, P., Syampungani, S. & Geldenhuys, C., 2008. The ecology and management of the Miombo woodlands for sustainable livelihoods in southern Africa: the case for non-timber forest products. *Southern Forests: a Journal of Forest Science*, 70(3), 237–245.
<https://doi.org/10.2989/SF.2008.70.3.7.668>
- Chirwa, P.W., Larwanou, M., Syampungani, S. & Babalola, F.D., 2015. Management and restoration practices in degraded landscapes of Southern Africa and requirements for up-scaling. *International Forestry Review*, 17(3), 31–42.
<https://doi.org/10.1505/146554815816006965>
- Chirwa, P.W. & Adeyemi, O., 2020. Deforestation in Africa: implications on food and nutritional security. *Zero hunger*, 197–211.

- Chiteculo, V., Lojka, B., Surový, P., Verner, V., Panagiotidis, D. & Woitsch, J., 2018. Value Chain of Charcoal Production and Implications for Forest Degradation: Case Study of Bié Province, Angola. *Environments*, 5(11), 113. <https://doi.org/10.3390/environments5110113>
- Chiteculo, V., Abdollahnejad, A., Panagiotidis, D., Surový, P. & Sharma, R.P., 2019. Defining Deforestation Patterns Using Satellite Images from 2000 and 2017: Assessment of Forest Management in Miombo Forests—A Case Study of Huambo Province in Angola. *Sustainability*, 11(1), 98. <https://doi.org/10.3390/su11010098>
- Chomba, C., 2018. Do inherent and induced miombo tree trunk macrostructural characteristics influence regeneration after cutting for charcoal production ? *Global Journal of Biology, Agriculture & Health Sciences*, 7(1), 66–79. <https://doi.org/10.24105/gjbahs.7.1.1808>
- Chomba, M.B., Tembo, O., Mutandi, K., Makano, A. & Mtongo, C.S., 2012. *Drivers of deforestation, identification of threatened forests and forest co-benefits other than carbon from REDD+ implementation in Zambia, A consultancy report prepared for the Forestry Department and the Food and Agriculture Organization of the United Nations under the national UN-REDD Programme: Ministry of Lands, Natural Resources and Environmental Protection*. Lusaka, Zambia, 97.
- Chungu, D., Muimba-Kankolongo, A., Roux, J. & Malambo, F., 2007. Bark removal for medicinal use predisposes indigenous forest trees to wood degradation in Zambia. *Southern Hemisphere Forestry Journal* 69(3), 157–163. <https://doi.org/10.2989/SHFJ.2007.69.3.4.354>
- Chuvieco, E., 2020. *Fundamentals of Satellite Remote Sensing: An Environmental Approach*. Third Edition, 3rd ed. CRC Press, Boca Raton. <https://doi.org/10.1201/9780429506482>
- Cianciullo, S., Attorre, F., Trezza, F.R., Rezende, M., Ntumi, C., Campira, J., Munjovo, E.T., Timane, R.D., Riccardi, T. & Malatesta, L., 2023. Analysis of land cover dynamics in Mozambique (2001–2016). *Rendiconti Lincei. Scienze Fisiche e Naturali*, 34(1), 81–92. <https://doi.org/10.1007/s12210-023-01133-9>
- Cirezi, N.C., Bastin, J.-F., Tshibas, E., Lonpi, E.T., Chuma, G.B., Mugumaarhahama, Y., Sambieni, K.R., Karume, K.C., Lumbuenamo, R.S. & Bogaert, J., 2022. Contribution of ‘human induced fires’ to forest and savanna land conversion dynamics in the Luki Biosphere Reserve landscape, western Democratic Republic of Congo. *International Journal of Remote Sensing*, 43(17), 6406–6429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2022.2138622>
- Cirezi, N.C., Bastin, J.-F., Mugumaarhahama, Y., Useni, Y.S., Karume, K., Lumbuenamo, R.S. & Bogaert, J., 2025. Analyzing Drivers of Tropical Moist Forest Dynamics in the Kahuzi-Biega National Park Landscape, Eastern Democratic Republic of Congo from 1990 to 2022. *Land*, 14(1), 49. <https://doi.org/10.3390/land14010049>
- Clovis, K.O., Louis, Z., Claude, G., Valery, N.N. & Bernard-Aloys, N., 2018. Diversité Floristique Et Structurale De Deux Forêts Communautaires Sous Exploitation Au Cameroun: Cas De Kompia Et Nkolenyeng. *European Scientific Journal*, 14(24), 245. <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n24p245>
- Cochran, W.G., 1997. *Sampling Techniques*. John Wiley and Sons, New York, NY, USA.
- Colwell, R.K. & Elsensohn, J.E., 2014. EstimateS turns 20: statistical estimation of species richness and shared species from samples, with non-parametric extrapolation. *Ecography*, 37(6), 609–613. <https://doi.org/10.1111/ecog.00814>
- Corlett, R.T., 2021. Classifying Tropical Forests, in: Köhl, M., Pancel, L. (Eds.), *Tropical Forestry Handbook*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 1–9. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41554-8_52-1

- Courtin, F. & Guengant, J.-P., 2011. Un siècle de peuplement en Afrique de l'Ouest. *Natures Sciences Sociétés*, 19(3), 256–265. <https://doi.org/10.1051/nss/2011146>
- Crosby, A.G., Fishwick, S. & White, N., 2010. Structure and evolution of the intracratonic Congo Basin. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 11(6), 1–20. <https://doi.org/10.1029/2009GC003014>
- Crowley, M.A. & Cardille, J.A., 2020. Remote Sensing's Recent and Future Contributions to Landscape Ecology. *Current Landscape Ecology Reports*, 5(3), 45–57. <https://doi.org/10.1007/s40823-020-00054-9>
- Crowther, T.W., Glick, H.B., Covey, K.R., Bettigole, C., Maynard, D.S., Thomas, S.M., Smith, J.R., Hintler, G., Duguid, M.C., Amatulli, G., et al., 2015. Mapping tree density at a global scale. *Nature*, 525(7568), 201–205. <https://doi.org/10.1038/nature14967>
- Curtis, P.G., Slay, C.M., Harris, N.L., Tyukavina, A. & Hansen, M.C., 2018. Classifying drivers of global forest loss. *Science*, 361(6407), 1108–1111. <https://doi.org/10.1126/science.aau3445>
- Cushman, S.A., Evans, J.S., McGarigal, K., 2010a. Landscape Ecology: Past, Present, and Future, in: Cushman, S.A., Huettmann, F. (Eds.), *Spatial Complexity, Informatics, and Wildlife Conservation*. Springer Japan, Tokyo, pp. 65–82. https://doi.org/10.1007/978-4-431-87771-4_4
- Cushman, S.A., Gutzweiler, K., Evans, J.S., McGarigal, K., 2010b. The Gradient Paradigm: A Conceptual and Analytical Framework for Landscape Ecology, in: Cushman, S.A., Huettmann, F. (Eds.), *Spatial Complexity, Informatics, and Wildlife Conservation*. Springer Japan, Tokyo, pp. 83–108. https://doi.org/10.1007/978-4-431-87771-4_5
- Dadashpoor, H. & Panahi, H., 2021. Exploring an integrated spatially model for land-use scenarios simulation in a metropolitan region. *Environment, Development and Sustainability*, 23(9), 13628–13649. <https://doi.org/10.1007/s10668-021-01231-4>
- Dagnachew, A.G., Lucas, P.L., van Vuuren, D.P. & Hof, A.F., 2018. *Towards Universal Access to Clean Cooking Solutions in Sub-Saharan Africa: An integrated assessment of the cost, health and environmental implications of policies and target*. 3421st ed. PBL Publishers, The Hague, Netherlands.
- Dalimier, J., Achard, F., Delhez, B., Desclée, B., Bourgoin, C., Eva, H., Gourlet-Fleury, S., Hansen, M., Kibambe, P., Mortier, F., Ploton, P., Réjou-Méchain, M., Vancutsem, C., Jungers, Q. & Defourny, P., 2022. Répartition des types de forêts et évolution selon leur affectation. In: Eba'a Atyi, R., Hiol Hiol, F., Lescuyer, G., Mayaux, P., Defourny, P., Bayol, N., Saracco, F., Pokem, D., Sufo Kankeu, R. & Nasi, R. (Eds.), *Les forêts du bassin du Congo*. CIFOR, Bogor, Indonesia, pp. 3–36.
- Dallmeier, F., 1992. *Long-term monitoring of biological diversity in tropical forest areas: methods for establishment and inventory of permanent plots*, *Man and Biosphere Digest 11*, United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. ed. UNESCO: United Nations Educational, Scientific and Cultural Organisation, Paris.
- Day, M., Gumbo, D., Moombe, K.B., Wijaya, A., Sunderland, T., 2014. *Zambia country profile: Monitoring, reporting and verification for REDD+*. CIFOR, Bogor, Indonesia.
- De Carvalho, R.M. & Szlafsztein, C.F., 2019. Urban vegetation loss and ecosystem services: The influence on climate regulation and noise and air pollution. *Environmental Pollution*, 245, 844–852. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2018.10.114>
- De Cauwer, V., Knox, N., Kobue-Lekalake, R., Lepetu, J., Matenanga, O., Naidoo, S., Nott, A., Parduhn, D., Sichone, P., Tshwenyane, S., Yeboah, E. & Revermann, R., 2018. *Woodland resources and management in southern Africa*. Klaus Hess Publishers.
- de Haulleville, T., Rakotondrasoa, O.L., Rakoto Ratsimba, H., Bastin, J.-F., Brostaux, Y., Verheggen, F.J., Rajoelison, G.L., Malaisse, F., Poncelet, M., Haubruge, É., Beeckman,

- H. & Bogaert, J., 2018. Fourteen years of anthropization dynamics in the Uapaca bojeri Baill. forest of Madagascar. *Landscape Ecol Eng*, 14, 135–146. <https://doi.org/10.1007/s11355-017-0340-z>
- De Maeyer, P., Temmerman, L.D., Vansteenvoort, L., Maddens, R., Wasseige, C.D. & Defourny, P., 2005. *Cartography and monitoring of the five world heritage sites of the democratic republic of Congo using satellite imagery*. Institut Congolais pour la Conservation de la Nature (ICCN), UNESCO World Heritage Centre, Belgian Federal Science Policy, UCLouvain, IRSNB.
- De Wasseige, C., Flynn, J., Louppe, D., Hiol Hiol, F. & Mayaux, P., 2014. *Les forêts du bassin du Congo - Etat des forêts 2013*. Weyrich, Neufchâteau, Belgique.
- de Wit, M.J. & Linol, B., 2015. Precambrian Basement of the Congo Basin and Its Flanking Terrains, in: de Wit, M.J., Guillocheau, F. & de Wit, M.C.J. (Eds.), *Geology and Resource Potential of the Congo Basin*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 19–37. https://doi.org/10.1007/978-3-642-29482-2_2
- Deb, D., Deb, S., Chakraborty, D., Singh, J.P., Singh, A.K., Dutta, P. & Choudhury, A., 2022. Aboveground biomass estimation of an agro-pastoral ecology in semi-arid Bundelkhand region of India from Landsat data: a comparison of support vector machine and traditional regression models. *Geocarto International*, 37(4), 1043–1058. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1756461>
- Decrée, S., De Putter, T., 2010. Le secteur minier de la République Démocratique du Congo à la croisée des chemins. In *Proceedings of the Colloque International « La quête des ressources en Afrique centrale -2 »*. Tervuren, Belgium.
- Delgado, R. & Tibau, X.-A., 2019. Why Cohen’s Kappa should be avoided as performance measure in classification. *PLOS ONE*, 14(9), e0222916. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0222916>
- Demol, M., Aguilar-Amuchastegui, N., Bernotaite, G., Disney, M., Duncanson, L., Elmendorp, E., Espejo, A., Furey, A., Hancock, S., Hansen, J., Horsley, et al., 2024. Multi-scale lidar measurements suggest miombo woodlands contain substantially more carbon than thought. *Communications Earth & Environment*, 5, 1–11. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01448-x>
- Depicker, A., Jacobs, L., Mboga, N., Smets, B., Van Rompaey, A., Lennert, M., Wolff, E., Kervyn, F., Michellier, C., Dewitte, O. & Govers, G., 2021. Historical dynamics of landslide risk from population and forest-cover changes in the Kivu Rift. *Nature Sustainability*, 4(11), 965–974. <https://doi.org/10.1038/s41893-021-00757-9>
- Derebe, B. & Alemu, A., 2023. Non-timber forest product types and its income contribution to rural households in the Horn of Africa: a systematic review. *Forest Science and Technology*, 19(3), 210–220. <https://doi.org/10.1080/21580103.2023.2231963>
- Desai, S., Mattoo, M., Deshpande, A.M., Dey, A. & Akiwate, S., 2024. Vegetation Change Detection Through NDVI Analysis Using Landsat-8 Data. *2024 4th International Conference on Computer, Communication, Control & Information Technology (C3IT)*, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/C3IT60531.2024.10829460>
- Dettori, J.R. & Norvell, D.C., 2020. Kappa and beyond: is there agreement? *Global spine journal*, 10(4), 499–501.
- Deweese, P.A., Campbell, B.M., Katerere, Y., Siteo, A., Cunningham, A.B., Angelsen, A. & Wunder, S., 2010. Managing the Miombo Woodlands of Southern Africa: Policies, Incentives and Options for the Rural Poor. *Journal of Natural Resources Policy Research*, 2(1), 57–73. <https://doi.org/10.1080/19390450903350846>

- Dibwe, dia M.D., 2009. *Lubumbashi, ville industrielle attractive et repulsive (1 91 0-2008)*. Presented at the II Congreso Internacional de Desarrollo Humano, La Ciudad Sostenible, Los restos de la Pobreza Urbana, Madrid.
- Dieudonne, R., Pale, M., TchimaJacob, M., Sounya, J.B., Bethlehem, I., Sago, I., Tchobsala & Adamou, I., 2023. Effect of Human Activities on the Degradation of Vegetation Cover in the Sudano-Guinean Savannas of Adamaoua, Cameroon. *Ecology and Evolutionary Biology*, 8(3), 55–66. <https://doi.org/10.11648/j.eeb.20230803.12>
- Ding, Y., Zang, R., Lu, X. & Huang, J., 2017. The impacts of selective logging and clear-cutting on woody plant diversity after 40 years of natural recovery in a tropical montane rain forest, south China. *Science of The Total Environment*, 579, 1683–1691. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.11.185>
- Doggart, N., Morgan-Brown, T., Lyimo, E., Mbilinyi, B., Meshack, C.K., Sallu, S.M. & Spracklen, D.V., 2020. Agriculture is the main driver of deforestation in Tanzania. *Environmental Research Letters* 15(3), 034028. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab6b35>
- Doss, C.R. & Doss, C., 2006. Analyzing technology adoption, challenges and limitations of micro studies. *Agricultural economics*, 34(3), 207–219.
- Doumenge, C., 2021. *Protection de la biodiversité: retour sur l'évolution des « aires protégées » dans le monde*. The Conversation. <http://theconversation.com/protection-de-la-biodiversite-retour-sur-levolution-des-aires-protgees-dans-le-monde-167495>.
- Doyog, N.D., Lumbres, R.I.C., Calora Jr., F.G., Pampolina, N.M., Gamboa, M.D., Chichioco, D.S. & Lee, Y.J., 2021. Nonlinear Height-DBH Model Analysis For Three Tropical Tree Species In Mt. Makiling, Philippines. *Journal of Sustainable Forestry*, 40(5), 491–507. <https://doi.org/10.1080/10549811.2020.1775653>
- Dubiez, É. & Louppe, D., 2013. *Quand la ville mange la forêt : les défis du bois-énergie en Afrique centrale*. Editions Quae.
- Dudley, N., 2008. *Lignes directrices pour l'application des catégories de gestion aux aires protégées*. IUCN.
- Dumont, E.S., Bonhomme, S., Sinclair, F., 2015. *Guide Technique d'Agroforesterie Pour la Selection et la Gestion des Arbres au Nord-Kivu - République Démocratique du Congo (RDC)*. The World Agroforestry Centre PO Box 30677-00100 Nairobi, Kenya.
- Dupin, L., Nkono, C., Burlet, C., Muhashi, F. & Vanbrabant, Y., 2013. Land Cover Fragmentation Using Multi-Temporal Remote Sensing on Major Mine Sites in Southern Katanga (Democratic Republic of Congo). *Advances in Remote Sensing*, 2(2), 127–139. <https://doi.org/10.4236/ars.2013.22017>
- Dupuis, C., Lejeune, P., Michez, A. & Fayolle, A., 2020. How Can Remote Sensing Help Monitor Tropical Moist Forest Degradation?—A Systematic Review. *Remote Sensing*, 12(7), 1087. <https://doi.org/10.3390/rs12071087>
- Dutra, D.J., Elmiro, M.A.T., Garcia, R.A., 2022. Comparative analysis of methods applied in vegetation cover delimitation using Landsat 8 images. *Sociedade & Natureza* 32, 732–744. <https://doi.org/10.14393/SN-v32-2020-56139>
- Dutt, S. & Kunz, M., 2024. Landscape metrics of the Brusy Commune before and after wind-storm: an assessment of the extent of changes based on Landsat-8 data. *Bulletin of Geography. Physical Geography Series*, 26, 19–33. <https://doi.org/10.12775/bgeo-2024-0002>
- Eastman, J.R. & Toledano, J., 2018. A Short Presentation of CA_MARKOV, in: Camacho Olmedo, M.T., Paegelow, M., Mas, J.-F. & Escobar, F. (Eds.), *Geomatic Approaches for*

- Modeling Land Change Scenarios*. Springer International Publishing, Cham, pp. 481–484. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60801-3_33
- Eba'a Atyi, R., Gourlet-Fleury, S., Sufo Kankeu, R., Amiel, F., Guizol, P. & Couteron, P., 2021. *Forêt et déforestation : Définitions, seuils et conséquences*. CIFOR.
- Eba'a Atyi, R., Hiol Hiof, F., Lescuyer, G., Mayaux, P., Defourny, P., Bayol, N., Saracco, F., Pokem, D., Sufo Kankeu, R. & Nasi, R., 2022. *Les forêts du bassin du Congo : État des Forêts 2021*. Center for International Forestry Research (CIFOR). <https://doi.org/10.17528/cifor/008565>
- Edwards, D.P., Socolar, J.B., Mills, S.C., Burivalova, Z., Koh, L.P. & Wilcove, D.S., 2019. Conservation of Tropical Forests in the Anthropocene. *Current Biology*, 29(19), 1008–1020. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2019.08.026>
- Egarter Vigl, L., Marsoner, T., Schirpke, U., Tscholl, S., Candiago, S., Depellegrin, D., 2021. A multi-pressure analysis of ecosystem services for conservation planning in the Alps. *Ecosystem Services*, 47, 101230. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2020.101230>
- Egerton, F.N., 2013. History of Ecological Sciences, Part 47: Ernst Haeckel's Ecology. *Bulletin of the Ecological Society of America*, 94(3), 222–244.
- Ekumah, B., 2024. Productive forces and the contradictions of capitalist agriculture: agroecology as a sustainable alternative in Sub-Saharan Africa. *Discover Sustainability*, 5(1), 1–14. <https://doi.org/10.1007/s43621-024-00684-7>
- Ellis, E.C., 2021. Land Use and Ecological Change: A 12,000-Year History. *Annual Review of Environment and Resources*, 46(1), 1–33. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-012220-010822>
- Eşbah, H., Erdoğan, M.A. & Tanrıöver, A.A., 2011. Cellular automata-Markov chain and landscape metrics for landscape planning. *A|Z Itü Journal of the Faculty of Architecture*, 8(2), 63–79.
- Estoque, R.C. & Murayama, Y., 2015. Classification and change detection of built-up lands from Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS imageries: A comparative assessment of various spectral indices. *Ecological Indicators*, 56, 205–217. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.03.037>
- Fagan, M.E., DeFries, R.S., Sesnie, S.E., Arroyo-Mora, J.P. & Chazdon, R.L., 2016. Targeted reforestation could reverse declines in connectivity for understory birds in a tropical habitat corridor. *Ecological Applications* 26(5), 1456–1474. <https://doi.org/10.1890/14-2188>
- FAO, 2010. *Global Forest Resources Assessment. Terms and Definitions (Forest Resources Assessment Programme)*. Working Paper 144/E., FAO, Rome, Italy.
- FAO, 2012. *FRA 2015 Termes et Définitions, document de travail de l'évaluation des ressources forestières*. FAO, Rome, Italie.
- FAO, 2020. *Global Forest Resources Assessment 2020*. FAO, Rome, Italy. <https://doi.org/10.4060/ca9825en>
- FAO, 2021. *Évaluation des ressources forestières mondiales 2020*. FAO, Rome, Italie.
- FAO, 2022a. *FAOSTAT* [WWW Document]. URL <https://www.fao.org/faostat/en/#data/FO>.
- FAO, 2022b. *La Situation des forêts du monde 2022*. FAO, Rome, Italie.
- FAO & UNEP, 2020. *The State of the World's Forests 2020: Forest, biodiversity and people*. FAO and UNEP, Rome, Italy.

- Fargeot, C., 2013. *La chasse commerciale en Afrique centrale : une menace pour la biodiversité ou une activité économique durable ? Le cas de la République Centrafricaine*. Thèse de doctorat, UPV, République Centrafricaine.
- Farina, A., 2006. *Principles and methods in landscape ecology, Landscape Series*. Springer, Berlin/Heidelberg, Germany. <https://doi.org/10.1007/978-1-4020-5535-5>
- Farina, A., 2012. *Landscape Ecology in Action*. Springer Science & Business Media.
- Feldhaar, H. & Lach, L., 2020. Introduced and Invasive Species. In: Starr, C.K. (Ed.), *Encyclopedia of Social Insects*. Springer International Publishing. Cham, pp. 1–10. https://doi.org/10.1007/978-3-319-90306-4_66-1
- Ferraro, P.J., Lawlor, K., Mullan, K.L., Pattanayak, S.K., 2012. Forest Figures: Ecosystem Services Valuation and Policy Evaluation in Developing Countries. *Review of Environmental Economics and Policy*, 6(1), 20–44. <https://doi.org/10.1093/reep/rer019>
- Ferreira, C.S.S., Kalantari, Z., Seifollahi-Aghmiuni, S., Ghajarnia, N., Rahmati, O. & Solomun, M.K., 2021. Chapter 21 - Rainfall-runoff-erosion processes in urban areas, in: Rodrigo-Comino, J. (Ed.), *Precipitation*. Elsevier, pp. 481–498. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822699-5.00018-5>
- Feurdean, A., Florescu, G., Vannière, B., Tanțău, I., O'Hara, R.B., Pfeiffer, M., Hutchinson, S.M., Galka, M., Moskal-del Hoyo, M. & Hickler, T., 2017. Fire has been an important driver of forest dynamics in the Carpathian Mountains during the Holocene. *Forest Ecology and Management*, 389, 15–26. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.11.046>
- Fichera, C.R., Modica, G. & Pollino, M., 2012. Land Cover classification and change-detection analysis using multi-temporal remote sensed imagery and landscape metrics. *European Journal of Remote Sensing*, 45(1), 1–18. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20124501>
- Finger, C.A.G., Costa, E.A., Hess, A.F., Liesenberg, V. & Bispo, P. da C., 2023. Simulating Sustainable Forest Management Practices Using Crown Attributes: Insights for *Araucaria angustifolia* Trees in Southern Brazil. *Forests*, 14(7), 1285. <https://doi.org/10.3390/f14071285>
- Fisher, J., Allen, S., Woomer, A., Crawford, A., 2023. Protected areas under pressure: An online survey of protected area managers regarding social and environmental conservation target attainment and stakeholder conflicts. *World Development Sustainability*, 3, 100084. <https://doi.org/10.1016/j.wds.2023.100084>
- FISRWG, 1998. *Stream corridor restoration: principles, processes, and practices*. By the Federal Interagency Stream Restoration Working Group (FISRWG). United States Department of Agriculture, Washington, DC. GPO Item No. 0120-A; SuDocs No. A 57.6/2: EN 3/PT 653.
- Flight, L. & Julious, S.A., 2015. The disagreeable behaviour of the kappa statistic. *Pharmaceutical Statistics*, 14(1), 74–78. <https://doi.org/10.1002/pst.1659>
- Foga, S., Scaramuzza, P.L., Guo, S., Zhu, Z., Dilley, R.D., Beckmann, T., Schmidt, G.L., Dwyer, J.L., Joseph Hughes, M., Laue, B., 2017. Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. *Remote Sensing of Environment*, 194, 379–390. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.026>
- Foli, S., Reed, J., Clendenning, J., Petrokofsky, G., Padoch, C., Sunderland, T., 2014. To what extent does the presence of forests and trees contribute to food production in humid and dry forest landscapes?: a systematic review protocol. *Environmental Evidence*, 3, 15. <https://doi.org/10.1186/2047-2382-3-15>
- Foody, G.M., 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185–201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)

- Foody, G.M., 2023. Remote sensing in landscape ecology. *Remote Sensing of Environment*, 38(11), 2711–2716. <https://doi.org/10.1007/s10980-023-01753-4>
- Forman, R.T.T. & Godron, M., 1981. Patches and Structural Components for A Landscape Ecology. *BioScience*, 31(10), 733–740. <https://doi.org/10.2307/1308780>
- Forman, R.T.T. & Godron, M., 1986. *Landscape Ecology*. Wiley, New York, NY, USA.
- Forman, R.T.T., 1995. Some general principles of landscape and regional ecology. *Landscape Ecology*, 10(3), 133–142. <https://doi.org/10.1007/BF00133027>
- Fotheringham, S. & Rogerson, P., 2013. *Spatial Analysis And GIS*. CRC Press, London.
- Fotio, J.B., Tabi, H.N., Kamdem, C.B. & Djoumessi, Y., 2023. Croissance démographique et développement durable : Cas des pays du Bassin du Congo: Population growth and sustainable development: Case of Congo Basin countries. *Revue Africaine d'Environnement et d'Agriculture*, 6(3), 1–10. <https://doi.org/10.4314/rafea.v6i3.1>
- Frazier, A.E., Kedron, P., 2017. Landscape Metrics: Past Progress and Future Directions. *Current Landscape Ecology Reports*, 2(3), 63–72. <https://doi.org/10.1007/s40823-017-0026-0>
- Friedl, M.A., Woodcock, C.E., Olofsson, P., Zhu, Z., Loveland, T., Stanimirova, R., Arevalo, P., Bullock, E., Hu, K.-T., Zhang, Y., Turlej, K., et al., 2022. Medium Spatial Resolution Mapping of Global Land Cover and Land Cover Change Across Multiple Decades From Landsat. *Frontiers in Remote Sensing*, 3, 894571. <https://doi.org/10.3389/frsen.2022.894571>
- Frost, P., 1996. The Ecology of Miombo Woodlands. In: Campbell, B. (Ed.), *The Miombo in Transition: Woodlands and Welfare in Africa*. Center for International Forestry Research, Bogor, Indonesia, pp. 11–57.
- Gagniac, P.A., 2017. *Markov Chains: From Theory to Implementation and Experimentation*. John Wiley & Sons.
- Gao, Y., Skutsch, M., Paneque-Gálvez, J., Ghilardi, A., 2020. Remote sensing of forest degradation. A review. *Environmental Research Letters*, 15(10), 103001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abaad7>
- Garzanti, E., Pastore, G., Resentini, A., Vezzoli, G., Vermeesch, P., Ncube, L., Niekerk, H.J.V., Jouet, G. & Dall'Asta, M., 2021. The Segmented Zambezi Sedimentary System from Source to Sink: 1. Sand Petrology and Heavy Minerals. *The Journal of Geology*, 129(4), 343–369. <https://doi.org/10.1086/715792>
- Ghosh, S., Das, T.K., Shivay, Y.S., Bhatia, A., Sudhishri, S. & Yeasin, M., 2022. Impact of Conservation Agriculture on Wheat Growth, Productivity and Nutrient Uptake in Maize–Wheat–Mungbean System. *International Journal of Bio-resource and Stress Management*, 13, 422–429.
- Giliba, R.A., Boon, E.K., Kayombo, C.J., Musamba, E.B., Kashindye, A.M. & Shayo, P.F., 2011a. Species Composition, Richness and Diversity in Miombo Woodland of Bereku Forest Reserve, Tanzania. *Journal of Biodiversity*, 2(1), 1–7. <https://doi.org/10.1080/09766901.2011.11884724>
- Giliba, R.A., Mafuru, C.S., Paul, M., Kayombo, C.J., Kashindye, A.M., Chirenje, L.I. & Musamba, E.B., 2011b. Human Activities Influencing Deforestation on Meru Catchment Forest Reserve, Tanzania. *Journal of Human Ecology*, 33(1), 17–20. <https://doi.org/10.1080/09709274.2011.11906344>
- Giljum, S., Maus, V., Kuschnig, N., Luckeneder, S., Tost, M., Sonter, L.J. & Bebbington, A.J., 2022. A pantropical assessment of deforestation caused by industrial mining. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(38), e2118273119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2118273119>

- Gillet, P., Vermeulen, C., Feintrenie, L., Dessard, H. & Garcia, C., 2016. Quelles sont les causes de la déforestation dans le bassin du Congo ? Synthèse bibliographique et études de cas. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement*, 20(2), 183–194.
- Girel, J., 2006. Quand le passé éclaire le présent : écologie et histoire du paysage. *Géocarrefour*, 81(4), 249–264. <https://doi.org/10.4000/geocarrefour.1622>
- Gliessman, S., 2018. Defining Agroecology. *Agroecology and Sustainable Food Systems*, 42(6), 599–600. <https://doi.org/10.1080/21683565.2018.1432329>
- Godlee, J.L., Gonçalves, F.M., Tchamba, J.J., Chisingui, A.V., Muledi, J.I., Shutcha, M.N., Ryan, C.M., Brade, T.K. & Dexter, K.G., 2020. Diversity and Structure of an Arid Woodland in Southwest Angola, with Comparison to the Wider Miombo Ecoregion. *Diversity*, 12(4), 140. <https://doi.org/10.3390/d12040140>
- Gomes, A.L., Revermann, R., Meller, P., Gonçalves, F.M.P., Aidar, M.P.M., Lages, F. & Finckh, M., 2021. Functional traits and symbiotic associations of geoxyles and trees explain the dominance of detarioid legumes in miombo ecosystems. *New Phytologist*, 230(2), 510–520. <https://doi.org/10.1111/nph.17168>
- Gonçalves, F.M.P., Revermann, R., Gomes, A.L., Aidar, M.P.M., Finckh, M. & Juergens, N., 2017. Tree Species Diversity and Composition of Miombo Woodlands in South-Central Angola: A Chronosequence of Forest Recovery after Shifting Cultivation. *International Journal of Forestry Research*, 2017(1), e6202093. <https://doi.org/10.1155/2017/6202093>
- Gonçalves, F.M.P., Revermann, R., Cachissapa, M.J., Gomes, A.L. & Aidar, M.P.M., 2018. Species diversity, population structure and regeneration of woody species in fallows and mature stands of tropical woodlands of southeast Angola. *Journal of Forestry Research*, 29(6), 1569–1579. <https://doi.org/10.1007/s11676-018-0593-x>
- Gonçalves, F.M.P., Chisingui, A.V., Luís, J.C., Rafael, M.F.F., Tchamba, J.J., Cachissapa, M.J., Caluvino, I.M.C., Bambi, B.R., Alexandre, J.L.M., Chisingui, M.D.G. et al., 2021. First vegetation-plot database of woody species from Huíla province, SW Angola. *Vegetation Classification and Survey*, 2, 109–116. <https://doi.org/10.3897/VCS/2021/68916>
- Gondwe, M.F., Cho, M.A., Chirwa, P.W. & Geldenhuys, C.J., 2019. Land use land cover change and the comparative impact of co-management and government-management on the forest cover in Malawi (1999-2018). *Journal of Land Use Science*, 14(4-6), 281–305. <https://doi.org/10.1080/1747423X.2019.1706654>
- Gonzalez, M.E. & Ahtziri, 2018. *Droits en RDC : Quels sont les obstacles ?* CIFOR-ICRAF Forests News. <https://forestsnews.cifor.org/57434/droits-en-rdc-quels-sont-les-obstacles?fnl=en>.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. & Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gotore, T., Muchawona, A., Murepa, R., Tembani, M., Mutete, P., Muchena, R. & Mujuru, L., 2019. *Drivers of deforestation and forest degradation in Zimbabwe*. STZNDC Report: Government of Zimbabwe/UNDP.
- Gotore, T., Ndagurwa, H.G.T., Kativu, S., Gautier, D. & Gazull, L., 2021. Woody plant assemblage and the structure of miombo woodland along a disturbance gradient in Hurungwe, Zambezi Valley, Zimbabwe. *Journal of Forestry Research*, 32(5), 1867–1877. <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01242-3>
- Gould, W.A., Álvarez-Berrios, N.L., Parrotta, J.A. & McGinley, K., 2024. Chapter 10 - Climate change and tropical forests, in: McNulty, S.G. (Ed.), *Future Forests*. Elsevier, pp. 203–219. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90430-8.00012-5>

- Green, J.M.H., Larrosa, C., Burgess, N.D., Balmford, A., Johnston, A., Mbilinyi, B.P., Platts, P.J. & Coad, L., 2013. Deforestation in an African biodiversity hotspot: Extent, variation and the effectiveness of protected areas. *Biological Conservation*, 164, 62–72. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2013.04.016>
- Greenacre, M., Groenen, P.J.F., Hastie, T., D'Enza, A.I., Markos, A. & Tuzhilina, E., 2022. Principal component analysis. *Nature Reviews Methods Primers*, 2(1), 1–21. <https://doi.org/10.1038/s43586-022-00184-w>
- Grimm, N.B., Foster, D., Groffman, P., Grove, J.M., Hopkinson, C.S., Nadelhoffer, K.J., Pataki, D.E. & Peters, D.P., 2008. The changing landscape: ecosystem responses to urbanization and pollution across climatic and societal gradients. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 6(5), 264–272. <https://doi.org/10.1890/070147>
- Groupe Huit, 2009. *Elaboration du Plan Urbain de Référence de Lubumbashi*. Rapport Final. Groupe Huit, Montrouge, France.
- Groven, R. & Niklasson, M., 2005. Anthropogenic impact on past and present fire regimes in a boreal forest landscape of southeastern Norway. *Canadian Journal of Forest Research*, 35(11), 2719–2726. <https://doi.org/10.1139/x05-186>
- Guérin-Turcq, A., 2023. *Les forêts dans le monde, des milieux anthropisés : un état des lieux*. Géoconfluences. URL <https://geoconfluences.ens-lyon.fr/informations-scientifiques/dossiers-thematiques/changement-global/articles-scientifiques/forets-dans-le-monde>.
- Gupta, B. & Mishra, T.K., 2019. Analysis of tree diversity and factors affecting natural regeneration in fragmented dry deciduous forests of lateritic West Bengal. *Tropical Ecology*, 60(3), 405–414. <https://doi.org/10.1007/s42965-019-00039-8>
- Gupta, R., Zuquim, G. & Tuomisto, H., 2024. Seamless Landsat-7 and Landsat-8 data composites covering all Amazonia. *Data Brief*, 57, 111034. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2024.111034>
- Gupta, S.R., Dagar, J.C., Sileshi, G.W. & Chaturvedi, R.K., 2023. Agroforestry for Climate Change Resilience in Degraded Landscapes. In: Dagar, J.C., Gupta, S.R. & Sileshi, G.W. (Eds.), *Agroforestry for Sustainable Intensification of Agriculture in Asia and Africa*. Springer Nature, Singapore, pp. 121–174. https://doi.org/10.1007/978-981-19-4602-8_5
- Gutiérrez-Granados, G., Leon-Villagas, R.I., Rodriguez-Moreno, A. & Caotes, R., 2018. Loss of Connectivity in a Highly Fragmented Tropical Landscape: Use of Ecological Processes as Functional Indicators of Biodiversity Decline. *Biodiversity International Journal*, 2(1), 48–56. <https://doi.org/10.15406/bij.2018.02.00039>
- Gutman, G., Skakun, S. & Gitelson, A., 2021. Revisiting the use of red and near-infrared reflectances in vegetation studies and numerical climate models. *Science of Remote Sensing*, 4, 100025. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100025>
- Gweba, J., Mbalawata, I., 2023. *Time Series Analysis of Economic Factors Influencing Deforestation in Tanzania*. <https://doi.org/10.22457/jmi.v24a06218>
- Hakizimana, P., Bangirimana, F., Havyarimana, F., Habonimana, B. & Bogaert, J., 2011. Analyse de l'effet de la structure spatiale des arbres sur la régénération naturelle de la forêt claire de Rumonge au Burundi. *Bulletin scientifique de l'Institut national pour l'environnement et la conservation de la nature*, 9, 46–52.
- Hansen, M.C., Potapov, P.V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S.A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S.V., Goetz, S.J., Loveland, T.R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C.O. & Townshend, J.R.G., 2013. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 342, 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>

- Hansen, M.C., Wang, L., Song, X.-P., Tyukavina, A., Turubanova, S., Potapov, P.V., Stehman, S.V., 2020. The fate of tropical forest fragments. *Science Advances*, 6(11), eaax8574. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aax8574>
- Hasan, S.S., Zhen, L., Miah, Md.G., Ahamed, T., Samie, A., 2020. Impact of land use change on ecosystem services: A review. *Environmental Development*, 34, 100527. <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2020.100527>
- Hasnat, G.N.T., Hossain, M.K., 2020. Global Overview of Tropical Dry Forests. *Handbook of Research on the Conservation and Restoration of Tropical Dry Forests*. IGI Global Scientific Publishing, pp. 1–23. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-0014-9.ch001>
- Havyarimana, F., Masharabu, T., Kouao, J.K., Bamba, I., Nduwarugira, D., Bigendako, M.-J., Hakizimana, P., Mama, A., Bangirirama, F., Banyankimbona, G., Bogaert, J. & De Canniere, C., 2017. The forest spatial dynamics in the Bururi forest nature reserve, Burundi. *Tropicultura*, 35(3), 158-172.
- He, H.S., 2020. Landscape Dynamics, Disturbance, and Succession, in: *Landscape and Land Capacity*. CRC Press.
- He, Q., Meng, Q., Flatley, W. & He, Y., 2022. Examining the Effects of Agricultural Aid on Forests in Sub-Saharan Africa: A Causal Analysis Based on Remotely Sensed Data of Sierra Leone. *Land*, 11(5), 668. <https://doi.org/10.3390/land11050668>
- Heimann, V., Spruck, A. & Kaup, A., 2022. Jointly Resampling and Reconstructing Corrupted Images for Image Classification using Frequency-Selective Mesh-to-Grid Resampling. *2022 IEEE 24th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/MMSP55362.2022.9949143>
- Hein, S., Pfenning, B., Hovestadt, T. & Poethke, H.-J., 2004. Patch density, movement pattern, and realised dispersal distances in a patch-matrix landscape—a simulation study. *Ecological Modelling*, 174(4), 411–420. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2003.10.005>
- Heinken, T., Diekmann, M., Liira, J., Orczewska, A., Schmidt, M., Brunet, J., Chytrý, M., Chabrierie, O., Decocq, G., De Frenne, P. et al., 2022. The European Forest Plant Species List (EuForPlant): Concept and applications. *Journal of Vegetation Science*, 33(3), e13132. <https://doi.org/10.1111/jvs.13132>
- Hemati, M., Hasanlou, M., Mahdianpari, M. & Mohammadimanesh, F., 2021. A Systematic Review of Landsat Data for Change Detection Applications: 50 Years of Monitoring the Earth. *Remote Sensing*, 13(15), 2869. <https://doi.org/10.3390/rs13152869>
- Herbei, M.V., Popescu, C.A., Bertici, R., Şmuleac, A. & Popescu, G., 2016. Processing and Use of Satellite Images in Order to Extract Useful Information in Precision Agriculture. *Bulletin of University of Agricultural Sciences and Veterinary Medicine Cluj-Napoca. Agriculture*, 73, 238. <https://doi.org/10.15835/buasvmcn-agr:12442>
- Hermans-Neumann, K., Gerstner, K., Geijzenborffer, I.R., Herold, M., Seppelt, R. & Wunder, S., 2016. Why do forest products become less available? A pan-tropical comparison of drivers of forest-resource degradation. *Environmental Research Letters*, 11(12), 125010. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/12/125010>
- Herold, M., Scepan, J. & Clarke, K.C., 2002. The Use of Remote Sensing and Landscape Metrics to Describe Structures and Changes in Urban Land Uses. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 34(8), 1443–1458. <https://doi.org/10.1068/a3496>
- Herzog, F., Lausch, A., Müller, E., Thulke, H.-H., Steinhardt, U. & Lehmann, S., 2001. Landscape Metrics for Assessment of Landscape Destruction and Rehabilitation. *Environmental Management*, 27(1), 91–107. <https://doi.org/10.1007/s002670010136>

- Hessenmöller, D., Elsenhans, A.-S. & Schulze, E.D., 2013. Sampling forest tree regeneration with a transect approach. *Annals of Forest Research*, 56(1), 3–14. <https://doi.org/10.15287/afr.2013.30>
- Hick, A., Hallin, M., Tshibungu, A. & Mahy, G., 2018. La place de l'arbre dans les systèmes agricoles de la région de Lubumbashi, in: Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Presses Universitaires de Liège – Agronomie-Gembloux, Gembloux, Belgique, pp. 111-123.
- Hill, M., 2024. *Vast African Forests Store Twice as Much Carbon as Previously Thought*. BNN Bloomberg. <https://www.bnnbloomberg.ca/investing/commodities/2024/07/10/vast-african-forests-store-twice-as-much-carbon-as-previously-thought/> (accessed 12.12.24).
- Hirche, A., Salamani, M., BOUGHANI, M., Ratiba, H., Zina, K., Slimani, H. & Nedjraoui, D., 2015. *Guide technique écologie pour la collecte, l'analyse des données et le calcul des indicateurs écologiques suivant l'approche harmonisée*. Observatoire du Sahara et du Sahel, OSS, Tunis.
- Hirst, C.N. & Jackson, D.A., 2007. Reconstructing community relationships: the impact of sampling error, ordination approach, and gradient length. *Diversity and Distributions*, 13(4), 361–371. <https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2007.00307.x>
- Hlatwayo, D., 2023. *Zimbabwe tries to mitigate tobacco deforestation*. Dialogue Earth. <https://dialogue.earth/en/forests/zimbabwe-tries-to-mitigate-tobacco-deforestation/> (accessed 12.12.24).
- HLPE, 2017. *Sustainable Forestry for Food Security and Nutrition*. A report by the high level panel of experts on food security and nutrition of the committee on World Food Security. Rome, Italy.
- Holl, K.D., Aide, T.M., 2011. When and where to actively restore ecosystems? *Forest Ecology and Management*, 261(10), 1558–1563. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2010.07.004>
- Houet, T., Verburg, P.H., Loveland, T.R., 2010. Monitoring and modelling landscape dynamics. *Landscape Ecology*, 25, 163–167. <https://doi.org/10.1007/s10980-009-9417-x>
- Hua, J., Chen, G., Yu, L., Ye, Q., Jiao, H. & Luo, X., 2021. Improved Mapping of Long-Term Forest Disturbance and Recovery Dynamics in the Subtropical China Using All Available Landsat Time-Series Imagery on Google Earth Engine Platform. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 2754–2768. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3058421>
- Hubau, W., Lewis, S.L., Phillips, O.L., Affum-Baffoe, K., Beekman, H., Cuní-Sánchez, A., Daniels, A.K., Ewango, C.E.N., Fauset, S., Mukinzi, J.M., et al., 2020. Asynchronous carbon sink saturation in African and Amazonian tropical forests. *Nature*, 579(7797), 80–87. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2035-0>
- Hubert-Moy, L., Cotonnec, A., Le Du, L., Chardin, A. & Perez, P., 2001. A Comparison of Parametric Classification Procedures of Remotely Sensed Data Applied on Different Landscape Units. *Remote Sensing of Environment*, 75(2), 174–187. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00165-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00165-6)
- Huechacona-Ruiz, A.H., Dupuy, J.M., Schwartz, N.B., Powers, J.S., Reyes-García, C., Tun-Dzul, F. & Hernández-Stefanoni, J.L., 2020. Mapping Tree Species Deciduousness of Tropical Dry Forests Combining Reflectance, Spectral Unmixing, and Texture Data from High-Resolution Imagery. *Forests*, 11(11), 1234. <https://doi.org/10.3390/f11111234>

- Huggins, C., 2021. Overlaps, Overestimates and Oversights: Understanding Domestic and Foreign Factors in the Land Rush in the Democratic Republic of the Congo, in: Cochrane, L. & Andrews, N. (Eds.), *The Transnational Land Rush in Africa: A Decade After the Spike*. Springer International Publishing, Cham, pp. 235–260. https://doi.org/10.1007/978-3-030-60789-0_10
- Ickowitz, A., Slayback, D., Asanzi, P. & Nasi, R., 2015. *Agriculture and deforestation in the Democratic Republic of the Congo: A synthesis of the current state of knowledge, Occasional Paper 119*. ed. CIFOR, Bogor, Indonesia.
- Ihmezie, E.J., Albaladejo-García, J.A., Stringer, L.C. & Dallimer, M., 2023. Integrating biocultural conservation and sociocultural valuation in the management of sacred forests: What values are important to the public? *People and Nature*, 5(6), 2074–2092. <https://doi.org/10.1002/pan3.10542>
- Ilunga, M.J., Bauman, D., Drouet, T., Vleminckx, J., Jacobs, A., Lejoly, J., Meerts, P. & Shutcha, M.N., 2017. Fine-scale habitats influence tree species assemblage in a miombo forest. *Journal of Plant Ecology*, 10(6), 958–969. <https://doi.org/10.1093/jpe/rtw104>
- Ilunga, M.J., drouet, T., Lejolly, J., Ngongo, L.M., Ngoy, S.M. & Meerts, P., 2018. Les dispositifs permanents du « Sanctuaire Mikembo » (Haut-Katanga), des outils pour le monitoring de la forêt claire katangaise anthropisée. In: Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgique, pp. 101–109.
- Imam, E., 2019. Remote Sensing and GIS Module: Colour Composite Images and Visual Image Interpretation. *Remote Sensing and GIS*. https://www.researchgate.net/publication/330383212_Remote_Sensing_and_GIS_Module_Colour_Composite_Images_and_Visual_Image_Interpretation
- Imorou, I.T., Arouna, O., Zakari, S., Djaouga, M., Thomas, O., Kinmadon, G., 2019. Évaluation de la déforestation et de la dégradation des forêts dans les aires protégées et terroirs villageois du bassin cotonnier du Bénin. *Conférence OSFACO : Des images satellites pour la gestion durable des territoires en Afrique, Mar 2019, Cotonou, Bénin. fffhal-02189556*, 1–25.
- Inatimi, S.A., 2023. The Need to Conserve and Protect Forest Resources: African Perspective. In: Izah, S.C. & Ogwu, M.C. (Eds.), *Sustainable Utilization and Conservation of Africa's Biological Resources and Environment*. Springer Nature, Singapore, pp. 203–233. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6974-4_8
- Inogwabini, B.-I., Ilambu, O. & Gbanzi, M.A., 2005. Protected Areas of the Democratic Republic of Congo. *Conservation Biology*, 19, 15–22. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00181.x>
- Inogwabini, B.-I., 2020a. Protected Areas: Defining the Optimum Law Enforcement Resources. In: Inogwabini, B.-I. (Ed.), *Reconciling Human Needs and Conserving Biodiversity: Large Landscapes as a New Conservation Paradigm: The Lake Tumba, Democratic Republic of Congo*. Springer International Publishing, Cham, pp. 315–325. https://doi.org/10.1007/978-3-030-38728-0_22
- Inogwabini, B.-I., 2020b. Setting Habitats Aside for Biodiversity Conservation. In: Inogwabini, B.-I. (Ed.), *Reconciling Human Needs and Conserving Biodiversity: Large Landscapes as a New Conservation Paradigm: The Lake Tumba, Democratic Republic of Congo*. Springer International Publishing, Cham, pp. 307–314. https://doi.org/10.1007/978-3-030-38728-0_21
- Iverson, L., Echeverria, C., Nahuelhual, L. & Luque, S., 2014. Ecosystem services in changing landscapes: An introduction. *Landscape Ecology* 29(2), 181–186. <https://doi.org/10.1007/s10980-014-9993-2>

- Jactel, H., Koricheva, J. & Castagneyrol, B., 2019. Responses of forest insect pests to climate change: not so simple. *Current Opinion in Insect Science*, 35, 103–108. <https://doi.org/10.1016/j.cois.2019.07.010>
- Jahromi, M. N., Jahromi, M. N., Zolghadr-Asli, B., Pourghasemi, H. R., & Alavipanah, S. K. (2021). Google Earth Engine and Its Application in Forest Sciences. In: P. K. Shit, H. R. Pourghasemi, P. Das, & G. S. Bhunia (Éds.), *Spatial Modeling in Forest Resources Management: Rural Livelihood and Sustainable Development*. Springer International Publishing, Cham, pp. 629–649. https://doi.org/10.1007/978-3-030-56542-8_27
- Jardim, F.C.D.S., 2015. Natural re generation in tropical forests. *Revista de Ciências Agrárias - Amazon Journal of Agricultural and Environmental Sciences* 58 (1), 105–113. <https://doi.org/10.4322/rca.1676>
- Jayanthi, M., Duraisamy, M., Thirumurthy, S., Samynathan, M. & Muralidhar, M., 2021. Dynamics of land-use changes and their future trends using spatial analysis and the CA-Markov model—A case-study with a special emphasis on aquaculture development in India. *Land Degradation & Development*, 32(8), 2563–2579. <https://doi.org/10.1002/ldr.3917>
- Jew, E.K.K., Dougill, A.J., Sallu, S.M., O’Connell, J. & Benton, T.G., 2016. Miombo woodland under threat: Consequences for tree diversity and carbon storage. *Forest Ecology and Management*, 361, 144–153. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.11.011>
- Jhariya, M.K., Banerjee, A., Meena, R.S. & Yadav, D.K., 2019. Agriculture, Forestry and Environmental Sustainability: A Way Forward. In: Jhariya, M.K., Banerjee, A., Meena, R.S., Yadav, D.K. (Eds.), *Sustainable Agriculture, Forest and Environmental Management*. Springer, Singapore, pp. 1–29. https://doi.org/10.1007/978-981-13-6830-1_1
- Jinga, P. & Ashley, M.V., 2019. Climate change threatens some miombo tree species of sub-Saharan Africa. *Flora*, 257, 151421. <https://doi.org/10.1016/j.flora.2019.151421>
- Jolliffe, I.T. & Cadima, J., 2016. Principal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 374, 20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- Jones, K.R., Venter, O., Fuller, R.A., Allan, J.R., Maxwell, S.L., Negret, P.J. & Watson, J.E.M., 2018. One-third of global protected land is under intense human pressure. *Science*, 360(6390), 788–791. <https://doi.org/10.1126/science.aap9565>
- Junttila, V., 2011. *Automated, adaptive methods for forest inventory*. Doctoral Thesis, Lappeenranta University of Technology, Lappeenranta, Finland.
- Kabulu, D.J.-P., Bamba, I., Munyemba, K.F., Defourny, P., Vancutsem, C., Nyembwe, N.S., Ngongo, L.M. & Bogaert, J., 2008. Analyse de la structure spatiale des forêts au Katanga. *Ann. Fac. Sc. Agro*, 1(2), 12–18.
- Kabulu, D.J.-P., Vranken, I., Bastin, J.-F., Malaisse, F., Nyembwe, N.S., Useni, S.Y., Ngongo, L.M. & Bogaert, J., 2018. Approvisionnement en charbon de bois des ménages lushois : quantités, alternatives et conséquences. In : Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgique, pp. 297–311.
- Kalaba, F.K., Quinn, C.H., Dougill, A.J. & Vinya, R., 2013. Floristic composition, species diversity and carbon storage in charcoal and agriculture fallows and management implications in Miombo woodlands of Zambia. *Forest Ecology and Management* 304, 99–109. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.04.024>

- Kalaba, F.K., 2016. Barriers to policy implementation and implications for Zambia's forest ecosystems. *Forest Policy and Economics*, 69, 40–44. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2016.04.004>
- Kalambulwa, N.A., Kakule, M.S., Mumba, T.U. & Lobho, L.J., 2023. Dynamics of the Forest Landscape in the Mikembo Sanctuary: 20 years after its creation as a Flora and Fauna Conservation Reserve, Upper-Katanga, DR Congo. *Environment & Ecosystem Science*, 7(2), 54–60. <https://doi.org/doi.org/10.26480/ees.02.2023.54.60>
- Kalawu, S.M., Ngoy, M.K., Ombeni, I., Mane, L. & Claude, P., 2022. Mapping the stratification of vegetation classes in the Miombo forests and assessing the accuracy of their classification in Katanga province in the Democratic Republic of the Congo. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 13(2), 17.
- Kalawu, S.M., Ngoy, M.K., Ombeni, I., Mane, L., Boliale, P.-C.B., Tung'i-Tungi, J. & Kaki, H., 2023. Analysis of the stratification of vegetation classes in the Miombo forests of the Democratic Republic of Congo. *Revue Africaine d'Environnement et d'Agriculture*, 6(2), 20–30. <https://doi.org/10.4314/rafea.v6i2.4>
- Kalema, V.N. & Witkowski, E.T.F., 2012. Land-use impacts on woody plant density and diversity in an African savanna charcoal production region. *International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services & Management*, 8(3), 231–247. <https://doi.org/10.1080/21513732.2012.681070>
- Kalombo, K.D., 2015. Caractérisation de la répartition temporelle des précipitations à Lubumbashi (Sud-Est de la RDC) sur la période 1970-2014. *Proceedings of the XXIII Colloque de l'Association Internationale de Climatologie*, Liège, Belgium, 1-4 July 2015.
- Kalombo, K.D., 2016. *Evaluation des éléments du climat en R.D.C.* Editions Universitaires Européennes. ed, Omn.univ.europ. Saarbrücken (Allemagne).
- Kamakaula, Y., Amruddin, A., Demmanggasa, Y., Saprudin, S. & Nugroho, R.J., 2024. The Role of Local Knowledge in Natural Resources Conservation: An Environmental Anthropological Perspective in Traditional Agriculture. *Global International Journal of Innovative Research*, 1(2), 97–106. <https://doi.org/10.59613/global.v1i2.13>
- Kamnitzer, R., 2024. Meet the Miombo, the largest forest you've never heard of. *Mongabay Environmental News*. <https://news.mongabay.com/2024/09/meet-the-miombo-the-largest-forest-youve-never-heard-of/> (accessed 12.12.24).
- Kamusoko, C., 2022. Land Cover Classification Accuracy Assessment. In: Kamusoko, C. (Ed.), *Optical and SAR Remote Sensing of Urban Areas: A Practical Guide*. Springer, Singapore, pp. 105–118. https://doi.org/10.1007/978-981-16-5149-6_6
- Karsenty, A., 2019. Les forêts tropicales, des Communs ? In: Delmas, B. & Le Roy, E. (Eds.), *Les Communs Aujourd'hui ! Enjeux Planétaires d'une Gestion Locale Des Ressources renouvelables*. Karthala, pp. 1–10.
- Kasanda, M.N., Khoji, M.H., N'tambwe, N.D., Berti, F., Useni, Y., Ndjibu, L.N., Katond, M.J.-P., Nkulu, M.F.J., Lebailly, P. & Bogaert, J., 2024. Quantification and Determinants of Carbonization Yield in the Rural Zone of Lubumbashi, DR Congo: Implications for Sustainable Charcoal Production. *Forests*, 15(3), 554. <https://doi.org/10.3390/f15030554>
- Kasanda, M.N., Khoji, M.H., Esoma, O.B., N'tambwe, N.D., Tshomba, J., Ndjibu, L.N., Berti, F., Useni, S.Y., Nkulu, M.F.J., Lebailly, P. & Bogaert, J., 2025. Marketing Strategies and Production Profitability of Charcoal in the Rural Zone of Lubumbashi, Democratic Republic of the Congo. *Sustainability*, 17(8), 3915. <https://doi.org/10.3390/su17093915>
- Kasongo, L.M.E., Mwamba, M.T., Tshipoya, M.P., Mukalay, M.J., Useni, S.Y., Mazinga, K.M. & Nyembo, K.L., 2013. Réponse de la culture de soja (*Glycine max* L. (Merril) à l'apport

- des biomasses vertes de *Tithonia diversifolia* (Hemsley) A. Gray comme fumure organique sur un Ferralsol à Lubumbashi, R.D. Congo. *Journal of Applied Biosciences*, 63, 4727–4735. <https://doi.org/10.4314/jab.v63i1.87247>
- Kasongo, L.M.E., Baert, G., Ngongo, L.M., Verdoodt, A., Van Ranst, E., 2018. Esquisse des pédopaysages du Katanga et aperçu sur les potentialités agricoles et activités minières. In: Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation des paysages katangais*. Presses Agronomiques de Gembloux, Gembloux (Belgique), pp. 127–156.
- Katani, J.Z., Madoffe, S.S., Amanzi, N.S., Rija, A.A., Midtgaard, F., Mbeyale, G., Zahabu, E. & Tarimo, B.C., 2014. Assessment of fire prevalence and reduction strategies in Miombo woodlands of Eastern Tanzania. *Tanzania Journal of Forestry and Nature Conservation*, 84(1). <https://www.ajol.info/index.php/tjfn/article/view/132856>
- Katumbi, N., Nyengere, J. & Mkandawire, E., 2017. Drivers of Deforestation and Forest Degradation in Dzalanyama Forest Reserve in Malawi. *International Journal of Science and Research*, 6(3), 889–893.
- Kayiranga, A., Kurban, A., Ndayisaba, F., Nahayo, L., Karamage, F., Ablekim, A., Li, H. & Ilniyaz, O., 2016. Monitoring Forest Cover Change and Fragmentation Using Remote Sensing and Landscape Metrics in Nyungwe-Kibira Park. *Journal of Geoscience and Environment Protection* 4(11), 13–33. <https://doi.org/10.4236/gep.2016.411003>
- Kazadi, S. & Kaoru, F., 1996. Interannual and long-term climate variability over the Zaire River Basin during the last 30 years. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 101(16), 21351–21360. <https://doi.org/10.1029/96JD01869>
- Keenan, R.J., Reams, G.A., Achard, F., de Freitas, J.V., Grainger, A. & Lindquist, E., 2015. Dynamics of global forest area: Results from the FAO Global Forest Resources Assessment 2015. *Forest Ecology and Management*, 352, 9–20. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.06.014>
- Kelly, B.A., Sanogo, S., Sidibé, S.I., Castillo-Lorenzo, E., Ceci, P. & Ulian, T., 2021. Restoring vegetation and degraded lands by using assisted natural regeneration approach (ANRA): case study at Bankass in the centre of Mali, West Africa. *Environment, Development and Sustainability*, 23(9), 14123–14139. <https://doi.org/10.1007/s10668-021-01223-4>
- Kengoum, F., Thuy, P.T. & Sonwa, D.J., 2020. *Dix ans de REDD+ dans un contexte politique changeant en République Démocratique du Congo*. Center for International Forestry Research. <https://www.jstor.org/stable/resrep29221>
- Kestemont, B., Frendo, L. & Zaccai, E., 2011. Indicators of the impacts of development on environment: A comparison of Africa and Europe. *Ecological Indicators*, 11(3), 848–856. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2010.11.001>
- Khan, S.A., 2023. Agriculture Expansion: The Main Driver of Forest Degradation and its Causes. In: *Agriculture in 21st Century*. KAAV Publications. <https://doi.org/10.52458/9789388996815.2023.cb.ch-11>
- Khoji, M.H., N'Tambwe, D.-D., Malaisse, F., Waselin, S., Sambiéni, K.R., Cabala, K.S., Munyemba, K.F., Bastin, J.-F., Bogaert, J. & Useni, S.Y., 2022. Quantification and Simulation of Landscape Anthropization around the Mining Agglomerations of Southeastern Katanga (DR Congo) between 1979 and 2090. *Land*, 11(6), 850. <https://doi.org/10.3390/land11060850>
- Khoji, M.H., N'Tambwe, N.D.-D., Mwamba, K.F., Strammer, H., Munyemba, K.F., Malaisse, F., Bastin, J.-F., Useni, S.Y. & Bogaert, J., 2023. Mapping and Quantification of Miombo Deforestation in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (DR Congo): Spatial Extent

- and Changes between 1990 and 2022. *Land*, 12(10), 1852. <https://doi.org/10.3390/land12101852>
- Khoji, M.H., Mpanda, M.M., Kipili, M.I., Malaisse, F., N'tambwe, N.D., Kasanda, M.N., Bastin, J.-F., Bogaert, J. & Useni, S.Y., 2024. Protected area creation and its limited effect on deforestation: Insights from the Kiziba-Baluba hunting domain (DR Congo). *Trees, Forests and People*, 18, 100654. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2024.100654>
- Khorram, S., Koch, F.H., Wiele, C.F. van der, Nelson, S.A.C., 2012. *Remote Sensing*. Springer Science & Business Media.
- Kimaro, A.A., Isaac, M.E. & Chamshama, S.A.O., 2011. Carbon Pools in Tree Biomass and Soils Under Rotational Woodlot Systems in Eastern Tanzania. In: Kumar, B.M. & Nair, P.K.R. (Eds.), *Carbon Sequestration Potential of Agroforestry Systems: Opportunities and Challenges, Advances in Agroforestry*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 129–143. https://doi.org/10.1007/978-94-007-1630-8_7
- Kimmins, J.P., 2004. *Forest ecology: a foundation for sustainable forest management and environmental ethics in forestry*. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey. <http://aleph.unisg.ch/hsgscan/hm00118191.pdf>
- Kimpouni, V., Lenga-Sacadura, M.-Y., Mamboueni, J.C. & Mikoko, E.N., 2018. Phytodiversité Et Pharmacopée Traditionnelle De La Communauté Kaamba De Madingou (Bouenza - Congo). *European Scientific Journal*, 14(3), 191. <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n3p191>
- Kipute, D.D., Mampeta, S.W., Kahindo, J.-M.M., Lelo, U.D.M., Kankeu, R.S., Sonwa, J.D., Joiris, V.D. & Mate, J.-P.M., 2021. Complexity of Zoning Management in Biosphere Reserves: The Case of the Yangambi Biosphere Reserve in DRC. *International Forestry Review*, 23(1), 55–67. <https://doi.org/10.1505/146554821832140358>
- Kiruki, H.M., Van Der Zanden, E.H., Gikuma-Njuru, P. & Verburg, P.H., 2017. The effect of charcoal production and other land uses on diversity, structure and regeneration of woodlands in a semi-arid area in Kenya. *Forest Ecology and Management*, 391, 282–295. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.02.030>
- Kissanga, R., Catarino, L., Máguas, C. & Cabral, A.I.R., 2024. Dynamics of land-cover change and characterization of charcoal production and trade in southwestern Angola. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 34, 101162. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101162>
- Kitoto, P.A.O., 2018. Facteurs d'adoption des foyers améliorés en milieux urbains sahéliens camerounais. *Développement durable et territoires. Économie, géographie, politique, droit, sociologie*, 9(2), 1–20. <https://doi.org/10.4000/developpementdurable.12182>
- Kleinschroth, F. & Healey, J.R., 2017. Impacts of logging roads on tropical forests. *Biotropica*, 49(5), 620–635. <https://doi.org/10.1111/btp.12462>
- Köhl, M., Martes, L.M., 2023. Forests: A passive CO₂ sink or an active CO₂ pump? *Forest Policy and Economics*, 155, 103040. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2023.103040>
- Kombate, A., Folega, F., Atakpama, W., Dourma, M., Wala, K. & Goïta, K., 2022. Characterization of Land-Cover Changes and Forest-Cover Dynamics in Togo between 1985 and 2020 from Landsat Images Using Google Earth Engine. *Land*, 11(11), 1889. <https://doi.org/10.3390/land11111889>
- Košanin, O., Govedar, Z., Ljubičić, J. & Nešić, M., 2023. The importance of forests in the environment. *Environment*, 9(9). <https://doi.org/10.7251/EORU2309579K>
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B. & Rubel, F., 2006. World Map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259–263. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2006/0130>

- Kouassi, K., Traore, D. & G'nahoua, G.M., 2007. Dynamique des peuplements d'espèces locales de légumineuses arborescentes dans la reconstitution des friches post-culturelles en zone de forêt semi-décidue de Côte d'Ivoire : les cas de *Albizia adianthifolia* (Schumacher) W.F. Wrigth et *Albizia zygia* (DC.) J. F. MACBR. *Agronomie Africaine*, 19(2), 125–135. <https://doi.org/10.4314/aga.v19i2.1717>
- Kozanayi, W., Wynberg, R. & Hoffman, M.T., 2022. Does tenure influence sustainable use? The ecological impacts of harvesting baobab (*Adansonia digitata*). *African Journal of Ecology*, 60(4), 1246–1256. <https://doi.org/10.1111/aje.13075>
- Krebber, D. & Marcon, E., 2023. *Le rôle de la biodiversité dans la réponse des forêts tropicales au climat*. FAO, Rome, Italie.
- Kumar, L. & Mutanga, O., 2018. Google Earth Engine Applications Since Inception: Usage, Trends, and Potential. *Remote Sensing*, 10(10), 1509. <https://doi.org/10.3390/rs10101509>
- Kumar, R., Kumar, A. & Saikia, P., 2022. Deforestation and Forests Degradation Impacts on the Environment. In: Singh, V.P., Yadav, S., Yadav, K.K. & Yadava, R.N. (Eds.), *Environmental Degradation: Challenges and Strategies for Mitigation*. Springer International Publishing, Cham, pp. 19–46. https://doi.org/10.1007/978-3-030-95542-7_2
- Kunedzimwe, F., Philip, T. & Goronga, A., 2023. Detecting land-use Landcover changes in a protected area conservancy using geospatial technology. *International Journal of Science and Technology Research Archive*, 4, 182–191. <https://doi.org/10.53771/ijstra.2023.4.1.0014>
- Kunze, C., Bahlburg, D., Urrutia-Cordero, P., Striebel, M., Kelpsiene, E., Langenheder, S., Donohue, I. & Hillebrand, H., 2025. Partitioning species contributions to ecological stability in disturbed communities. *Ecological Monographs*, 95(1), e1636. <https://doi.org/10.1002/ecm.1636>
- Kupfer, J.A. & Franklin, S.B., 2009. Linking Spatial Pattern and Ecological Responses in Human-Modified Landscapes: The Effects of Deforestation and Forest Fragmentation on Biodiversity. *Geography Compass*, 3(4), 1331–1355. <https://doi.org/10.1111/j.1749-8198.2009.00245.x>
- Kyalamakasa, J.M.K., Mulambi, M.M.M., Mukonzo, E.K.L., Shutcha, M.N., Tekeu, H., Nkombe, A.K. & Khasa, D., 2021. Early Selection of Tree Species for Regeneration in Degraded Woodland of Southeastern Congo Basin. *Forests*, 12(2), 117. <https://doi.org/10.3390/f12020117>
- Kyale, K.J., Wardell, D.A., Mikwa, J.-F., Kabuanga, M.J., Maindo, M.N.A., Oszwald, J. & Doumenge, C., 2019. Dynamique de la déforestation dans la Réserve de biosphère de Yangambi (République démocratique du Congo) : variabilité spatiale et temporelle au cours des 30 dernières années. *Bois et forêts des tropiques*, 341, 15. <https://doi.org/10.19182/bft2019.341.a31752>
- Ladet, S., Deconchat, M., Monteil, C., Lacombe, J.P. & Balent, G., 2005. Les chaînes de Markov spatialisées comme outil de simulation. *Revue internationale de géomatique* 15, 159–173.
- Lapola, D.M., Pinho, P., Barlow, J., Aragão, L.E.O.C., Berenguer, E., Carmenta, R., Liddy, H.M., Seixas, H., Silva, C.V.J., Silva-Junior, C.H.L. et al., 2023. The drivers and impacts of Amazon forest degradation. *Science*, 379(6630), eabp8622. <https://doi.org/10.1126/science.abp8622>
- Larson, J.E. & Funk, J.L., 2016. Regeneration: an overlooked aspect of trait-based plant community assembly models. *Journal of Ecology*, 104(5), 1284–1298. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.12613>

- Lasch, P. & Naumann, D., 2006. Spatial resolution in infrared microspectroscopic imaging of tissues. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - Biomembranes*, 1758 (7), 814–829. <https://doi.org/10.1016/j.bbamem.2006.06.008>
- Lausch, A., Blaschke, T., Haase, D., Herzog, F., Syrbe, R.-U., Tischendorf, L. & Walz, U., 2015. Understanding and quantifying landscape structure – A review on relevant process characteristics, data models and landscape metrics. *Ecological Modelling*; 295, 31–41. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2014.08.018>
- Lawrence, A.A., 2023. Transition From Fossil Fuel to Clean Energy: A Must Achievable Project in Sub-Saharan Africa. *Shodh Sari-An International Multidisciplinary Journal* 2(2), 41–49. <https://doi.org/10.59231/SARI7573>
- Lawson, S., 2014. *L'exploitation illégale des forêts en République démocratique du Congo*. Energie, Environnement et Ressources EER PP 2014/03.
- Le Polain de Waroux, Y., 2013. Environmental degradation and economic development in the argan woodlands of Aoulouz (Morocco). *Science et Changements Planétaires - Secheresse*, 24, 29–38. <https://doi.org/10.1684/sec.2013.0373>
- Leblanc, M. & Malaisse, F., 1978. *Lubumbashi, un écosystème urbain tropical*. Centre International de Sémiologie Université Nationale du Zaïre, 166 p.
- Lemenkova, P., 2024. Mapping Woodlands in Angola, Tropical Africa: Calculation of Vegetation Indices From Remote Sensing Data. *Agriculture and Forestry*, 70, 185–202. <https://doi.org/10.17707/AgricultForest.70.3.13>
- Levin, N., Lechner, A.M. & Brown, G., 2017. An evaluation of crowdsourced information for assessing the visitation and perceived importance of protected areas. *Applied Geography*, 79(3), 115–126. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.12.009>
- Li, J., Li, C., Zhu, F., Song, C. & Wu, J., 2013. Spatiotemporal pattern of urbanization in Shanghai, China between 1989 and 2005. *Landscape Ecology*, 28(8), 1545–1565. <https://doi.org/10.1007/s10980-013-9901-1>
- Lillesand, T., Kiefer, R.W. & Chipman, J., 2015. *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons.
- Lisboa, N.S., Grinand, C., Betbeder, J., Montfort, F. & Blanc, L., 2024. Disentangling the drivers of deforestation and forest degradation in the Miombo landscape: A case study from Mozambique. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130, 103904. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103904>
- Liu, S., Dong, Y., Deng, L., Liu, Q., Zhao H. & Dong, S., 2014. Forest fragmentation and landscape connectivity change associated with road network extension and city expansion: A case study in the Lancang River Valley. *Ecological Indicators*, 36, 160–168. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2013.07.018>
- Logofet, D.O. & Lesnaya, E.V., 2000. The mathematics of Markov models: what Markov chains can really predict in forest successions. *Ecological Modelling*, 126(2), 285–298. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(00\)00269-6](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00269-6)
- López, E., Bocco, G., Mendoza, M. & Duhau, E., 2001. Predicting land-cover and land-use change in the urban fringe: A case in Morelia city, Mexico. *Landscape and Urban Planning*, 55(4), 271–285. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(01\)00160-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(01)00160-8)
- Loubelo, E., 2012. *Impact des produits forestiers non ligneux (PFNL) sur l'économie des ménages et la sécurité alimentaire : cas de la République du Congo*. Thèse de doctorat, Université Rennes 2, France.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E. & Moran, E., 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25(12), 2365–2401. <https://doi.org/10.1080/0143116031000139863>

- Lu, H., Mohren, G.M.J., Del Río, M., Schelhaas, M.-J., Bouwman, M. & Sterck, F.J., 2018. Species Mixing Effects on Forest Productivity: A Case Study at Stand-, Species- and Tree-Level in the Netherlands. *Forests*, 9(11), 713. <https://doi.org/10.3390/f9110713>
- Lu, J. & Vermolen, F., 2023. A Spatial Markov Chain Cellular Automata Model for the Spread of Viruses. In: Tavares, J.M.R.S., Bourauel, C., Geris, L. & Vander Slote, J. (Eds.), *Computer Methods, Imaging and Visualization in Biomechanics and Biomedical Engineering II*. Springer International Publishing, Cham, pp. 1–23. https://doi.org/10.1007/978-3-031-10015-4_1
- Lucungu, P.B., Dhital, N., Asselin, H., Kibambe, J.-P., Ngabinzeke, J.S. & Khasa, D.P., 2022. Local perception and attitude toward community forest concessions in the Democratic Republic of Congo. *Forest Policy and Economics*, 139, 102734. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2022.102734>
- Lund, H.G., 2002. When Is a Forest Not a Forest? *Journal of Forestry*, 100 (8), 21–28. <https://doi.org/10.1093/jof/100.8.21>
- Ma, S., Deng, G., Wang, L.-J., Hu, H., Fang, X. & Jiang, J., 2024. Telecoupling between urban expansion and forest ecosystem service loss through cultivated land displacement: A case study of Zhejiang Province, China. *Journal of Environmental Management*, 357, 120695. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120695>
- Mabrouk, E.H., Moursy, F.I. & Morsy, M., 2022. Assessment of climate characteristics and long-term trends of rainfall and drought in the Congo River Basin. *Journal of Water and Climate Change*, 13(11), 3906–3933. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.241>
- Macron, E., 2016. *Mesures de la biodiversité*. UMR Écologie des forêts de Guyane.
- Madon, G., 2017. Le bois, énergie de première nécessité en Afrique: Une ressource trop souvent négligée. *Afrique contemporaine* 261262(1), 201–222. <https://doi.org/10.3917/afco.261.0201>
- Magurran, A.E., 2021. Measuring biological diversity. *Current Biology* 31, R1174–R1177. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2021.07.049>
- Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., Motagh & M., 2017. Random forest wetland classification using ALOS-2 L-band, RADARSAT-2 C-band, and TerraSAR-X imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 130, 13–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.05.010>
- Maindo, A. & Kapa, F., 2014. *La foresterie communautaire en RDC*. Tropenbos International RD Congo, Kisangani, RD Congo.
- Makori, T. & Bach, J.-N., 2013. Subjects retraités, jeunesse piégée : récits du déclin et d'une temporalité multiple parmi les générations de la « Copperbelt » congolaise. *Politique africaine*, 131(3), 51–73. <https://doi.org/10.3917/polaf.131.0051>
- Malaisse, F., 1973. Contribution à l'étude de l'écosystème forêt Claire (Miombo). Note 8. Le projet Miombo. *Ann. Univ. Abidj. Série E Ecol*, 6, 227–250.
- Malaisse, F., 1974. Phenology of Zambezian woldland area with emphasis on the Miombo ecosystem. In: Leith, H. (Ed.), *Phenology and Seasonality Modeling*. Spring Verlag, Berlin-Heidelberg, New York: Ecol. Stud.
- Malaisse, F., 1997. *Se nourrir en forêt claire africaine*. Les presses agronomiques de Gembloux. ed. Belgique.
- Malaisse, F., 2010. *How to live and survive in Zambezian open forest (Miombo ecoregion)*. Les presses agronomiques de Gembloux, Gembloux, Belgique.
- Malaisse, F., Bogaert, J., Boisson, S. & Useni, S.Y., 2021. La végétation naturelle d'Élisabethville (actuellement Lubumbashi) au début et au milieu du XXième siècle. *Geo-Eco-Trop*, 15, 41–51.

- Malankanga, G.S., Kiala, G.L. & Muamba, R.T., 2019. Exploitation des ressources naturelles de la réserve de faune de Lomako-Yokokala (République démocratique du Congo) : activités, impacts et perception des acteurs sur leur durabilité. *Revue forestière française*, 71(4-5), 507–520. <https://doi.org/10.4267/2042/70830>
- Mama, A., Sinsin, B., Cannière, C.D. & Bogaert, J., 2013. Anthropisation et dynamique des paysages en zone soudanienne au nord du Bénin. *Tropicultura*, 31(1), 78–88.
- Mama, A., Bamba, I., Sinsin, B., Bogaert, J. & De Cannière, C., 2014. Déforestation, savanisation et développement agricole des paysages de savanes-forêts dans la zone soudano-guinéenne du Bénin. *Bois et forêts des tropiques*. 322, 66. <https://doi.org/10.19182/bft2014.322.a31237>
- Mandala, M., Indarto, I., Mas'udi, A.F. & Saputra, A.A., 2023. Land Use and Land Cover (LULC) Change in Eastern Areas of East Java From 1972 To 2021: Learning From Landsat Image. *Journal of Agricultural Engineering*, 12(4), 1022–1035. <http://dx.doi.org/10.23960/jtep-l.v12i4.1022-1035>
- Manjate, M.J. & Massuque, J.Z., 2019. Composição florística e estrutura da vegetação da savana de Miombo em dois ambientes distintos no Distrito de Sanga, Norte de Moçambique. *Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais*, 10(1), 77–89. <https://doi.org/10.6008/CBPC2179-6858.2019.001.0007>
- Mapira, J., 2017. Land Degradation and Sustainable Development in Zimbabwe: an Historical Perspective. *European Journal of Social Sciences Studies*, 2(9), 185–199. <https://doi.org/10.46827/ejsss.v0i0.283>
- Mapuva, J. & Makaye, P., 2010. Poverty amidst plenty: Southern Africa's regional shame. *Journal of Sustainable Development in Africa*, 12(7), 159–171.
- Maréchal, J., Useni, S.Y., Bogaert, J., Munyemba, K.F. & Mahy, G., 2018. La perception par des experts locaux des espaces verts et de leurs services écosystémiques dans une ville tropicale en expansion: Le cas de Lubumbashi In: Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Les Presses Agronomiques de Gembloux, Liège, Belgique, pp. 59–69.
- Marichal, R., Martinez, A.F., Praxedes, C., Ruiz, D., Carvajal, A.F., Oszwald, J., del Pilar Hurtado, M., Brown, G.G., Grimaldi, M., Desjardins, T., Sarrazin, M., Decaëns, T., Velasquez, E. & Lavelle, P., 2010. Invasion of *Pontoscolex corethrurus* (Glossoscolecidae, Oligochaeta) in landscapes of the Amazonian deforestation arc. *Applied Soil Ecology* 46(3), 443–449. <https://doi.org/10.1016/j.apsoil.2010.09.001>
- Marinelli, N., 2018. Procesos comunicacionales en la gobernanza de un área natural protegida del Distrito Metropolitano de Quito/ Communication processes in the governance of a Protected Natural Area of the Metropolitan District of Quito. *Letras Verdes. Revista Latinoamericana de Estudios Socioambientales*, 161–180. <https://doi.org/10.17141/letrasverdes.24.2018.3153>
- Mas, J.-F., Kolb, M., Houet, T., Paegelow, M. & Camacho Olmedo, M.T., 2011. Éclairer le choix des outils de simulation des changements des modes d'occupation et d'usages des sols. Une approche comparative. *Revue Internationale de Géomatique*, 21(3), 405–430. <https://doi.org/10.3166/riig.15.405-430>
- Mas, J.-F., Pérez-Vega, A. & Clarke, K.C., 2012. Assessing simulated land use/cover maps using similarity and fragmentation indices. *Ecological Complexity*, 11, 38–45. <https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2012.01.004>
- Mas, J.-F. & Soares De Araújo, F., 2021. Assessing Landsat Images Availability and Its Effects on Phenological Metrics. *Forests*, 12(5), 574. <https://doi.org/10.3390/f12050574>

- Masolele, R.N., Marcos, D., De Sy, V., Abu, I.-O., Verbesselt, J., Reiche, J. & Herold, M., 2024. Mapping the diversity of land uses following deforestation across Africa. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52138-9>
- Matavire, M.M., Sibanda, M. & Dube, T., 2015. Assessing the aftermath of the fast track land reform programme in Zimbabwe on land-use and land-cover changes. *Transactions of the Royal Society of South Africa* 70(2), 181–186. <https://doi.org/10.1080/0035919X.2015.1017865>
- Matowo, G.S., Sangeda, A.Z. & Katani, J.Z., 2019. The regeneration dynamics of Miombo tree species in Sub-Saharan Africa. *African Journal of Ecology and Ecosystem*, 6(5), 1–16.
- Matsuoka, R.H. & Kaplan, R., 2008. People needs in the urban landscape: Analysis of Landscape And Urban Planning contributions. *Landscape and Urban Planning*, 84(1), 7–19. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2007.09.009>
- Maystadt, J.-F., De Luca, G., Sekeris, P.G. & Ulimwengu, J., 2014. Mineral resources and conflicts in DRC: a case of ecological fallacy? *Oxford Economic Papers*, 66(3), 721–749. <https://doi.org/10.1093/oeq/gpt037>
- Mbow, C., Smith, P., Skole, D., Duguma, L. & Bustamante, M., 2014. Achieving mitigation and adaptation to climate change through sustainable agroforestry practices in Africa. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 6, 8–14. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.09.002>
- Mbuangi, L.M., Ntoto, M.R., Kisombe, M. & Khonde, B.C., 2021. Les enjeux socioéconomiques et écologiques de la production du charbon de bois dans la peripherie de la ville de boma en RDC. *Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement*, 6(3), 42–54.
- McCarthy, J., 2022. 8 façons dont les villes peuvent aider à préserver notre planète. Global Citizen. <https://www.globalcitizen.org/fr/content/how-cities-are-protecting-the-environment/> (accessed 12.31.24).
- McDonald, R.I. & Boucher, T.M., 2011. Global development and the future of the protected area strategy. *Biological Conservation*, 144(1), 383–392. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2010.09.016>
- McDowell, N., Allen, C.D., Anderson-Teixeira, K., Brando, P., Brienens, R., Chambers, J., Christoffersen, B., Davies, S., Doughty, C., Duque, A., et al., 2018. Drivers and mechanisms of tree mortality in moist tropical forests. *New Phytologist*, 219(3), 851–869. <https://doi.org/10.1111/nph.15027>
- McGarigal, K., 2013. Landscape Pattern Metrics. In: *Encyclopedia of Environmetrics*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470057339.val006.pub2>
- McGarigal, K., 2015. *FRAGSTATS help*. University of Massachusetts: Amherst, MA, USA, 182.
- McKinney, M.L., 2006. Urbanization as a major cause of biotic homogenization. *Biological Conservation*, Urbanization, 127(3), 247–260. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2005.09.005>
- McNeely, J.A., 2018. Wildlife at War in Angola: The rise and fall of an African Eden, Brian J. Huntley. *Transactions of the Royal Society of South Africa*, 73(2), 202–204. <https://doi.org/10.1080/0035919X.2017.1409494>
- McSweeney, C., New, M., Lizcano, G. & Lu, X., 2010. The UNDP Climate Change Country Profiles: Improving the Accessibility of Observed and Projected Climate Information for Studies of Climate Change in Developing Countries. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 91(2), 157–166.

- MEA, 2005. *Ecosystem and Human Well-Being: Health Synthesis*; MEA: World Health Organisation, Genève, Switzerland.
- Meerts, P. & Hasson, M., 2017. *Arbres et arbustes du Haut-Katanga*. Jardin Botanique de Meise.
- Megerle, H.E. & Niragira, S., 2020. The Challenge of Food Security and the Water-Energy-Food Nexus: Burundi Case Study. *World review of nutrition and dietetics*, 121, 183–192. <https://doi.org/10.1159/000507488>
- Megevand, C., Mosnier, A., Hourticq, J., Sanders, K., Doetinchem, N. & Streck, C., 2013. *Dynamiques de déforestation dans le bassin du Congo : réconcilier la croissance économique et la protection de la forêt*. The World Bank, Washington, D.C.
- Meli, P., Ellison, D., Ferraz, S.F. de B., Filoso, S. & Brancalion, P.H.S., 2024. On the unique value of forests for water: Hydrologic impacts of forest disturbances, conversion, and restoration. *Global Change Biology*, 30, e17162. <https://doi.org/10.1111/gcb.17162>
- Melingui, J.B.N., Angoni, H., Claude, P.A. & Kono, L., 2017. Potentiel De Regeneration Naturelle De Quelques Produits Forestiers Non Ligneux Prioritaires Dans Le Bassin De Production D'akom II (Sud Cameroun). *World Wide Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 4, 214–224.
- Meneses, O.M., Ribeiro, N.S., Shirvani, Z. & Andrew, S.M., 2025. Resilience of the Miombo Woodland to Different Fire Frequencies in the LevasFlor Forest Concession, Central Mozambique. *Forests*, 16(1), 10. <https://doi.org/10.3390/f16010010>
- Meniko, T.H.J.P.P., Tshibamba, M.J., Sabongo, Y.P., Nshimba, S.W.M.H., Dudu, A.B., Mate, M.J.-P. & Bogaert, J., 2020. Caractérisation floristique de quatre habitats forestiers d'un gradient d'anthropisation à Masako. In: Bogaert, J., Beeckman, H., De Cannière, C., Defourny P. & Ponette, Q. (Eds.), *Les Forêts de La Tshopo: Écologie, Histoire et Composition*. Les Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgique, pp. 75–90.
- Mertens, B., Lambin, E.F., 2000. Land-Cover-Change Trajectories in Southern Cameroon. *Annals of the Association of American Geographers*, 90(3), 467–494. <https://doi.org/10.1111/0004-5608.00205>
- Meyer, M., Schulz, C., 2017. Do ecosystem services provide an added value compared to existing forest planning approaches in Central Europe? *Ecology and Society*, 22(3), 1–15. <https://doi.org/10.5751/ES-09372-220306>
- Mgunda, T., 2023. *Saving Africa's miombo woodlands*. *Dialogue Earth*. <https://dialogue.earth/en/forests/saving-africas-miombo-forest/>.
- Michon, G., 2019. Qu'est-ce qu'une forêt ? : Les réponses des sciences humaines. In: Carrière, S. & Moizo, B. (Eds.), *Habiter la forêt tropicale au XXIe siècle, Référence*. IRD Éditions, Marseille, pp. 29–43. <https://doi.org/10.4000/books.irdeditions.32088>
- Ministère de l'Agriculture, 2022. *Politique de l'Agriculture Durable de la République Démocratique du Congo*. FAO, FAOLEX.
- Ministère de l'Environnement, Conservation de la Nature et Tourisme, 2012. *Synthèse des études sur les causes de la déforestation et de la dégradation des forêts en République Démocratique du Congo (No. 2)*, Version finale.
- Mittermeier, R.A., Mittermeier, C.G., Brooks, T.M., Pilgrim, J.D., Konstant, W.R., da Fonseca, G.A.B. & Kormos, C., 2003. Wilderness and biodiversity conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 100(18), 10309–10313. <https://doi.org/10.1073/pnas.1732458100>
- Mnyali, E.T. & Materu, S.F., 2021. Analysis of the Current and Future Land Use/Land Cover Changes in Peri-Urban Areas of Dar es Salaam City, Tanzania using Remote Sensing and GIS Techniques. *Tanzania Journal of Science*, 47(5), 1622–1636. <https://doi.org/10.4314/tjs.v47i5.12>

- Moghadam, T.S., Lombardi, P. & Gabriele, T., 2024. Inclusive urban planning for upgrading an informal settlement. *Journal of Urbanism: International Research on Placemaking and Urban Sustainability*, 1–25. <https://doi.org/10.1080/17549175.2024.2328356>
- Mokgolodi, N.C., Setshogo, M.P., Shi, L., Liu, Y. & Ma, C., 2011. Achieving food and nutritional security through agroforestry: a case of *Faidherbia albida* in sub-Saharan Africa. *Forestry Studies in China* 13(2), 123–131. <https://doi.org/10.1007/s11632-011-0202-y>
- Montfort, F., 2021. *Dynamiques des Paysages Forestiers au Mozambique : Étude de L'écologie du Miombo pour Contribuer aux Stratégies de Restauration des Terres Dégradées*. Thèse de Doctorat, AgroParisTech, Paris, France.
- Montfort, F., Nourtier, M., Grinand, C., Maneau, S., Mercier, C., Roelens, J.-B. & Blanc, L., 2021. Regeneration capacities of woody species biodiversity and soil properties in Miombo woodland after slash-and-burn agriculture in Mozambique. *Forest Ecology and Management*, 488, 119039. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119039>
- Moon, H. & Solomon, T., 2023. Mountain Forests: Challenges and Management. In: Arjjumend, H. (Ed.), *Mountain Ecosystems and Resources Management, Vol 1*. The Grassroots Institute, Montreal, Canada, pp. 71–84. <https://doi.org/10.33002/mount.a/5>
- Morel, L. & Chollet, S., 2022. Naturalité et biodiversité : des relations à préciser pour penser la valeur de conservation des écosystèmes en libre évolution. *Revue forestière française*, 73, 293–311. <https://doi.org/10.20870/revforfr.2021.5473>
- Moser, G., 2008. *Elevation Effects on Key Processes of Carbon Cycling in South Ecuadorian Mountain Forests*. PhD Thesis, Georg-August-University Göttingen, Göttingen. <https://doi.org/10.53846/goediss-298>
- Moukoyou, P., Kisali, J.L., Diamouangana, J. & Nsonsi, F., 2015. Gestion participative dans les aires protégées du Congo, mythe ou réalité: cas. *Tropicultura*, 5, 24–32.
- Moura, I., Maquia, I., Rija, A.A., Ribeiro-Barros, N.R. and A.I., Moura, I., Maquia, I., Rija, A.A., Ribeiro-Barros, N.R. & A.I., 2017. Biodiversity Studies in Key Species from the African Mopane and Miombo Woodlands. In: *Genetic Diversity*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/66845>
- Mpanda, M.M., Khoji, M.H., N'Tambwe, N.D.-D., Sambiéni, K.R., Malaisse, F., Cabala, K.S., Bogaert, J. & Useni, S.Y., 2022. Uncontrolled Exploitation of *Pterocarpus tinctorius* Welw. and Associated Landscape Dynamics in the Kasenga Territory: Case of the Rural Area of Kasomeno (DR Congo). *Land*, 11, 1541. <https://doi.org/10.3390/land11091541>
- Mputu, E.K., Kabongo, J.M. & Muilu, M., 2019. *Industrie minière et développement socio-économique local : Regard sur Fungurume dans le Katanga (Sud-Est de la RD Congo)*, 27(2).
- Msambya, J.A., 2023. La Conférence Nationale Souveraine et la Longue Transition Politique Inachevée en République Démocratique du Congo (de 1990 à nos Jours). *Studia Universitatis Babeş-Bolyai - Studia Europaea*, 68(1), 39–70.
- Muchabi, J., Lungu, O. & Mweetwa, A., 2014. Conservation Agriculture in Zambia: Effects on Selected Soil Properties and Biological Nitrogen Fixation in Soya Beans (*Glycine max* (L.) Merr). *Sustainable Agriculture Research*, 3(3), 28–36. <https://doi.org/10.5539/sar.v3n3p28>
- Mucova, S.A.R., Filho, W.L., Azeiteiro, U.M. & Pereira, M.J., 2018. Assessment of land use and land cover changes from 1979 to 2017 and biodiversity & land management approach in Quirimbas National Park, Northern Mozambique, Africa. *Global Ecology and Conservation*, 16, e00447. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2018.e00447>

- Mufuta, N.J. de D., Omari, M.F., Banza, W.I.R. & Ngasa, M.P., 2022. Les entités territoriales décentralisées(ETD) face à la redevance minière. Politiques économiques et gouvernance des ressources naturelles en république démocratique du Congo. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 3(6), 482–501.
- Mugodo, K., Magama, P.P. & Dhavu, K., 2017. Biogas Production Potential from Agricultural and Agro-Processing Waste in South Africa. *Waste and Biomass Valorization*, 8(7), 2383–2392. <https://doi.org/10.1007/s12649-017-9923-z>
- Mukherjee, S.P., Sinha, B.K. & Chattopadhyay, A.K., 2018. Principal Component Analysis. In: Mukherjee, S.P., Sinha, B.K., Chattopadhyay, A.K. (Eds.), *Statistical Methods in Social Science Research*. Springer, Singapore, pp. 95–102. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2146-7_9
- Mukumary, S.D., Proce, P., Dubiez, E., Marien, J.-N., Peltier, R. & Bellefontaine, R., 2015. Caractérisation partielle de la régénération naturelle d'Albizia adianthifolia sur le plateau Batéké (République Démocratique du Congo). *Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement*. <https://doi.org/10.4000/vertigo.15446>
- Mulenga, B.P., Hadunka, P., Richardson, R.B., 2017. Rural households' participation in charcoal production in Zambia: Does agricultural productivity play a role? *Journal of Forest Economics*, 26, 56–62. <https://doi.org/10.1016/j.jfe.2017.01.001>
- Müller, C., 2020. *Brazil and the Amazon Rainforest: Deforestation, Biodiversity and Cooperation with the EU and International Forums, In-depth analysis for the committee on the Environment, Public Health and Food Safety of the European Parliament*. Policy Department for Economic, Scientific and Quality of Life Policies Directorate-General for Internal Policies, Luxembourg.
- Mulongo, S., Ngoy, N.K., Lunda, J.-M.I., Toto, F.L.R. & Kipata, L.M., 2014. L'urbanisation et l'environnement géologique de la ville de Lubumbashi (Katanga, RD Congo). *E-revue UNILU* 1(1), 24–39.
- Mumba, T.U., Mulungu, D., Kasongo, L.M.E., Kalambulwa, N.A. & Ilunga, M.J., 2023. Impacts of Land-Use, Land-Cover, and Climate Changes on Streamflow in The Upper Lufira Catchment, D.R. Congo. *Ecofeminism and Climate Change*, 4(2), 85–95. <https://doi.org/10.26480/efcc.02.2023.85.95>
- Munishi, P.K.T., Temu, R.-A.P.C. & Soka, G., 2011. Plant communities and tree species associations in a Miombo ecosystem in the Lake Rukwa basin, Southern Tanzania: Implications for conservation. *Journal of ecology and the natural environment*, 3(2), 63–71. <https://doi.org/10.5897/JENE.9000086>
- Münkner, C.A., Bouquet, M. & Muakana, R., 2015. *Elaboration du Schéma Directeur D'approvisionnement Durable en Bois-Énergie pour la Ville de Lubumbashi (Katanga)*. Programme Biodiversity et ForSts (PBF) Projet Filière Bois/Chaînes de valeur ajoutée, GIZ, MEDD, DFS, GFA 68.
- Munthali, S.M., Mkandawire, R.M., Tembo, N., Munthali, S.M., Mkandawire, R.M. & Tembo, N., 2012. Sustainable Agriculture – A Panacea for Achieving Biodiversity Conservation and Rural Development in Sub-Saharan Africa? In: Solagberu, A.R. (Ed.), *Rural Development - Contemporary Issues and Practices*. IntechOpen, pp. 17–32. <https://doi.org/10.5772/29004>
- Munyemba, K.F., 2010. *Quantification et modélisation de la dynamique paysagère dans la région de Lubumbashi : évaluation de l'impact écologique des dépositions issues de la pyrométallurgie*. Thèse de doctorat : Université de Lubumbashi, RD Congo.

- Munyemba, K.F. & Bogaert, J., 2014. Anthropisation et dynamique spatiotemporelle de l'occupation du sol dans la région de Lubumbashi entre 1956 et 2009. *e-revue UNILU*, 1, 1–23.
- Musavandalo, C.M., Sambieni, K.R., Mweru, J.-P.M., Bastin, J.-F., Ndukura, C.S., Nguba, T.B., Balandi, J.B. & Bogaert, J., 2024. Land Cover Dynamics in the Northwestern Virunga Landscape: An Analysis of the Past Two Decades in a Dynamic Economic and Security Context. *Land*, 13(5), 566. <https://doi.org/10.3390/land13050566>
- Mutanda, G.W. & Nhamo, G., 2024. Impact of climate change on Africa's major lakes: a systematic review incorporating pathways of enhancing climate resilience. *Frontiers in Water*, 6. <https://doi.org/10.3389/frwa.2024.1443989>
- Mutondo, G.T., Kamutanda, D.K., Numbi, A.M., 2018. Evaluation du bilan hydrique dans les milieux anthropisés de la forêt claire (région de Lubumbashi, Province du Haut-Katanga, R.D. Congo). Méthodologie adoptée pour l'estimation de l'évapotranspiration potentielle. *Geo-Eco-Trop*, 42(1), 159–172.
- Muvengwi, J., Chisango, T., Mpakairi, K., Mbiba, M. & Witkowski, E.T.F., 2020. Structure, composition and regeneration of miombo woodlands within harvested and unharvested areas. *Forest Ecology and Management*, 458, 117792. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117792>
- Mwakalukwa, E., Meilby, H. & Treue, T., 2014. Floristic Composition, Structure, and Species Associations of Dry Miombo Woodland in Tanzania. *ISRN Biodiversity* 2014, 1–15. <https://doi.org/10.1155/2014/153278>
- Mwanga, E.O. & Mwanga, M.O., 2017. Socio-economic factors driving deforestation in Katanga Province, southeastern region of the Democratic Republic of Congo. *Afr. J. Environ. Sci. Technol*, 11, 141–150.
- Mwanika, P.A.N., 2010. Eco-cop : environmental policing in Eastern Africa. *Institute for Security Studies Papers* 2010(215), 1–16. <https://doi.org/10.10520/EJC48882>
- Mwape, N.V. & Simbi, Y.V., 2024. Essai critique du cadre légal du Code forestier en RDC. Cas des forêts claires de Miombo dans le Haut Katanga. *KAS African Law Study Library*, 11, 283–301.
- Mwitwa, J., German, L., Muimba-Kankolongo, A. & Puntodewo, A., 2012. Governance and sustainability challenges in landscapes shaped by mining: Mining-forestry linkages and impacts in the Copper Belt of Zambia and the DR Congo. *Forest Policy and Economics*, 25, 19–30. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2012.08.001>
- Nabukalu, C. & Gieré, R., 2021. The Status and Future of Charcoal in the Energy Transition Era in Sub-Saharan Africa: Observations from Uganda. In: Nalule, V.R. (Ed.), *Energy Transitions and the Future of the African Energy Sector: Law, Policy and Governance*. Springer International Publishing, Cham, pp. 189–229. https://doi.org/10.1007/978-3-030-56849-8_6
- Nagasa, M.D. & Edosa, B.T., 2024. Predicting Spatiotemporal Forest Cover Dynamics Using the CA-Markov Model in the Chuta Gorgis Forest between 1983 and 2050. *J Journal of Information Analysis*, 2(9), 120–128. <https://doi.org/10.53964/jia.2024009>
- Nakalembe, C., Devereux, T. & Ginsburg, A., 2024. Whose Priorities? Examining Inequities in Earth Observation Advancements Across Africa. *Perspectives of Earth and Space Scientists*, 5(1), e2023CN000220. <https://doi.org/10.1029/2023CN000220>
- Nansikombi, H., Fischer, R., Ferrer Velasco, R., Lippe, M., Kalaba, F.K., Kabwe, G. & Günter, S., 2020. Can de facto governance influence deforestation drivers in the Zambian

- Miombo? *Forest Policy and Economics*, 120, 102309.
<https://doi.org/10.1016/j.forpol.2020.102309>
- Naveh, Z. & Lieberman, A.S., 2013. *Landscape Ecology: Theory and Application*. Springer Science & Business Media.
- Ncube-Phiri, S., Ncube, A., Mucherera, B. & Ncube, M., 2015. Artisanal small-scale mining: Potential ecological disaster in Mzingwane District, Zimbabwe. *Jamba: Journal of Disaster Risk Studies*, 7(1), 11 pages. <https://doi.org/10.4102/jamba.v7i1.158>
- Ndele, N.C., 2023. Instabilité Politique Comme Element Defavorable à L'intégration Nationale en République Democratique du Congo. *Revue Intelligence Stratégique*, 6(16).
<https://doi.org/10.62912/XLVX4125>
- Ndenge, T.C., & Perfect-Mrema, J., 2022. Dependency, Distribution and Diversification (3Ds) of livelihoods in the Miombo woodlands: learning from Tanzania. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 29(5), 429–439.
<https://doi.org/10.1080/13504509.2022.2032461>
- Ndong, S.N., Mouloungi, A.G.K. & Ze, S.O., 2019. Gouvernance des forêts et enjeux de création des parcs nationaux au Gabon : cas du parc national de la Lopé. *Revue forestière française*, 71(4-5), 493–506. <https://doi.org/10.4267/2042/70829>
- Nduwarugira, D., Mpawenayo, B. & Roisin, Y., 2017. The role of high termitaria in the composition and structure of the termite assemblage in Miombo woodlands of southern Burundi. *Insect Conservation and Diversity*, 10(2), 120–128.
<https://doi.org/10.1111/icad.12207>
- Nelson, M.D., Garner, J.D., Tavernia, B.G., Stehman, S.V., Riemann, R.I., Lister, A.J. & Perry, C.H., 2021. Assessing map accuracy from a suite of site-specific, non-site specific, and spatial distribution approaches. *Remote Sensing of Environment*, 260, 112442.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112442>
- Newbold, T., Hudson, L.N., Contu, S., Hill, S.L.L., Beck, J., Liu, Y., Meyer, C., Phillips, H.R.P., Scharlemann, J.P.W. & Purvis, A., 2018. Widespread winners and narrow-ranged losers: Land use homogenizes biodiversity in local assemblages worldwide. *PLOS Biology*, 16(12), e2006841. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.2006841>
- Newton, P., Kinzer, A.T., Miller, D.C., Oldekop, J.A. & Agrawal, A., 2020. The Number and Spatial Distribution of Forest-Proximate People Globally. *One Earth*, 3(3), 363–370.
<https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.08.016>
- Ngoie, E., 2016. Démembrement des provinces et nouvelle territorialisation en République démocratique du Congo: Logiques, attentes, contraintes et défis. *Proceedings of the CIST2016-En quête de territoire(s)?*. Collège international des sciences du territoire (CIST), Grenoble, France.
- Ngongo, M.L., Van Ranst, E., Baert, G., Kasongo, E.L., Verdoodt, A., Mujinya, B.B. & Mukalay, J.M., 2009. *Guide des sols en République Démocratique du Congo, tome I: étude et gestion*. Ecole Technique Salama-Don Bosco.
- Ngumindo, C.A.M. & Tiomo, E.D., 2020. Forêt d'Arbres Aléatoires et Classification d'Images Satellites : Relation entre la Précision du Modèle d'Entraînement et la Précision Globale de la Classification. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 222, 3–14.
<https://doi.org/10.52638/rfpt.2020.477>
- Ngwira, S. & Watanabe, T., 2019. An Analysis of the Causes of Deforestation in Malawi: A Case of Mwazisi. *Land*, 8(3), 48. <https://doi.org/10.3390/land8030048>
- Nicholson, S.E., 2022. Le régime pluviométrique et convectif sur l'Afrique équatoriale, en particulier sur le bassin du Congo. In: *Hydrologie, Climat et Biogéochimie Du Bassin Du*

- Congo. American Geophysical Union (AGU), pp. 25–50. <https://doi.org/10.1002/9781119842125.ch3>
- Nightingale, J., Gill, J.A., Pórisson, B., Potts, P.M., Gunnarsson, T.G. & Alves, J.A., 2023. Conservation beyond boundaries: using animal movement networks in protected area assessment. *Animal Conservation*, 26(6), 753–765. <https://doi.org/10.1111/acv.12868>
- Nissanke, M., 2012. Commodity Market Linkages in the Global Financial Crisis: Excess Volatility and Development Impacts. *The Journal of Development Studies*, 48(6), 732–750. <https://doi.org/10.1080/00220388.2011.649259>
- Nkengurutse, J., Khalid, A., Mzabri, I., Kakunze, A.C., Masharabu, T. & Berrichi, A., 2016. Germination Optimization Study of Five Indigenous Fabaceae Tree Species from Burundi Miombo Woodlands. *Journal of Materials and Environmental Science*, 7(12), 4391–4402.
- Nkuku, K.C. & Rémon, M., 2006. *Stratégies de survie à Lubumbashi (RD Congo). Enquête sur 14000 ménages urbains*. Le Harmattan, ed, Mémoires lieux de savoir: Archive congolaise, Paris, France.
- Nkulu, F.Y., Mwamba, C.T., Kimonge, I.M. & Djibu, K., 2018. Contribution à l'estimation de la biomasse aérienne des forêts Miombo du Haut Katanga : Etude préliminaire (RD Congo). *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 24(4), 1385–1391.
- Noon, B.R. & Dale, V.H., 2002. Broad-Scale Ecological Science and Its Application. In: Gutzwiller, K.J. (Ed.), *Applying Landscape Ecology in Biological Conservation*. Springer New York, New York, NY, pp. 34–52. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-0059-5_3
- Norovsuren, B., Tseveen, B., Batomunkuev, V., Renchin, T., Natsagdorj, E., Yangiv, A. & Mart, Z., 2019. Land cover classification using maximum likelihood method (2000 and 2019) at Khandgait valley in Mongolia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 381(1), 012054. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/381/1/012054>
- Nowak, D.J., Crane, D.E. & Stevens, J.C., 2006. Air pollution removal by urban trees and shrubs in the United States. *Urban Forestry & Urban Greening*, 4(3-5), 115–123. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2006.01.007>
- Nowak, D.J., 2022. Regulating Ecosystem Services – Forests and Climate Regulation. In: DellaSala, D.A. & Goldstein, M.I. (Eds.), *Imperiled: The Encyclopedia of Conservation*. Elsevier, Oxford, pp. 98–101. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821139-7.00193-8>
- N'tambwe, N.D., Khoji, M.H., Biloso, M.A., Malaisse, F., Useni, S.Y., Masengo, K.W. & Bogaert, J., 2023a. Socio-Economic Value and Availability of Plant-Based Non-Timber Forest Products (NTFPs) within the Charcoal Production Basin of the City of Lubumbashi (DR Congo). *Sustainability* 15(20), 14943. <https://doi.org/10.3390/su152014943>
- N'tambwe, N.D., Khoji, M.H., Kasongo, B.W.N., Sambiéni, K.R., Malaisse, F., Useni, S.Y., Masengo, K.W. & Bogaert, J., 2023b. Towards an Inclusive Approach to Forest Management: Highlight of the Perception and Participation of Local Communities in the Management of miombo Woodlands around Lubumbashi (Haut-Katanga, D.R. Congo). *Forests*, 14, 1–21. <https://doi.org/10.3390/f14040687>
- N'tambwe, N.D., Khoji, M.H., Salomon, W., Cuma, M.F., Malaisse, F., Ponette, Q., Useni, S.Y., Masengo, K.W., Bogaert, J., 2024. Floristic Diversity and Natural Regeneration of Miombo Woodlands in the Rural Area of Lubumbashi, D.R. Congo. *Diversity*, 16(7), 405. <https://doi.org/10.3390/d16070405>
- N'tambwe, D.-D., Khoji, M.H., Mpanda, M.M., Cabala, K.S., Malaisse, F., Kyale, K.J., Masengo, K.W., Bogaert, J. & Useni, S.Y., 2025. Exploring the Role of Traditional

- Ecological Knowledge in Restoring and Managing Miombo Woodlands: A Case Study from the Lubumbashi Region, Democratic Republic of Congo. *Forests*, 16, 435. <https://doi.org/10.3390/f16030435>
- Ntiranyibagira, E., Sambou, B., Sambou, H., Abou, T., Boukhaly, T.V. & Mamadou, L.N., 2017. Analysis of Landscape Dynamics, Trend Indicators and Evolutionary Trends in the Rusizi National Park (Burundi) from 1980 to 2015 by Remote Sensing and Field Investigations. *American Journal of Environmental Protection*, 6(2), 31–49. <https://doi.org/10.11648/j.ajep.20170602.12>
- Ntukey, L.T., Munishi, L.K. & Treydte, A.C., 2022. Land Use Land/Cover Change Reduces Woody Plant Diversity and Carbon Stocks in a Lowland Coastal Forest Ecosystem, Tanzania. *Sustainability*, 14(14), 8551. <https://doi.org/10.3390/su14148551>
- Nyahwai, R., Masere, T. & Zhou, N., 2022. An Assessment of the Factors Responsible for the Extent of Deforestation in Mapfungautsi Forest. *International Journal of Agriculture and Biology*, 2, 1–9. <https://doi.org/10.33425/2770-2928.1013>
- Nzabakenga, A., Feng, L.X. & Yaqin, H., 2013. Agricultural Income Determinants among Smallholder Farmers: Case of Northern Part of Burundi. *Asian Journal of Agriculture and Rural Development*, 3(11), 780–787.
- Nzunda, E.F. & Midtgaard, F., 2017. Spatial relationship between deforestation and protected areas, accessibility, population density, GDP and other factors in mainland Tanzania. *Forests, Trees and Livelihoods*, 26(4), 245–255. <https://doi.org/10.1080/14728028.2017.1322921>
- Nzunda, E.F. & Midtgaard, F., 2019. Deforestation and loss of bushland and grassland primarily due to expansion of cultivation in mainland Tanzania (1995–2010). *Journal of Sustainable Forestry*, 38(6), 509–525. <https://doi.org/10.1080/10549811.2019.1598437>
- Ojwang, G.O., Ogutu, J.O., Said, M.Y., Ojwala, M.A., Kifugo, S.C., Verones, F., Graae, B.J., Buitenwerf, R. & Olff, H., 2024. An integrated hierarchical classification and machine learning approach for mapping land use and land cover in complex social-ecological systems. *Frontiers in Remote Sensing*, 4. <https://doi.org/10.3389/frsen.2023.1188635>
- Olander, L.P., Gibbs, H.K., Steininger, M., Swenson, J.J. & Murray, B.C., 2008. Reference scenarios for deforestation and forest degradation in support of REDD: a review of data and methods. *Environmental Research Letters*, 3(2), 025011. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/3/2/025011>
- Oliveira, A.H.M., Matricardi, E.A., de Arag  o, L.E.O. e C., Felix, I.M., Chaves, J.H., Magliano, M.M., Oliveira-Junior, J.M.B., Vieira, T.A., Santos, L.E. dos Reis, L.P., Pereira, D.O.S., Dias, C.T. dos S., Gama, J.R.V. & Martorano, L.G., 2024. Assessing Forest Degradation Through Remote Sensing in the Brazilian Amazon: Implications and Perspectives for Sustainable Forest Management. *Remote Sensing* 16(23), 4557. <https://doi.org/10.3390/rs16234557>
- Olofsson, P., Foody, G.M., Stehman, S.V. & Woodcock, C.E., 2013. Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*, 129, 122–131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.031>
- Olofsson, P., Foody, G.M., Herold, M., Stehman, S.V., Woodcock, C.E. & Wulder, M.A., 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Olokeogun, O.S., 2022. Understanding the Drivers of Forest Degradation. In: Kumar, M., Dhyani, S., Kalra, N. (Eds.), *Forest Dynamics and Conservation: Science, Innovations and Policies*. Springer Nature, Singapore, pp. 35–51. https://doi.org/10.1007/978-981-19-0071-6_2

- O'Neill, R.V., Krummel, J.R., Gardner, R.H., Sugihara, G., Jackson, B., DeAngelis, D.L., Milne, B.T., Turner, M.G., Zygmunt, B., Christensen, S.W., Dale, V.H. & Graham, R.L., 1988. Indices of landscape pattern. *Landscape Ecology*, 1(3), 153–162. <https://doi.org/10.1007/BF00162741>
- Osaragi, T. & Aoki, Y., 2006. A Method for Estimating Land Use Transition Probability Using Raster Data. In: Van Leeuwen, J.P., Timmermans, H.J.P. (Eds.), *Innovations in Design & Decision Support Systems in Architecture and Urban Planning*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 69–84. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-5060-2_5
- Oswald, J., Lefebvre, A., Sartre, X.A. de, Thales, M. & Gond, V., 2010. Analyse des directions de changement des états de surface végétaux pour renseigner la dynamique du front pionnier de Maçaranduba (Pará, Brésil) entre 1997 et 2006. *Teledetection*, 9(2), 97–111.
- Ouko, K.O., Yugi, C.L., Oketch, M.O., Mboya, J.B., Ogola, R.J., Muthoka, M. & Midamba, D.C., 2024. A review of the landscape of agroecology policies towards transforming food systems in Sub-Saharan Africa. *Cogent Social Sciences*, 10(1), 2363491. <https://doi.org/10.1080/23311886.2024.2363491>
- Pacheco, P., Mo, K., Dudley, N., Shapiro, A., Aguilar-Amuchastegui, N., Ling, P.Y., Anderson, C. & Marx, A., 2021. *Deforestation fronts: Drivers and responses in a changing world*. WWF, Gland, Switzerland.
- Pangapanga-Phiri, I., Ngoma, H. & Thierfelder, C., 2024. Understanding sustained adoption of conservation agriculture among smallholder farmers: insights from a sentinel site in Malawi. *Renewable Agriculture and Food Systems*, 39, e10. <https://doi.org/10.1017/S1742170524000061>
- Panzou, L.G.J., Mankessi, F., Tsiba Ngambou, F.C., Douh, C., Ndzai, S.F., Nzala, D. & Koubouana, F., 2024. Natural forest regeneration over a fallow age chronosequence in central African moist forests. *African Journal of Ecology*, 62(2), e13255. <https://doi.org/10.1111/aje.13255>
- Paradis, E., 2021. Forest gains and losses in Southeast Asia over 27 years: The slow convergence towards reforestation. *Forest Policy and Economics*, 122, 102332. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2020.102332>
- Parduhn, D., 2017. *Deforestation or Development: Exploring the actors, practices and drivers of forest loss on Zambia's Central Plateau*. Doctoral Thesis), Staats-und Universitätsbibliothek Hamburg Carl von Ossietzky, Hamburg, Deutschland.
- Parmar, A., Katariya, R. & Patel, V., 2019. A Review on Random Forest: An Ensemble Classifier. In: Hemanth, J., Fernando, X., Lafata, P., Baig, Z. (Eds.), *International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (ICICI) 2018*. Springer International Publishing, Cham, pp. 758–763. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_86
- Peñuelas, J. & Sardans, J., 2021. Global Change and Forest Disturbances in the Mediterranean Basin: Breakthroughs, Knowledge Gaps, and Recommendations. *Forests*, 12(5), 603. <https://doi.org/10.3390/f12050603>
- Péroches, A., Nge, O.A., Gazull, L. & Dubliez, E., 2021. *Programme de consommation durable et substitution partielle au bois-énergie. Rapport d'étude sur la filière bois-énergie de la ville de Lubumbashi*. CIRAD.
- Pes, B., 2021. Learning from High-Dimensional and Class-Imbalanced Datasets Using Random Forests. *Information*, 12(8), 286. <https://doi.org/10.3390/info12080286>
- Pfadenhauer, J.S. & Klötzli, F.A., 2020. Zonal Vegetation of the Tropical Zone with Year-Round Rain. In: Pfadenhauer, J.S. & Klötzli, F.A. (Eds.), *Global Vegetation:*

- Fundamentals, Ecology and Distribution*. Springer International Publishing, Cham, pp. 121–177. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49860-3_2
- Phan, T.N., Kuch, V. & Lehnert, L.W., 2020. Land Cover Classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier—The Role of Image Composition. *Remote Sensing*, 12(15), 2411. <https://doi.org/10.3390/rs12152411>
- Phiri, D., Morgenroth, J. & Xu, C., 2019. Four decades of land cover and forest connectivity study in Zambia—An object-based image analysis approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 79, 97–109. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.03.001>
- Phiri, D., Chanda, C., Nyirenda, V.R. & Lwali, C.A., 2022. An assessment of forest loss and its drivers in protected areas on the Copperbelt province of Zambia: 1972–2016. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 13(1), 148–166. <https://doi.org/10.1080/19475705.2021.2017021>
- Picard, N. & Gourlet-Fleury, S., 2008. *Manuel de référence pour l'installation de dispositifs permanents en forêt de production dans le Bassin du Congo*. COMIFAC.
- Pienaar, B., Thompson, D.I., Erasmus, B.F.N., Hill, T.R. & Witkowski, E.T.F., 2015. Evidence for climate-induced range shift in *Brachystegia* (miombo) woodland. *S. South African Journal of Science*, 111(7/8), 9. <https://doi.org/10.17159/sajs.2015/20140280>
- Planet Protected, 2024. Discover the world's protected and conserved areas. <https://www.protectedplanet.net/en>.
- Polanco, C., 2023. *Markov Chain Process (Theory and Cases)*. Bentham Science Publishers.
- Polidoro, B.A., Carpenter, K.E., Dahdouh-Guebas, F., Ellison, J.C., Koedam, N.E. & Yong, J.W.H., 2014. Global patterns of mangrove extinction risk: implications for ecosystem services and biodiversity loss. In: Maslo, B. & Lockwood, J.L. (Eds.), *Coastal Conservation, Conservation Biology*. Cambridge University Press, Cambridge, pp. 15–36. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139137089.003>
- Polisi, A., Jumaine, H., Agostini, P., Migraine, J.B., Vaislic, M.D.H., Ntahorwaymiye, A.C., Silverstein, S.J., Kobayashi, M., 2017. *Burundi—Country Environmental Analysis: Understanding the Environment within the Dynamics of a Complex World: Linkages to Fragility, Conflict, and Climate Change*. World Bank Group, Washington, DC, USA.
- Ponce, P., Del Río-Rama, M. de la C., Álvarez-García, J. & Oliveira, C., 2021. Forest Conservation and Renewable Energy Consumption: An ARDL Approach. *Forests*, 12(2), 255. <https://doi.org/10.3390/f12020255>
- Pontius, R.G., Shusas, E. & McEachern, M., 2004. Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2), 251–268. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Pontius, R.G. & Millones, M., 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407–4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Poonkuntran, S., Alli, P., Ganesan, T.M.S., Moorthi, S.M., Oza, M.P., 2021. Satellite Image Classification Using Cellular Automata. *International Journal of Image and Graphics*, 21(2), 2150014. <https://doi.org/10.1142/S0219467821500145>
- Porada, H. & Berhorst, V., 2000. Towards a new understanding of the Neoproterozoic-early palaeozoic Lufilian and northern Zambezi belts in Zambia and the Democratic Republic of Congo. *Journal of African Earth Sciences*, 30, 727–771. [https://doi.org/10.1016/S0899-5362\(00\)00049-X](https://doi.org/10.1016/S0899-5362(00)00049-X)

- Potapov, P.V., Turubanova, S.A., Hansen, M.C., Adusei, B., Broich, M., Altstatt, A., Mane, L. & Justice, C.O., 2012. Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000–2010, with Landsat ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 122, 106–116. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.027>
- Potapov, P., Hansen, M.C., Pickens, A., Hernandez-Serna, A., Tyukavina, A., Turubanova, S., Zalles, V., Li, X., Khan, A., Stolle, F., Harris, N., Song, X.-P., Baggett, A., Kommareddy, I. & Kommareddy, A., 2022. The Global 2000-2020 Land Cover and Land Use Change Dataset Derived From the Landsat Archive: First Results. *Frontiers in Remote Sensing*, 3, 1–22. <https://doi.org/10.3389/frsen.2022.856903>
- Pourtier, R., 2018. *La République Démocratique du Congo Face au Défi Démographique*. Notes d'Ifri, IFRI, Paris, France.
- Pretzsch, H., del Río, M., Arcangeli, C., Bielak, K., Dudzinska, M., Ian Forrester, D., Kohnle, U., Ledermann, T., Matthews, R., Nagel, R., Ningre, F., Nord-Larsen, T., Szeligowski, H. & Biber, P., 2023. Competition-based mortality and tree losses. An essential component of net primary productivity. *Forest Ecology and Management*, 544, 121204. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121204>
- Probst, P., Wright, M.N. & Boulesteix, A.-L., 2019. *Hyperparameters and tuning strategies for random forest*. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery 9, e1301. <https://doi.org/10.1002/widm.1301>
- Proesmans, W., Felten, E., Laurent, E., Albrecht, M., Cyrille, N., Labonté, A., Maurer, C., Paxton, R., Schweiger, O., Szentgyörgyi, H. & Vanbergen, A.J., 2024. Urbanisation and agricultural intensification modulate plant–pollinator network structure and robustness. *Functional Ecology*, 38, 628–641. <https://doi.org/10.1111/1365-2435.14503>
- PROFOR, 2016. *Get Forest Smart: PROFOR 2016 Annual Report Profor*. World Bank, Washington, DC.
- Provencher, L. & Dubois, J.-M.M., 2007. *Précis de télédétection - Volume 4*. PUQ.
- Pu, D.C., Sun, J.Y., Ding, Q., Zheng, Q., Li, T.T. & Niu, X.F., 2020. Mapping Urban Areas Using Dense Time Series of Landsat Images and Google Earth Engine. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42(3), 403–409. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W10-403-2020>
- Puig, H., 2001. Diversité spécifique et déforestation : l'exemple des forêts tropicales humides du Mexique. *Bois & Forêts Des Tropiques*, 268, 41–55. <https://doi.org/10.19182/bft2001.268.a20102>
- Pulla, S., Ramaswami, G., Mondal, N., Chitra-Tarak, R., Suresh, H.S., Dattaraja, H.S., Vivek, P., Parthasarathy, N., Ramesh, B.R. & Sukumar, R., 2015. Assessing the resilience of global seasonally dry tropical forests. *International Forestry Review*, 17(2), 91–113. <https://doi.org/10.1505/146554815815834796>
- Pungakumakinga, P., 2015. La Protection des Forêts Tropicales en République Démocratique Du Congo. Fondements Juridiques et Application de la Loi. *KAS African Law Study Library*, 1(2), 407–427. https://doi.org/10.5771/2363-6262_2014_2_407
- Ragasa, C., Babu, S.C. & Ulimwengu, J., 2014. Institutional reforms and agricultural policy process: lessons from Democratic Republic of Congo. *Agricultural and Food Economics*, 2(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s40100-014-0004-3>
- Rajeswari, A.V., Saritha, S. & Santhosh, K., G., 2014. Classification based land use/land cover change detection through Landsat images. In: *2014 International Conference on Data Science & Engineering (ICDSE)*. Presented at the 2014 International Conference on

- Data Science & Engineering (ICDSE)*, pp. 232–237. <https://doi.org/10.1109/ICDSE.2014.6974644>
- Rakotondrasoa, L.O., Ayral, A., Stein, J., Rajoelison, G.L., Ponette, Q., Malaisse, F., Ramamonjisoa, B., Raminosoa, N., Verheggen, F., Poncelet, M., Haubruge, E. & Bogaert, J., 2013a. Analyse des facteurs anthropiques de dégradation des bois de tapia (*Uapaca bojeri*) d'Arivonimamo. In: Verheggen, F., Bogaert, J. & Haubruge, E. (Eds.), *Les vers à soie malgaches. Enjeux écologiques et socio-économiques*. Les Presses Agronomiques de Gembloux, Gembloux, Belgique, pp. 151–162.
- Rakotondrasoa, L.O., Malaisse, F., Rajoelison, G.L., Gaye, J., Razafimanantsoa, T.M., Rabearisoa, M.R., Ramamonjisoa, B.S., Raminosoa, N., Verheggen, F., Poncelet, M., Haubruge, E. & Bogaert, J., 2013b. Identification des indicateurs de dégradation de la forêt de tapia (*Uapaca bojeri*) par une analyse sylvicole. *Tropicultura*, 31, 10–19.
- Ramade, F., 2023. *Eléments d'écologie*, in: *Ecologie Appliquée : Action de L'homme Sur La Biosphère*. Dunod, Paris, France, 43 p.
- Rannestad, M.M. & Gessesse, T.A., 2020. Deforestation and Subsequent Cultivation of Nutrient Poor Soils of Miombo Woodlands of Tanzania: Long Term Effect on Maize Yield and Soil Nutrients. *Sustainability*, 12(10), 4113. <https://doi.org/10.3390/su12104113>
- Razali, N.M. & Wah, Y.B., 2011. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, 2(1), 21–33.
- Reddy, C.S., Sreelekshmi, S., Jha, C.S. & Dadhwal, V.K., 2013. National assessment of forest fragmentation in India: Landscape indices as measures of the effects of fragmentation and forest cover change. *Ecological Engineering*, 60, 453–464. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2013.09.064>
- Reed, J., van Vianen, J., Foli, S., Clendenning, J., Yang, K., MacDonald, M., Petrokofsky, G., Padoch, C. & Sunderland, T., 2017. Trees for life: The ecosystem service contribution of trees to food production and livelihoods in the tropics. *Forest Policy and Economics*, 84, 62–71. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2017.01.012>
- Reij, C. & Garrity, D., 2016. Scaling up farmer-managed natural regeneration in Africa to restore degraded landscapes. *Biotropica* 48, 834–843. <https://doi.org/10.1111/btp.12390>
- Reyniers, C., 2019. Agroforesterie et déforestation en République démocratique du Congo. Miracle ou mirage environnemental? *Mondes en développement*, 187, 113–132. <https://doi.org/10.3917/med.187.0113>
- Ribeiro, N.S., Syampungani, S., Matakala, N.M., Nangoma, D. & Ribeiro-Barros, A.I., 2015. Miombo Woodlands Research Towards the Sustainable Use of Ecosystem Services in Southern Africa. In: Lo, Y.-H., Blanco, J.A., Roy, S. (Eds.), *Biodiversity in Ecosystems - Linking Structure and Function*. InTech, pp. 475–491. <https://doi.org/10.5772/59288>
- Ribeiro, N.S., Snook, L.K., Nunes de Carvalho Vaz, I.C. & Alves, T., 2019. Gathering honey from wild and traditional hives in the Miombo woodlands of the Niassa National Reserve, Mozambique: What are the impacts on tree populations? *Global Ecology and Conservation*, 17, e00552. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00552>
- Ribeiro, N.S., Katerere, Y., Chirwa, P.W. & Grundy, I.M., 2020a. *Miombo Woodlands in a Changing Environment: Securing the Resilience and Sustainability of People and Woodlands*. Springer Nature.
- Ribeiro, N.S., Silva de Miranda, P.L. & Timberlake, J., 2020b. Biogeography and Ecology of Miombo Woodlands. In: Ribeiro, N.S., Katerere, Y., Chirwa, P.W. & Grundy, I.M. (Eds.), *Miombo Woodlands in a Changing Environment: Securing the Resilience and*

- Sustainability of People and Woodlands*. Springer International Publishing, Cham, pp. 9–53. https://doi.org/10.1007/978-3-030-50104-4_2
- Rinaudo, T., Muller, A. & Morris, M., 2020. Manuel La Régénération Naturelle Assistée (RNA). *Une Ressource pour les Gestionnaires de Projets, les Utilisateurs et Tous Ceux qui ont un Intérêt à Mieux Comprendre et Soutenir le Mouvement Pour la RNA*. FMNR Hub, World Vision Australia, Melbourne, Australia.
- Ritchie, M., Debba, P., Lück-Vogel, M. & Goodall, V., 2018. Assessment of accuracy: systematic reduction of training points for maximum likelihood classification and mixture discriminant analysis (Gaussian and t-distribution). *South African Journal of Geomatics*, 7(2), 132–146. <https://doi.org/10.4314/sajg.v7i2.3>
- Romanillos, G., Robazza, G. & Lovato, F., 2024. A fragmented world: mapping the global extent of Anthropogenic Landscape Fragmentation. *Journal of Maps*, 20(1), 2307539. <https://doi.org/10.1080/17445647.2024.2307539>
- Rondeux, J., 2021. *La mesure des arbres et des peuplements forestiers*. Presses Agronomiques de Gembloux.
- Rostain, S. & McKey, D., 2015. Les paysages de champs surélevés de Guyane française : un patrimoine bioculturel menacé. *Revue d'ethnoécologie*, 7. <https://doi.org/10.4000/ethnoecologie.2193>
- Rudel, T.K., 2013. The national determinants of deforestation in sub-Saharan Africa. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 368(1625), 1–7. <https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0405>
- Runge, J., 2022. *The Congo River, Central Africa, in: Large Rivers*. John Wiley & Sons, Ltd, pp. 433–456. <https://doi.org/10.1002/9781119412632.ch15>
- Ryan, C.M., Williams, M. & Grace, J., 2011. Above- and Belowground Carbon Stocks in a Miombo Woodland Landscape of Mozambique. *Biotropica*, 43(4), 423–432. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2010.00713.x>
- Ryan, C.M., Pritchard, R., McNicol, I., Owen, M., Fisher, J.A. & Lehmann, C., 2016. Ecosystem services from southern African woodlands and their future under global change. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 371(1703), 20150312. <https://doi.org/10.1098/rstb.2015.0312>
- Ryan, C.M. & Williams, M., 2011. How does fire intensity and frequency affect miombo woodland tree populations and biomass? *Ecological Applications*, 21(1), 48–60. <https://doi.org/10.1890/09-1489.1>
- Sacande, M. & Berrahmouni, N., 2016. Community participation and ecological criteria for selecting species and restoring natural capital with native species in the Sahel. *Restoration Ecology*, 24(4), 479–488. <https://doi.org/10.1111/rec.12337>
- SADC, 2002. *Protocole sur la Foresterie*. African Regional Bodies Southern African Development Community (SADC).
- SADC, 2010. *SADC Forestry Strategy 2010 - 2020: Making Forests Work for the Economic Development of the Region*. 48 p.
- SADC, 2022. *Maputo Declaration on Sustainable and Integrated Management of Miombo Woodlands*. Regional Conference: Miombo, one community, one community forest).
- SADC, 2023. *SADC countries commit to preservation of vast dryland forest*. The Chronicle. <https://www.chronicle.co.zw/sadc-countries-commit-to-preservation-of-vast-dryland-forest/> (accessed 12.12.24).

- SADC, 2024. SADC *Region forges Sustainable Management of the Miombo Forests*. CCARDESA. <https://www.ccardesa.org/sadc-region-forges-sustainable-management-miombo-forests>.
- Sadda, A.-S., Diouf, A., Lawali, S., Ouedraogo, M., Bogaert, J. & Mahamane, A., 2016. Pression anthropique et dynamique paysagère en zone rurale semi-aride : cas de la commune de Tibiri, région de Maradi (Niger). *Tropicultura*, 34(2), 127–139.
- Saini, R. & Ghosh, S.K., 2019. Analyzing the impact of red-edge band on land use land cover classification using multispectral RapidEye imagery and machine learning techniques. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(4), 044511. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.13.044511>
- Saint-Jean, C., 2001. *Classification paramétrique robuste partiellement supervisée en reconnaissance des formes*, Doctoral dissertation, Université de La Rochelle, France.
- Sánchez, J.J., Marcos-Martinez, R., Srivastava, L. & Soonsawad, N., 2021. Valuing the impacts of forest disturbances on ecosystem services: An examination of recreation and climate regulation services in U.S. national forests. *Trees, Forests and People*, 5, 100123. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2021.100123>
- Sangeda, A.Z. & Maleko, D.D., 2018. Regeneration Effectiveness Post Tree Harvesting in Natural Miombo Woodlands, Tanzania. *Journal of Plant Sciences and Agricultural Research*, 1(10), 1–7.
- Sangeetham, R. & Narayana, S.R., 2024. A Review On Google Earth Engine: An Open Access Cloud Analysis Platform For Planetary Scale Satellite Data. *E3S Web of Conferences*, 591, 09011. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202459109011>
- Sarre, A., 2020. *Global Forest Resources Assessment 2020*. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), Rome, Italy. <https://doi.org/10.4060/ca8753en>
- Sasaki, N., Myint, Y.Y. & Venkatappa, M., 2021. Assessment of the Forest Carbon Balance Due to Deforestation and Plantation Forestry in Southeast Asia. In: Phoumin, H., Taghizadeh-Hesary, F., Kimura, F. & Arima, J. (Eds.), *Energy Sustainability and Climate Change in ASEAN, Sur l'économie*. Springer, Singapore, pp. 89–110. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2000-3_4
- Savadogo, S., Sambare, O., Ouedraogo, I. & Thiombiano, A., 2020. Espèces exotiques indicatrices de dégradation des bois sacrés au Burkina Faso. *Geo-Eco-Trop*, 44(3), 409–426.
- Schaafsma, M., Morse-Jones, S., Posen, P., Swetnam, R.D., Balmford, A., Bateman, I.J., Burgess, N.D., Chamsh et al., 2014. The importance of local forest benefits: Economic valuation of Non-Timber Forest Products in the Eastern Arc Mountains in Tanzania. *Global Environmental Change*, 24, 295–305. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2013.08.018>
- Schlaepfer, R., 2002. *Analyse de la Dynamique du Paysage. Fiche D'enseignement 4.2*. Laboratoire de Gestion des Ecosystèmes, Ecole Polytechnique de Lausanne, Lausanne, Switzerland.
- Schmid, D.V., 2023. Are forest carbon projects in Africa green but mean?: A mixed-method analysis. *Climate and Development*, 15(1), 45–59. <https://doi.org/10.1080/17565529.2022.2054400>
- Schneibel, A., Stellmes, M., Röder, A., Finckh, M., Revermann, R., Frantz, D. & Hill, J., 2016. Evaluating the trade-off between food and timber resulting from the conversion of Miombo forests to agricultural land in Angola using multi-temporal Landsat data. *Science of The Total Environment* 548–549, 390–401. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.12.137>

- Sedano, F., Silva, J.A., Machoco, R., Meque, C.H., Siteo, A., Ribeiro, N., Anderson, K., Ombe, Z.A., Baule, S.H. & Tucker, C.J., 2016. The impact of charcoal production on forest degradation: a case study in Tete, Mozambique. *Environmental Research Letters*, 11(9), 094020. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/9/094020>
- Sedano, F., Lisboa, S.N., Duncanson, L., Ribeiro, N., Siteo, A., Sahajpal, R., Hurtt, G. & Tucker, C.J., 2020. Monitoring forest degradation from charcoal production with historical Landsat imagery. A case study in southern Mozambique. *Environmental Research Letters*, 15(1), 015001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab3186>
- Sedano, F., Mizu-Siampale, A., Duncanson, L. & Liang, M., 2022. Influence of Charcoal Production on Forest Degradation in Zambia: A Remote Sensing Perspective. *Remote Sensing*, 14(14), 3352. <https://doi.org/10.3390/rs14143352>
- Seiler, J., Jonscher, M., Schöberl, M. & Kaup, A., 2015. Resampling Images to a Regular Grid From a Non-Regular Subset of Pixel Positions Using Frequency Selective Reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(11), 4540–4555. <https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2463084>
- Sesay, R.E.V., Sesay, F., Azizi, M.I. & Rahmani, B., 2024. Invasive Species and Biodiversity: Mechanisms, Impacts, and Strategic Management for Ecological Preservation. *Asian Journal of Environment & Ecology*, 23(9), 82–95. <https://doi.org/10.9734/ajee/2024/v23i9600>
- Sgard, A., 2010. Une éthique du paysage » est-elle souhaitable ? *Vertigo* - la revue électronique en sciences de l'environnement 10. <https://doi.org/10.4000/vertigo.9472>
- Shackleton, C.M., Shackleton, S.E., Buiten, E. & Bird, N., 2007. The importance of dry woodlands and forests in rural livelihoods and poverty alleviation in South Africa. *Forest Policy and Economics*, 9(5), 558–577. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2006.03.004>
- Shafer, C.L., 2015. Cautionary thoughts on IUCN protected area management categories V–VI. *Global Ecology and Conservation*, 3, 331–348. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2014.12.007>
- Shamaoma, H., Chirwa, P.W., Ramoelo, A., Hudak, A.T. & Syampungani, S., 2022. The Application of UASs in Forest Management and Monitoring: Challenges and Opportunities for Use in the Miombo Woodland. *Forests*, 13(11), 1812. <https://doi.org/10.3390/f13111812>
- Shi, Z. J., Gao, X. F., & Wang, Y. W., 2013. Influential factors of natural regeneration of forest. *Shanxi Forest Science and Technology*, 2, 96-99.
- Siachoono, S.M., Syampungani, S., Mundike, J., 2021. Invasive Alien Species in Zambia. *Invasive Alien Species*, 1, 313–329. <https://doi.org/10.1002/9781119607045.ch11>
- Sigler, T.J., 2020. Balancing human and ecological concerns in the DRC's Ituri Forest. *The Australasian Review of African Studies*, 33(1), 177–186. <https://doi.org/10.3316/informit.273074435993931>
- Sileshi, G., Akinnifesi, F.K., Ajayi, O.C., Chakeredza, S., Kaonga, M. & Matakala, P.W., 2007. Contributions of agroforestry to ecosystem services in the miombo eco-region of eastern and southern Africa. *African Journal of Environmental Science and Technology*, 1(4), 68–80. <https://doi.org/10.4314/ajest.v1i4>
- Silva, J.A., Sedano, F., Flanagan, S., Ombe, Z.A., Machoco, R., Meque, C.H., Siteo, A., Ribeiro, N., Anderson, K., Baule, S. & Hurtt, G., 2019. Charcoal-related forest degradation dynamics in dry African woodlands: Evidence from Mozambique. *Applied Geography*, 107, 72–81. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.04.006>

- Simeon, M. & Wana, D., 2024. Impacts of Land use Land cover dynamics on Ecosystem services in maze national park and its environs, southwestern Ethiopia. *Heliyon*, 10(9). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30704>
- Sinclair, T.R. & Weiss, A., 2010. *Principles of Ecology in Plant Production*. CABI.
- Singh, J., Singh, P., 2019. Solar Electric Cookstove - A First Generation, High Efficiency Solar Electric Cooking Device Prototype. In: *2019 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/GHTC46095.2019.9033057>
- Singh, R.K., Singh, P., Drews, M., Kumar, P., Singh, H., Gupta, A.K., Govil, H., Kaur, A. & Kumar, M., 2021. A machine learning-based classification of LANDSAT images to map land use and land cover of India. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* 24, 100624. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100624>
- Sitoe, A., A., S. & Wertz-Kanounnikoff, S., 2012. *The context of REDD+ in Mozambique: Drivers, agents, and institutions Occasional Paper 79*. CIFOR, Bogor, Indonesia
- Sivakumar, M.V.K., Roy, P.S., Harmsen, K. & Saha, S.K., 2004. Satellite Remote Sensing and GIS Applications in Agricultural Meteorology. *Proceedings of the Training Workshop 7-11 July, 2003, Dehra Dun, India*.
- Skole, D.L., Samek, J.H., Mbow, C., Chirwa, M., Ndalowa, D., Tumeo, T., Kachamba, D., Kamoto, J., Chioza, A. & Kamangadazi, F., 2021. Direct Measurement of Forest Degradation Rates in Malawi: Toward a National Forest Monitoring System to Support REDD+. *Forests*, 12(4), 426. <https://doi.org/10.3390/f12040426>
- Słowiński, M., Szewczyk, K., Jonczak, J., Halaś, A., Mroczkowska, A., Łuców, D., Słowińska, S., Tyszkowski, S., Kowalska, A., Kołaczowska, E. et al., 2024. *Human impacts on the environment in the preindustrial forest landscapes in Central Europe - an overview*. Presented at the EGU24, Copernicus Meetings. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu24-12672>
- Slusser, S.D., 2012. *The history of American National Parks*. Humboldt State University, Humboldt, USA.
- Soe, K.T. & Yeo-Chang, Y., 2019. Livelihood Dependency on Non-Timber Forest Products: Implications for REDD+. *Forests*, 10(5), 427. <https://doi.org/10.3390/f10050427>
- Sola, P., Schure, J., Atyi, R.E., Gumbo, D. & Okeyo, I., 2019. Politiques et pratiques en matière de bois-énergie dans certains pays d'Afrique subsaharienne – un examen critique. *Bois & Forêts Des Tropiques*, 340. <https://doi.org/10.19182/bft2019.340.a31690>
- Solomon, T. & Moon, H., 2018. Expansion of Exotic Tree Species and Impacts on Management of the Indigenous Trees; Emphasis on Eucalyptus Species in Wolaita, South Ethiopia- A Review. *International Journal of Research*, 5(1), 15–20.
- Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Lenney, M.P. & Macomber, S.A., 2001. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? *Remote Sensing of Environment*, 75, 230–244.
- Song, H., Huang, B., Liu, Q. & Zhang, K., 2015. Improving the Spatial Resolution of Landsat TM/ETM+ Through Fusion With SPOT5 Images via Learning-Based Super-Resolution. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(3), 1195–1204. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2335818>
- Song, H., Yeo, S., Jin, Y., Park, I., Ju, H., Nalcakan, Y. & Kim, S., 2024. Short-Wave Infrared (SWIR) Imaging for Robust Material Classification: Overcoming Limitations of Visible Spectrum Data. *Applied Sciences*, 14(23), 11049. <https://doi.org/10.3390/app142311049>
- Souza, C., Tenneson, K., Dilger, J., Weststad, C. & Bullock, E., 2024. Forest Degradation and Deforestation. In: Cardille, J.A., Crowley, M.A., Saah, D., Clinton, N.E. (Eds.), *Cloud-*

- Based Remote Sensing with Google Earth Engine: Fundamentals and Applications*. Springer International Publishing, Cham, pp. 1061–1091. https://doi.org/10.1007/978-3-031-26588-4_49
- Spyra, M., Kleemann, J., Calò, N.C., Schürmann, A. & Fürst, C., 2021. Protection of peri-urban open spaces at the level of regional policy-making: Examples from six European regions. *Land Use Policy*, 107, 105480. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105480>
- Stehman, S.V., 2014. Estimating area and map accuracy for stratified random sampling when the strata are different from the map classes. *International Journal of Remote Sensing*, 35(13), 4923–4939. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.930207>
- Sun, J., Huang, Z., Southworth, J. & Qiu, Y., 2013. Mapping fractality during the process of deforestation in an Amazon tri-national frontier. *Remote Sensing Letters*, 4(6), 589–598. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2013.771827>
- Sunderland, T., Powell, B., Ickowitz, A., Folli, S., Pinedo-Vasquez, M., Nasi, R. & Padoch, C., 2013. *Food security and nutrition*. Center for International Forestry Research (CIFOR).
- Svoboda, J., Štych, P., Laštovička, J., Paluba, D. & Kobliuk, N., 2022. Random Forest Classification of Land Use, Land-Use Change and Forestry (LULUCF) Using Sentinel-2 Data—A Case Study of Czechia. *Remote Sensing*, 14(5), 1189. <https://doi.org/10.3390/rs14051189>
- Syampungani, S., Chirwa, P.W., Akinnifesi, F.K., Sileshi, G. & Ajayi, O.C., 2009. The miombo woodlands at the cross roads: Potential threats, sustainable livelihoods, policy gaps and challenges. *Natural Resources Forum*, 33(2), 150–159. <https://doi.org/10.1111/j.1477-8947.2009.01218.x>
- Syampungani, S., Geldenhuys, C.J. & Chirwa, P.W., 2016. Regeneration dynamics of miombo woodland in response to different anthropogenic disturbances: forest characterisation for sustainable management. *Agroforestry Systems*, 90(4), 563–576. <https://doi.org/10.1007/s10457-015-9841-7>
- Syampungani, S., Tigabu, M., Matakala, N., Handavu, F. & Oden, P.C., 2017. Coppicing ability of dry miombo woodland species harvested for traditional charcoal production in Zambia: a win-win strategy for sustaining rural livelihoods and recovering a woodland ecosystem. *Journal of Forestry Research*, 28, 549–556. <https://doi.org/10.1007/s11676-016-0307-1>
- Syampungani, S., Chirwa, P.W., Geldenhuys, C.J., Handavu, F., Chishaleshale, M., Rija, A.A., Mbanze, A.A. & Ribeiro, N.S., 2020. Managing Miombo: Ecological and Silvicultural Options for Sustainable Socio-Economic Benefits. In: Ribeiro, N.S., Katerere, Y., Chirwa, P.W. & Grundy, I.M. (Eds.), *Miombo Woodlands in a Changing Environment: Securing the Resilience and Sustainability of People and Woodlands*. Springer International Publishing, Cham, pp. 101–137. https://doi.org/10.1007/978-3-030-50104-4_4
- Szulecka, J., 2019. Towards Sustainable Wood-Based Energy: Evaluation and Strategies for Mainstreaming Sustainability in the Sector. *Sustainability*, 11(2), 493. <https://doi.org/10.3390/su11020493>
- Tabutin, D. & Schoumaker, B., 2020. La démographie de l'Afrique subsaharienne au XXI^e siècle: Bilan des changements de 2000 à 2020, perspectives et défis d'ici 2050. *Population*, 75(2), 169–295. <https://doi.org/10.3917/popu.2002.0169>
- Takada, T., Miyamoto, A. & Hasegawa, S.F., 2010. Derivation of a yearly transition probability matrix for land-use dynamics and its applications. *Landscape Ecology*, 25(4), 561–572. <https://doi.org/10.1007/s10980-009-9433-x>

- Talukdar, N.R., Choudhury, P., Barbhuiya, R.A. & Singh, B., 2021. Importance of Non-Timber Forest Products (NTFPs) in rural livelihood: A study in Patharia Hills Reserve Forest, northeast India. *Trees, Forests and People*, 3, 100042. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2020.100042>
- Tambol, T., Vodounou, G.M.B. & Moussa, S., 2023. Impacts of Mining on the Environment in West African Sahel: A Review. *Environmental Protection Research*. 3(2), 263–277. <https://doi.org/10.37256/epr.3220232723>
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S. & Brisco, B., 2020. Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164, 152–170. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>
- Tan, X., Yu, H., Zhong, X. & Wang, W., 2024. Delineating urban growth boundaries by coupling urban interactions and ecological conservation. *Cities*, 145, 104712. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104712>
- Tanyanyiwa, S., 2021. Hunger by Choice? Rethinking Food Security Strategies. *European Journal of Development Studies*, 1(2), 17–21. <https://doi.org/10.24018/ejdevelop.2021.1.2.17>
- Tarimo, B., Dick, Ø.B., Gobakken, T. & Totland, Ø., 2015. Spatial distribution of temporal dynamics in anthropogenic fires in miombo savanna woodlands of Tanzania. *Carbon Balance Manage*, 10(1), 18. <https://doi.org/10.1186/s13021-015-0029-2>
- Tchatchou, B., Sonwa, D.J., Ifo, S. & Tiani, A.M., 2015. *Déforestation et dégradation des forêts dans le Bassin du Congo : État des lieux, causes actuelles et perspectives*. Center for International Forestry Research (CIFOR). <https://doi.org/10.17528/cifor/005457>
- Temudo, M.P., Cabral, A.I.R. & Talhinas, P., 2019. Petro-Landscapes: Urban Expansion and Energy Consumption in Mbanza Kongo City, Northern Angola. *Human Ecology*, 47, 565–575. <https://doi.org/10.1007/s10745-019-00088-6>
- ter Steege, H., Pitman, N.C.A., Killeen, T.J., Laurance, W.F., Peres, C.A., Guevara, J.E., Salomão, R.P., Castilho, C.V., Amaral, I.L., de Almeida Matos, F.D. et al., 2015. Estimating the global conservation status of more than 15,000 Amazonian tree species. *Science Advances*, 1(10), e1500936. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1500936>
- Thiombiano, A., Glele, K., Bayen, P., Boussim, J.I. & Mahamane, A., 2016. Méthodes et dispositifs d'inventaires en Afrique de l'Ouest : Etat des lieux et propositions pour une harmonisation. *Annales des Sciences Agronomiques*, 15–31.
- Thom, D., Rammer, W. & Seidl, R., 2017. The impact of future forest dynamics on climate: interactive effects of changing vegetation and disturbance regimes. *Ecological Monographs*, 87(4), 665–684. <https://doi.org/10.1002/ecm.1272>
- Thonfeld, F., Steinbach, S., Muro, J., Hentze, K., Games, I., Näschen, K. & Kauzeni, P.F., 2020. The impact of anthropogenic land use change on the protected areas of the Kilombero catchment, Tanzania. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 168, 41–55. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.019>
- Thornton, D.H., Branch, L.C. & Sunquist, M.E., 2011. The influence of landscape, patch, and within-patch factors on species presence and abundance: a review of focal patch studies. *Landscape Ecology*, 26(1), 7–18. <https://doi.org/10.1007/s10980-010-9549-z>
- Thuiller, W., 2004. Patterns and uncertainties of species' range shifts under climate change. *Global Change Biology*, 10(12), 2020–2027. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2004.00859.x>

- Timberlake, J. & Chidumayo, E.N., 2011. *Miombo Ecoregion Vision Report 2001*. Biodiversity Foundation for Africa, Bulawayo, Zimbabwe.
- Tokura, W., Matimele, H., Smit, J. & Hoffman, M.T., 2020. Long-term changes in forest cover in a global biodiversity hotspot in southern Mozambique. *Bothalia, African Biodiversity & Conservation*, 50(1). <https://doi.org/10.38201/btha.abc.v50.i1.1>
- Tompoulidou, M., Gitas, I.Z., Polychronaki, A. & Mallinis, G., 2016. A GEOBIA framework for the implementation of national and international forest definitions using very high spatial resolution optical satellite data. *Geocarto International*, 31(3), 342–354. <https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1047470>
- Trefon, T., 2008. La réforme du secteur forestier en République démocratique du Congo : défis sociaux et faiblesses institutionnelles. *Afrique contemporaine*, 227(3), 81–93. <https://doi.org/10.3917/afco.227.0081>
- Trefon, T., Hendriks, T., Kabuyaya, N. & Ngoy, B., 2010. *L'économie politique de la filière du charbon de bois à Kinshasa et à Lubumbashi. Appuis stratégique à la politique de la reconstruction post-conflit en R.D.C.* Working paper of the Institute of Development Policy and Management. ed. Université d'Antwerp.
- Trefon, T. & Kabuyaya, N., 2015. Les espaces périurbains en Afrique centrale. In: Bogaert, J. & Halleux, J.M. (Eds.), *Territoires Périurbains : Développement, Enjeux et Perspectives Dans Les Pays Du Sud*. Les Presses Agronomiques de Gembloux, Gembloux (Belgique), pp. 33–42.
- Tshipata, K.J., 2019. Exploitation des Ressources Minières en Republique Democratique du Congo : Analyse sur les Jeux et les Enjeux des Grandes Puissances. *Revue Intelligence Stratégique*, 02(5). <https://doi.org/10.62912/RKFS5487>
- Turner, M.G. & Gardner, R.H., 2015. Introduction to Landscape Ecology and Scale. In: Turner, M.G. & Gardner, R.H. (Eds.), *Landscape Ecology in Theory and Practice: Pattern and Process*. Springer, New York, NY, pp. 1–32. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2794-4_1
- Turner, I.M. & Trethowan, L.A., 2024. Rainforest Ecosystems, Plant Diversity of. In: Scheiner, S.M. (Ed.), *Encyclopedia of Biodiversity (Third Edition)*. Academic Press, Oxford, pp. 273–280. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822562-2.00032-3>
- Tweddle, D., 2010. Overview of the Zambezi River System: Its history, fish fauna, fisheries, and conservation. *Aquatic Ecosystem Health & Management*, 13(3), 224–240. <https://doi.org/10.1080/14634988.2010.507035>
- Udahogora, M., Yang, Z.P., Nzabarinda, V., Akbar, I., Mindje, R. & Umwali, E.D., 2021. Comparing Factors Conditioning Landscape Change During Volcanic Eruption at Virunga National Park, East Africa. *Applied Ecology and Environmental Research*, 19(5), 3789–3803. https://doi.org/10.15666/aecer/1905_37893803
- UICN-PACO, 2010. *Parcs et réserves de la République Démocratique du Congo : évaluation de l'efficacité de gestion des aires protégées*. Gland, Suisse.
- Ullah, S., Israr, M. & Khattak, S.W., 2022. Poverty and deforestation nexus: An economic analysis of cause and effect relationship in Malakand Division, Pakistan. *Journal of Humanities, Social and Management Sciences*, 3(1), 397–414. <https://doi.org/10.47264/idea.jhmsms/3.1.28>
- UNDP, 2022. *Keeping our forests alive and thriving*. UNDP.
- <https://www.undp.org/zimbabwe/news/keeping-our-forests-alive-and-thriving> (accessed 10.11.24).

- UNEP, 2022. *UNEP, WHO partner to combat tobacco industry's impact on environment* <https://www.unep.org/technical-highlight/unep-who-partner-combat-tobacco-industrys-impact-environment> (accessed 12.12.24).
- UNESCO, 2025. *Democratic Republic of the Congo - UNESCO World Heritage Convention*. UNESCO World Heritage Centre. <https://whc.unesco.org/en/statesparties/cd> (accessed 4.15.25).
- UN-Habitat, 2014. *The state of African cities 2014. In Re-Imagining Sustainable Urban Transition*. United Nations, Human Settlements programs, New York, USA.
- United Nations, 2025. *Population by Country (2025)* - Worldometer <https://www.worldometers.info/world-population/population-by-country/> (accessed 1.21.25).
- United Nations, 2022. *World population Prospects*. UN DESA/POP/2022/TR/NO. 3.
- Useni, S.Y., 2017. *Analyse spatio-temporelle des dynamiques d'anthropisation paysagère le long du gradient urbain-rural de la ville de Lubumbashi (Haut-Katanga, République Démocratique du Congo)*. Thèse de doctorat, Université de Lubumbashi, RD Congo.
- Useni, S.Y., Cabala, K.S., Nkuku, K.C., Amisi, M., Malaisse, F., Bogaert, J. & Munyemba, K.F., 2017a. Vingt-cinq ans de monitoring de la dynamique spatiale des espaces verts en réponse à l'urbanisation dans les communes de la ville de Lubumbashi (Haut-Katanga, R.D. Congo). *Tropicultura*, 35(4), 300-311.
- Useni, S.Y., Malaisse, F., Cabala, K.S., Munyemba, K.F. & Bogaert, J., 2017b. Le rayon de déforestation autour de la ville de Lubumbashi (HautKatanga, R.D. Congo): synthèse. *Tropicultura*, 35(3), 215-221.
- Useni, S.Y., André, M., Mahy, G., Cabala, K.S., Malaisse, F., Munyemba, K.F. & Bogaert, J., 2018a. Interprétation paysagère du processus d'urbanisation à Lubumbashi : dynamique de la structure spatiale et suivi des indicateurs écologiques entre 2002 et 2008. In: Bogaert, J., Colinet, G. & Mahy, G. (Eds.), *Anthropisation Des Paysages Katangais*. Presses Universitaires de Liège, Liège, Belgique, pp. 281-296.
- Useni, S.Y., Cabala, K.S., Halleux, J.M., Bogaert, J. & Munyemba, K.F., 2018b. Caractérisation de la croissance spatiale urbaine de la ville de Lubumbashi (Haut-Katanga, R.D. Congo) entre 1 989 et 201 4. *Tropicultura*, 36(1), 99-108.
- Useni, S.Y., Khoji, M.H., Languu, S., Ebuy, A.J. & Munyemba, K.F., 2019a. Structure des peuplements ligneux des formations végétales d'un paysage protégé en zone périurbaine de la ville de Lubumbashi (RD Congo). *Geo-Eco-Trop*, 44(1), 1-44.
- Useni, S.Y., Khoji, M.H., Languu, S., Gerardy, A. & Bogaert, J., 2019b. Amplification of Anthropogenic Pressure Heavily Hampers Natural Ecosystems Regeneration within the Savanization Halo Around Lubumbashi City (Democratic Republic of Congo). *International Journal of Environmental Sciences and Natural Resources*, 17(2), 1-9.
- Useni, S.Y., Malaisse, F., Cabala, K.S., Kalumba, M.A., Amisi, M., Nkuku, K.C., Bogaert, J. & Munyemba, K.F., 2019c. Tree diversity and structure on green space of urban and peri-urban zones: The case of Lubumbashi City in the Democratic Republic of Congo. *Urban Forestry & Urban Greening*, 41, 67-74. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2019.03.008>
- Useni, S.Y., Boisson, S., Cabala, K.S., Nkuku, K.C., Malaisse, F., Halleux, J.-M., Bogaert, J. & Munyemba, K.F., 2020a. Dynamique de l'occupation du sol autour des sites miniers le long du gradient urbain-rural de la ville de Lubumbashi, RD Congo. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.*, 24(1), 14-27.
- Useni, S.Y., Khoji, M.H. & Bogaert, J., 2020b. Miombo woodland, an ecosystem at risk of disappearance in the Lufira Biosphere Reserve (Upper Katanga, DR Congo)? A 39-years analysis based on Landsat images. *Global Ecology and Conservation*, 24, 1-15.

- Useni, S.Y., Malaisse, F., Yona, J.M., Mwamba, T.M. & Bogaert, J., 2021. Diversity, use and management of household-located fruit trees in two rapidly developing towns in Southeastern D.R. Congo. *Urban Forestry & Urban Greening*, 63, 127220. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2021.127220>
- Useni, S.Y., Mpanda, M.M., Khoji, M.H., Cirezi, C.N., Malaisse, F. & Bogaert, J., 2023a. Vegetation Fires in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (The Democratic Republic of the Congo): Drivers, Extent and Spatiotemporal Dynamics. *Land*, 12(12), 2171. <https://doi.org/10.3390/land12122171>
- Useni, S.Y., Mpanda, M.M., Malaisse, F., Kazaba, K.P. & Bogaert, J., 2023b. The Spatiotemporal Changing Dynamics of Miombo Deforestation and Illegal Human Activities for Forest Fire in Kundelungu National Park, Democratic Republic of the Congo. *Fire*, 6, 1–21. <https://doi.org/10.3390/fire6050174>
- Useni, S.Y., Kipili Mwenya, I., Khoji Muteya, H., Malaisse, F., Cabala, K.S. & Bogaert, J., 2024a. Anthropogenic pressures and spatio-temporal dynamics of forest ecosystems in the rural and border municipality of Kasenga (DRC). *Landscape and Ecological Engineering* 20(2), 195–212. <https://doi.org/10.1007/s11355-023-00589-z>
- Useni, S.Y., Mpanda, M.M., Kikuni, T.J., Kabamb, K.D., Malaisse, F. & Bogaert, J., 2024b. Hierarchical Analysis of Miombo Woodland Spatial Dynamics in Lualaba Province (Democratic Republic of the Congo), 1990–2024: Integrating Remote Sensing and Landscape Ecology Techniques. *Remote Sensing*, 16(20), 3903. <https://doi.org/10.3390/rs16203903>
- Useni, S.Y., Mpanda, M.M., Kipili, M.I., Khoji, M.H., N'tambwe, N.D., Kasanda, M.N., Malaisse, F., Malonga, K.F., Dibwe, D.M.D. & Bogaert, J., 2024c. Quantifying Forest Cover Loss during the COVID-19 Pandemic in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (DR Congo) through Remote Sensing and Landscape Analysis. *Resources*, 13(7), 95. <https://doi.org/10.3390/resources13070095>
- Useni, S.Y., Mpanda, M.M., Malaisse, F. & Bogaert, J., 2024d. Investigating of Spatial Urban Growth Pattern and Associated Landscape Dynamics in Congolese Mining Cities Bordering Zambia from 1990 to 2023. *Resources*, 13(8), 107. <https://doi.org/10.3390/resources13080107>
- Uuemaa, E., Antrop, M., Roosaare, J., Marja, R. & Mander, Ü., 2009. Landscape metrics and indices : an overview of their use in landscape research. *Living Reviews in Landscape Research*, 3(1), 1–28.
- van Strien, M.J. & Grêt-Regamey, A., 2016. How is habitat connectivity affected by settlement and road network configurations? Results from simulating coupled habitat and human networks. *Ecological Modelling*, 342, 186–198. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.09.025>
- Van Wilgen, B.W., De Klerk, H.M., Stellmes, M. & Archibald, S., 2022. An analysis of the recent fire regimes in the Angolan catchment of the Okavango Delta, Central Africa. *Fire Ecology* 18(1), 13. <https://doi.org/10.1186/s42408-022-00138-3>
- Verbesselt, J., Zeileis, A. & Herold, M., 2012. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 123, 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.022>

- Verde, N., Mallinis, G., Tsakiri-Strati, M., Georgiadis, C. & Patias, P., 2018. Assessment of Radiometric Resolution Impact on Remote Sensing Data Classification Accuracy. *Remote Sensing* 10(8), 1267. <https://doi.org/10.3390/rs10081267>
- Verma, V. & Aggarwal, R.K., 2020. A comparative analysis of similarity measures akin to the Jaccard index in collaborative recommendations: empirical and theoretical perspective. *Social Network Analysis and Mining*, 10(1), 43. <https://doi.org/10.1007/s13278-020-00660-9>
- Vermeulen, C., Dubiez, E., Procès, P., Diowo, M., Yamba, Y., Mutambwe, S., Peltier, R., Marien, J.-N. & Doucet, J.-L., 2011. Enjeux fonciers, exploitation des ressources naturelles et Forêts des Communautés Locales en périphérie de Kinshasa, RDC. *Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement*, 15(4). <https://orbi.uliege.be/handle/2268/100072>
- Vidal, C., Lanz, A., Tomppo, E., Schadauer, K., Gschwantner, T., di Cosmo, L. & Robert, N., 2008. Establishing forest inventory reference definitions for forest and growing stock: a study towards common reporting. *Silva Fennica*, 42(2). <https://www.silvafennica.fi/article/255>
- Vieira, S.M., Kaymak, U. & Sousa, J.M.C., 2010. Cohen's kappa coefficient as a performance measure for feature selection. In: *International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 1–8. <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2010.5584447>
- Vinoth, P., 2017. Supervised/Unsupervised Classification of Land cover using Remote Sensed Data. *International Journal of Research*, 4, 792-798.
- Vinya, R., Malhi, Y., Brown, N.D., Fisher, J.B., Brodribb, T. & Aragão, L.E.O.C., 2019. Seasonal changes in plant–water relations influence patterns of leaf display in Miombo woodlands: evidence of water conservative strategies. *Tree Physiology* 39(1), 104–112. <https://doi.org/10.1093/treephys/tpy062>
- Vlassenroot, K., 2013. *Dealing with land issues and conflict in eastern Congo: towards an integrated and participatory approach*. Egmont Institute. Report on the seminar held in Brussels on 20-21 September 2012.
- Vogt, P., Riitters, K.H., Iwanowski, M., Estreguil, C., Kozak, J. & Soille, P., 2007. Mapping landscape corridors. *Ecological Indicators*, 7(2), 481–488. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2006.11.001>
- Vollesen, K. & Merrett, L., 2020. *A photo rich field guide to the (wetter) Zambian miombo woodland: based on plants from the Mutinondo Wilderness Area, northern Zambia*. Royal Botanic Gardens, Kew, Zambia.
- Vranken, I., Kabulu, D.J.-P., Munyemba, K.F., Mama, A., Iyongo, W.M.L., Bamba, I., Laghmouch, M. & Bogaert, J., 2011. Ecological impact of habitat loss on African landscapes and diversity. *Advances in Environmental Research*, 14, 365–388.
- Vroh, B.T.A. & Kone, Y., 2021. Valeur écologique et produits de cueillette des plantations forestières de la Forêt classée de la Téné. *Vertigo*, 21. <https://doi.org/10.4000/vertigo.32783>
- Wanda, F., Oya, C. & Monreal, B., 2023. Building Angola: A Political Economy of Infrastructure Contractors in Post-War Angola. *Journal of Southern African Studies*, 49(1), 25–47. <https://doi.org/10.1080/03057070.2023.2192589>
- Wang, W., Wu, T., Li, Y., Xie, S., Han, B., Zheng, H. & Ouyang, Z., 2021. Urbanization Impacts on Natural Habitat and Ecosystem Services in the Guangdong-Hong Kong-Macao “Megacity”. *Sustainability*, 13(8), 4580. <https://doi.org/10.3390/su13084580>

- Wang, Z., Qin, K., Fang, W. & Wang, H., 2024. Neighborhood Competition and Understory-Associated Vegetation Are Important Factors Influencing the Natural Regeneration of Subtropical Mountain Forests. *Forests*, 15(6), 1017. <https://doi.org/10.3390/f15061017>
- Warrens, M.J., 2015. Properties of the quantity disagreement and the allocation disagreement. *International Journal of Remote Sensing*, 36(5), 1439–1446. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1011794>
- Watson, J.E.M., Dudley, N., Segan, D.B. & Hockings, M., 2014. The performance and potential of protected areas. *Nature*, 515(7525), 67–73. <https://doi.org/10.1038/nature13947>
- Weerts, A., 2015. Les sites miniers en République Démocratique du Congo : Conflits et développement autour d'un espace hy-bride. In: Bogaert, J. & Halleux, J.M. (Eds.), *Sites miniers en République démocratique du Congo : conflits et développement autour d'un espace hybride*. Presses agronomiques de Gembloux, Gembloux, Belgium, pp. 75–81.
- Wertz-Kanounnikoff, S., Siteo, A. & Salomão, A., 2011. *How is REDD+ unfolding in southern Africa's dry forests? A snapshot from Mozambique*. Center for International Forestry Research (CIFOR). <https://doi.org/10.17528/cifor/003402>
- West, P.W., 2015. Conducting an Inventory. In: West, P.W. (Ed.), *Tree and Forest Measurement*. Springer International Publishing. Cham, pp. 119–133. https://doi.org/10.1007/978-3-319-14708-6_11
- Więckowska, B., Kubiak, K.B., Józwiak, P., Moryson, W. & Stawińska-Witoszyńska, B., 2022. Cohen's Kappa Coefficient as a Measure to Assess Classification Improvement following the Addition of a New Marker to a Regression Model. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(16), 10213. <https://doi.org/10.3390/ijerph191610213>
- Wieczorkowski, J.D., Lehmann, C.E.R., Archibald, S., Banda, S., Goyder, D.J., Kaluwe, M., Kapinga, K., Larridon, I., Mashau, A.C., Phiri, E. & Syampungani, S., 2024. Fire facilitates ground layer plant diversity in a Miombo ecosystem. *Annals of Botany*, 133(5-6), 743–756. <https://doi.org/10.1093/aob/mcae035>
- Williams, B.A., Beyer, H.L., Fagan, M.E., Chazdon, R.L., Schmoeller, M., Sprenkle-Hyppolite, S., Griscom, B.W., Watson, J.E.M. et al., 2024. Global potential for natural regeneration in deforested tropical regions. *Nature*, 636(8041), 131–137. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-08106-4>
- Wilondja, K.B., Mubalama, K.L. & Kasiwa, K.J.P., 2020. Surveillance et mise en application de la loi par les écogardes dans le Domaine de chasse de la Lwama-Kivu : un outil simple de collecte de données pour l'efficacité des aires protégées dans la conservation de la biodiversité à l'Est de la RD Congo. *International Journal of Science and Management Studies*, 3(6), 17–25. <https://doi.org/10.51386/25815946/ijsms-v3i6p103>
- Wilson, M.C., Chen, X.-Y., Corlett, R.T., Didham, R.K., Ding, P., Holt, R.D., Holyoak, M., Hu, G., Hughes, A.C., Jiang, L., Laurance, W.F., Liu, J., Pimm, S.L., Robinson, S.K., Russo, S.E., Si, X., Wilcove, D.S., Wu, J. & Yu, M., 2016. Habitat fragmentation and biodiversity conservation: key findings and future challenges. *Landscape Ecology*, 31(2), 219–227. <https://doi.org/10.1007/s10980-015-0312-3>
- With, K.A., 2019. *Essentials of Landscape Ecology*. Oxford University Press Oxford. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198838388.001.0001>
- Worboys, G.L., Lockwood, M., Kothari, A., Feary, S. & Pulsford, I., 2015. *Protected Area Governance and Management*. ANU Press.
- World Bank, 2018. Revue de l'urbanisation en République démocratique du Congo: Des villes productives et inclusives pour l'émergence de la République démocratique du Congo. In:

- Directions in Development—Environment and Sustainable Development*. World Bank, Washington, DC, USA, p. 97.
- World Bank, 2020. *Accéder à L'électricité en République Démocratique du Congo: Opportunités et Défis*. World Bank, Washington, DC, USA.
- World Bank, 2024. *World Bank Open Data*. <https://data.worldbank.org> (accessed 12.16.24).
- Wu, J., 2004. Effects of changing scale on landscape pattern analysis: scaling relations. *Landscape Ecology*, 19(2), 125–138. <https://doi.org/10.1023/B:LAND.0000021711.40074.ae>
- Wu, J., 2007. Past, present and future of landscape ecology. *Landscape Ecology*, 22(10), 1433–1435. <https://doi.org/10.1007/s10980-007-9172-9>
- Wu, T., Luo, J., Xia, L., Shen, Z. & Hu, X., 2015. Prior Knowledge-Based Automatic Object-Oriented Hierarchical Classification for Updating Detailed Land Cover Maps. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 43(4), 653–669. <https://doi.org/10.1007/s12524-014-0446-9>
- Wulder, M.A., Roy, D.P., Radeloff, V.C., Loveland, T.R., Anderson, M.C., Johnson, D.M., Healey, S., Zhu, Z., Scambos, T.A., Pahlevan, N. et al., 2022. Fifty years of Landsat science and impacts. *Remote Sensing of Environment* 280, 113195. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113195>
- WWF, 2012. *Living planet report 2012: Biodiversity, biocapacity and better choice*. World Wildlife Fund, Gland, Switzerland.
- WWF, 2015. *Living Forests Report Chapter 5: Saving Forests at Risk*. World Wildlife Fund. <https://www.worldwildlife.org/publications/living-forests-report-chapter-5-saving-forests-at-risk> (accessed 3.9.24).
- Xia, J., Falco, N., Benediktsson, J., Du, P. & Chanussot, J., 2017. Hyperspectral Image Classification with Rotation Random Forest Via KPCA. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10, 1601–1609. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2636877>
- Xiao, H., Liu, J., He, G., Zhang, X., Wang, H., Long, T., Zhang, Z., Wang, W., Yin, R., Guo, Y., Cheng, B. & Cao, Q., 2022. Data-Driven Forest Cover Change and Its Driving Factors Analysis in Africa. *Frontiers in Environmental Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2021.780069>
- Xie, S., Liu, L., Zhang, X., Yang, J., Chen, X. & Gao, Y., 2019. Automatic Land-Cover Mapping using Landsat Time-Series Data based on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 11(24), 3023. <https://doi.org/10.3390/rs11243023>
- Yabi, J.A., Bachabi, F.X., Labiyi, I.A., Ode, C.A. & Ayena, R.L., 2016. Déterminants socio-économiques de l'adoption des pratiques culturelles de gestion de la fertilité des sols utilisées dans la commune de Ouaké au Nord- Ouest du Bénin. *International Journal of Biological and Chemical Sciences* 10(2), 779.
- Yang, Z., Liu, Y., Su, H. & Liu, X., 2022. Exploring complex place-based coevolution of ecosystem and human activities: A case study of Qilian Mountain area in China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115, 103091. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103091>
- Yeboah, D. & Chen, H.Y.H., 2016. Diversity–disturbance relationship in forest landscapes. *Landscape Ecology*, 31(5), 981–987. <https://doi.org/10.1007/s10980-015-0325-y>
- Yin, J., Peng, N., Chen, Y., Zheng, Z., Gu, Y. & Zhou, J., 2024. Class-Level Multiple Distributions Representation are Necessary for Semantic Segmentation. In: Onizuka, M., Lee, J.-G., Tong, Y., Xiao, C., Ishikawa, Y., Amer-Yahia, S., Jagadish, H.V. & Lu, K.

- (Eds.), *Database Systems for Advanced Applications*. Springer Nature, Singapore, pp. 340–351. https://doi.org/10.1007/978-981-97-5575-2_25
- Yu, Z., Di, L., Shrestha, S., Zhang, C., Guo, L., Qamar, F. & Mayer, T.J., 2023. RiceMapEngine: A Google Earth Engine-Based Web Application for Fast Paddy Rice Mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 7264–7275. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3290677>
- Yuan, X., Tian, J. & Reinartz, P., 2023. Learning-Based Near-Infrared Band Simulation with Applications on Large-Scale Landcover Classification. *Sensors*, 23(9), 4179. <https://doi.org/10.3390/s23094179>
- Yuh, Y.G., N’Goran, K.P., Kross, A., Heurich, M., Matthews, H.D. & Turner, S.E., 2024. Monitoring forest cover and land use change in the Congo Basin under IPCC climate change scenarios. *PLOS ONE*, 19(12), e0311816. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0311816>
- Zanchi, F.B., 2018. Soil Carbon and the Carbon Cycle in the Central Amazon Forest. In: Myster, R.W. (Ed.), *Igapó (Black-Water Flooded Forests) of the Amazon Basin*. Springer International Publishing. Cham, pp. 59–66. https://doi.org/10.1007/978-3-319-90122-0_4
- Zeballos, S.R., Venier, P., Pereyra, M., Simian, D. & Funes, G., 2023. Germination niche of a pioneer woody species (*Manihot grahamii* hook.): a strategy of seed heat stimulation to cope with disturbance in dry subtropical forests. *Seed Science Research*, 33(3), 182–192. <https://doi.org/10.1017/S096025852300020X>
- Zébazé, D., Gorel, A., Gillet, J.-F., Houngbégnon, F., Barbier, N., Ligot, G., Lhoest, S., Kamdem, G., Libalah, M., Droissart, V., Sonké, B., Doucet, J.-L., 2023. Natural regeneration in tropical forests along a disturbance gradient in South-East Cameroon. *Forest Ecology and Management* 547, 121402. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121402>
- Zézouma, S., Mipro, H., Boalidioa, T., Martin, K. & Irenée, S., 2019. Impact des villages et du réseau routier sur la structure spatiale de la forêt classée de Koulbi (Sud-Ouest du Burkina Faso). *Sciences Naturelles et Appliquées*, 38(2), 59-72.
- Zhang, Q., Li, B., Thau, D. & Moore, R., 2015. Building a Better Urban Picture: Combining Day and Night Remote Sensing Imagery. *Remote Sensing*, 7(9), 11887–11913. <https://doi.org/10.3390/rs70911887>
- Zhang, X., Long, T., He, G. & Guo, Y., 2019. Goba Forest Cover Mapping using Landsat and Google Earth Engine cloud computing. In: *2019 8th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/Agro-Geoinformatics.2019.8820469>
- Zhang, Y., Xiao, X., Cao, R., Zheng, C., Guo, Y., Gong, W. & Wei, Z., 2020. How important is community participation to eco-environmental conservation in protected areas? From the perspective of predicting locals’ pro-environmental behaviours. *Science of The Total Environment*, 739, 139889. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139889>
- Zhang, Z., Wei, M., Pu, D., He, G., Wang, G. & Long, T., 2021. Assessment of Annual Composite Images Obtained by Google Earth Engine for Urban Areas Mapping Using Random Forest. *Remote Sensing*, 13(4), 748. <https://doi.org/10.3390/rs13040748>
- Zhao, Y., An, R., Xiong, N., Ou, D. & Jiang, C., 2021. Spatio-Temporal Land-Use/Land-Cover Change Dynamics in Coastal Plains in Hangzhou Bay Area, China from 2009 to 2020 Using Google Earth Engine. *Land*, 10(11), 1149. <https://doi.org/10.3390/land10111149>
- Zhu, T., 2020. Analysis on the Applicability of the Random Forest. *Journal of Physics: Conference Series*, 1607(1), 012123. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1607/1/012123>

- Zhumadina, S., Abilova, S., Bulekbayeva, L., Tarasovskaya, N. & Zhumadilov, B., 2023. Anthropogenic Impact on the Components of the Forest Ecosystem: On the Example of the Bayanaul State National Natural Park. *Polish Journal of Environmental Studies*, 32(4), 3937–3945. <https://doi.org/10.15244/pjoes/162053>
- Zhuravleva, I., Turubanova, S., Potapov, P., Hansen, M., Tyukavina, A., Minnemeyer, S., Laporte, N., Goetz, S., Verbelen, F. & Thies, C., 2013. Satellite-based primary forest degradation assessment in the Democratic Republic of the Congo, 2000–2010. *Environmental Research Letters*, 8(2), 024034. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/8/2/024034>
- Zimba, H.M., Banda, K.E., Mbewe, S. & Nyambe, I.A., 2024. Integrated use of the CA–Markov model and the Trends. Earth module to enhance the assessment of land cover degradation. *Environmental Systems Research*, 13(1), 25. <https://doi.org/10.1186/s40068-024-00355-6>
- zu Ermgassen, E.K., Renier, C., Garcia, A., Carvalho, T. & Meyfroidt, P., 2024. Sustainable commodity sourcing requires measuring and governing land use change at multiple scales. *Conservation Letters*, 17(3), e13016. <https://doi.org/10.1111/conl.13016>
- Zurqani, H.A., 2024. High-resolution forest canopy cover estimation in ecodiverse landscape using machine learning and Google Earth Engine: Validity and reliability assessment. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, 101095. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101095>
- Zuur, A.F., Ieno, E.N., Walker, N., Saveliev, A.A. & Smith, G.M., 2009. *Mixed effects models and extensions in ecology with R*, in: *Statistics for Biology and Health*. Springer New York, New York, NY. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-87458-6>

Annexes

Figure A 1. Cartes d'occupation du sol de la province du Haut-Katanga obtenues sur base de la classification des images Landsat de 1994, 2000, 2008, 2016 et 2024 à l'aide de l'algorithme du Random Forest, illustrant l'évolution de l'occupation dans le BPCB de Lubu

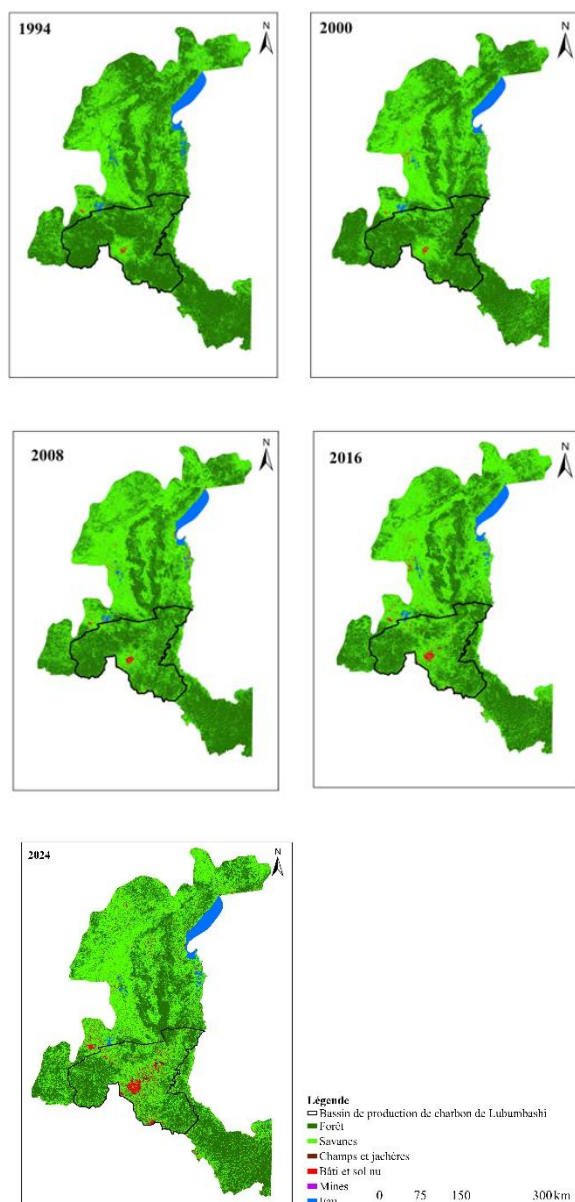


Tableau A 1. Données d'entrainement ayant permis les classifications supervisées

Année	BPCB		Autre partie de HK	
	Km ²	%	Km ²	%
1994	20312,45	76,36	43726,54	36,78
2002	19370,27	72,82	45146,86	37,98
2008	17703,35	66,55	42454,81	35,71
2016	15036,01	56,53	38548,9	32,43
2014	12237,21	46,00	37258,6	31,34

Tableau A 2.Données d'entrainement ayant permis les classifications supervisées

N°	Classes	Latitude	Longitude
1	Forêt	-11,69349969	26,76076273
2	Forêt	-11,72479124	26,7848038
3	Forêt	-11,75913562	26,80312081
4	Forêt	-11,7755446	26,78136936
5	Forêt	-11,80378332	26,78327739
6	Forêt	-11,80950738	26,82830669
7	Forêt	-11,77368428	26,88342466
8	Forêt	-11,65741423	26,94305032
9	Forêt	-11,66158803	26,96988187
10	Forêt	-11,70213348	26,91443
11	Forêt	-11,72061744	26,92575888
12	Forêt	-11,74148642	26,93828027
13	Forêt	-11,67828322	26,85361182
14	Forêt	-11,65622172	26,83751289
15	Forêt	-11,58288215	26,735553
16	Forêt	-11,58944097	26,72482038
17	Forêt	-11,59778856	26,71229899
18	Forêt	-11,61448375	26,74986316
19	Forêt	-11,62700514	26,75105568
20	Forêt	-11,6854383	26,72541664
21	Forêt	-11,69438215	26,71408776
22	Forêt	-11,70153723	26,70872145
23	Forêt	-11,77129926	26,69620006
24	Forêt	-11,76414418	26,70931771
25	Forêt	-11,77249177	26,735553
26	Forêt	-11,77905059	26,75642199
27	Forêt	-11,79634204	26,75403696
28	Forêt	-11,80826717	26,76238455
29	Forêt	-11,82078856	26,77609846
30	Forêt	-11,30235531	26,78900145
31	Forêt	-11,30846098	26,77144765
32	Forêt	-11,31532985	26,78327739
33	Forêt	-11,30388172	26,7848038
34	Forêt	-11,30655295	26,79472551
35	Forêt	-11,27793263	26,78060616

N°	Classes	Latitude	Longitude
36	Forêt	-11,27793263	26,76534199
37	Forêt	-11,28670953	26,74931461
38	Forêt	-11,26114205	26,77450049
39	Forêt	-11,25350996	26,7844222
40	Forêt	-11,31876429	26,89585065
41	Forêt	-11,32219873	26,87944166
42	Forêt	-11,28060386	26,91912851
43	Forêt	-11,29624964	26,93515589
44	Forêt	-11,31227702	26,94622241
45	Forêt	-11,32983082	26,95690733
46	Forêt	-11,34585819	26,9633946
47	Forêt	-11,23633777	27,43582069
48	Forêt	-11,24893071	27,43963673
49	Forêt	-11,25541798	27,44383438
50	Forêt	-11,24244344	27,45108486
51	Forêt	-11,24702269	27,45261128
52	Forêt	-11,25579959	27,4453608
53	Forêt	-11,26648451	27,45566411
54	Forêt	-11,27373499	27,46215138
55	Forêt	-11,25961563	27,46100657
56	Forêt	-11,26152365	27,46749384
57	Forêt	-12,168597	27,58655438
58	Forêt	-12,17203144	27,57701427
59	Forêt	-12,17050502	27,57129021
60	Forêt	-12,16478096	27,5884624
61	Forêt	-12,16249134	27,59876571
62	Forêt	-12,13883187	27,59266005
63	Forêt	-12,09876342	27,70256208
64	Forêt	-12,2395754	27,55869727
65	Forêt	-12,23766738	27,57701427
66	Forêt	-12,24262823	27,56938219
67	Forêt	-12,2483523	27,56594775
68	Forêt	-12,23423294	27,56289491
69	Forêt	-12,03656193	27,69111395
70	Forêt	-12,04648364	27,69798282
71	Forêt	-12,02854824	27,69836443
72	Forêt	-12,02015294	27,70943095

N°	Classes	Latitude	Longitude
73	Forêt	-12,0254954	27,70637812
74	Forêt	-12,01404727	27,65829598
75	Forêt	-12,00946802	27,65295352
76	Forêt	-12,00336235	27,64684785
77	Forêt	-12,05678695	27,83993961
78	Forêt	-12,05716856	27,84909812
79	Forêt	-12,05258931	27,85711181
80	Forêt	-12,06480064	27,84833491
81	Forêt	-12,05678695	27,88229769
82	Forêt	-12,06327422	27,89145619
83	Forêt	-12,05831337	27,9009963
84	Forêt	-12,06403743	27,92999822
85	Forêt	-12,07128791	27,93763031
86	Forêt	-12,04457562	27,96014496
87	Forêt	-12,03160107	27,97808036
88	Forêt	-12,02244257	27,97197469
89	Forêt	-12,04648364	27,97159309
90	Forêt	-12,04839166	27,98075159
91	Forêt	-12,01404727	27,96281619
92	Forêt	-11,70571102	28,24885244
93	Forêt	-11,72479124	28,23752356
94	Forêt	-11,74744899	28,22082838
95	Forêt	-11,76474043	28,22500217
96	Forêt	-11,75460407	28,23811982
97	Forêt	-11,77606931	28,15285512
98	Forêt	-11,78680193	28,14570004
99	Forêt	-11,76891423	28,15047009
100	Forêt	-11,77129926	28,10336581
101	Forêt	-11,81840353	28,06818667
102	Forêt	-11,83450246	28,07116795
103	Forêt	-11,83152118	28,11469469
104	Forêt	-11,84285006	28,11886849
105	Forêt	-11,83509872	28,2852241
106	Forêt	-11,81601851	28,33829094
107	Forêt	-11,82913615	28,33829094
108	Forêt	-11,66456931	28,04791394
109	Forêt	-11,6454891	28,00736849

N°	Classes	Latitude	Longitude
110	Forêt	-11,65025915	27,99425084
111	Forêt	-11,62402386	28,00200218
112	Forêt	-11,6413153	28,28582035
113	Forêt	-11,65443295	28,27329896
114	Savane boisée	-11,67452632	27,77859291
115	Savane boisée	-11,66817643	27,7839659
116	Savane boisée	-11,67013024	27,75636828
117	Savane boisée	-11,67550323	27,75881055
118	Savane boisée	-11,67428209	27,7629624
119	Savane boisée	-11,66329189	27,75123952
120	Savane boisée	-11,65474396	27,75221642
121	Savane boisée	-11,70114704	27,81107507
122	Savane boisée	-11,70847384	27,80570208
123	Savane boisée	-11,70554312	27,84038227
124	Savane boisée	-11,71238147	27,83818423
125	Savane boisée	-11,69870477	27,84868598
126	Savane boisée	-11,67208405	27,82450754
127	Savane boisée	-11,66622261	27,83134589
128	Savane boisée	-11,65889581	27,82670558
129	Savane boisée	-11,6542555	27,83012475
130	Savane boisée	-11,67623591	27,69018283
131	Savane boisée	-11,67623591	27,69360201
132	Savane boisée	-11,66744375	27,70459221
133	Savane boisée	-11,66768797	27,70947675
134	Savane boisée	-11,66475725	27,84819753
135	Savane boisée	-11,66915333	27,84868598
136	Savane boisée	-11,67330519	27,84941866
137	Savane boisée	-11,65376705	27,85137248
138	Savane boisée	-11,65205746	27,85552433
139	Savane boisée	-11,67330519	27,79324651
140	Savane boisée	-11,67696859	27,79984064
141	Savane boisée	-11,64839406	27,67626191
142	Savane boisée	-11,66646684	27,66234099
143	Savane boisée	-11,67037447	27,65989872
144	Savane boisée	-11,72508126	27,69115974
145	Savane boisée	-11,72923311	27,6779715
146	Savane boisée	-11,72679084	27,68432139

N°	Classes	Latitude	Longitude
147	Savane boisée	-11,7272793	27,69506737
148	Savane boisée	-11,40293241	27,8027626
149	Savane boisée	-11,40043553	27,79968952
150	Savane boisée	-11,40113978	27,79732069
151	Savane boisée	-11,4012038	27,79360738
152	Savane boisée	-11,3992191	27,79219888
153	Savane boisée	-11,39891899	27,62363945
154	Savane boisée	-11,40051956	27,62113857
155	Savane boisée	-11,39671822	27,62503994
156	Savane boisée	-11,40131984	27,62503994
157	Savane boisée	-11,3836136	27,68806216
158	Savane boisée	-11,38711483	27,68916255
159	Savane boisée	-11,39261677	27,68686174
160	Savane boisée	-11,96466646	27,0168215
161	Savane boisée	-11,9670353	27,01829402
162	Savane boisée	-11,96767552	27,01951045
163	Savane boisée	-11,96882793	27,02123906
164	Savane boisée	-11,97343755	27,02578466
165	Savane boisée	-11,97561432	27,02757729
166	Savane boisée	-11,9769588	27,02860165
167	Savane boisée	-11,96447439	27,0307144
168	Savane boisée	-11,96447439	27,03199485
169	Savane boisée	-11,96120924	27,03135462
170	Savane boisée	-11,97343755	27,0457597
171	Savane boisée	-11,97446192	27,04633591
172	Savane boisée	-11,96607496	27,01182774
173	Savane boisée	-11,96357808	27,01246796
174	Savane boisée	-11,9610812	27,01330026
175	Savane boisée	-11,96044097	27,01470876
176	Savane herbeuse	-11,9365523	27,05657076
177	Savane herbeuse	-11,93936579	27,05610185
178	Savane herbeuse	-11,94061623	27,05516402
179	Savane herbeuse	-11,92045287	27,00889771
180	Savane herbeuse	-11,91935874	27,01233642
181	Savane herbeuse	-11,92295375	27,01311794
182	Savane herbeuse	-11,90857368	27,09705379
183	Savane herbeuse	-11,91154348	27,09470921

N°	Classes	Latitude	Longitude
184	Savane herbeuse	-11,91341914	27,0912705
185	Savane herbeuse	-12,42007422	27,36064465
186	Savane herbeuse	-12,42541668	27,36789513
187	Savane herbeuse	-12,43381197	27,37934326
188	Savane herbeuse	-12,44182566	27,38201449
189	Savane herbeuse	-12,45785304	27,38392251
190	Savane herbeuse	-12,41244213	27,66363844
191	Savane herbeuse	-12,4185478	27,67050732
192	Savane herbeuse	-12,44106245	27,63845256
193	Savane herbeuse	-12,45174737	27,63845256
194	Savane herbeuse	-12,47807807	27,59952892
195	Savane herbeuse	-12,82999231	28,74388442
196	Savane herbeuse	-12,83311841	28,74529117
197	Savane herbeuse	-12,83436885	28,74747944
198	Savane herbeuse	-12,83843278	28,74685422
199	Savane herbeuse	-12,8421841	28,7463853
200	Savane herbeuse	-12,82764773	28,78389853
201	Savane herbeuse	-12,82311488	28,79483989
202	Savane herbeuse	-12,81889464	28,80265514
203	Savane herbeuse	-12,81217352	28,80984518
204	Savane herbeuse	-12,80592132	28,81922348
205	Savane herbeuse	-12,84828	28,83454139
206	Savane herbeuse	-12,84296563	28,84376339
207	Savane herbeuse	-12,84187149	28,85220386
208	Savane herbeuse	-12,8389017	28,8654898
209	Savane herbeuse	-12,83561929	28,87377397
210	Savane herbeuse	-12,82952339	28,88002617
211	Savane herbeuse	-12,82592837	28,88627838
212	Savane herbeuse	-11,88559058	27,82971211
213	Savane herbeuse	-11,88208935	27,82971211
214	Savane herbeuse	-11,88158917	27,82481038
215	Savane herbeuse	-11,87898825	27,82731126
216	Savane herbeuse	-11,88278959	27,8277114
217	Savane herbeuse	-11,88839157	27,82701115
218	Savane herbeuse	-11,88719115	27,83241306
219	Savane herbeuse	-11,88258952	27,86182343
220	Savane herbeuse	-11,88579065	27,86092311

N°	Classes	Latitude	Longitude
221	Savane herbeuse	-11,88469026	27,86322392
222	Savane herbeuse	-11,87998861	27,83941553
223	Savane herbeuse	-11,85738064	27,81780791
224	Savane herbeuse	-11,85908123	27,81730773
225	Savane herbeuse	-11,85808088	27,82100904
226	Savane herbeuse	-11,86158212	27,82160925
227	Savane herbeuse	-11,86278254	27,79019817
228	Savane herbeuse	-11,86548349	27,78759726
229	Savane herbeuse	-11,86708406	27,78599669
230	Savane herbeuse	-11,86798437	27,78449616
231	Champ	-11,57452147	27,75752353
232	Champ	-11,57425294	27,75717109
233	Champ	-11,57661937	27,74535576
234	Champ	-11,57702216	27,74554038
235	Champ	-11,57561238	27,74698373
236	Champ	-11,57759279	27,74778932
237	Champ	-11,57913684	27,73899495
238	Champ	-11,5795732	27,73916279
239	Champ	-11,58004313	27,7396495
240	Champ	-11,57980816	27,74006907
241	Champ	-11,57702216	27,73998516
242	Champ	-11,57675363	27,74025369
243	Champ	-11,57546133	27,7418313
244	Champ	-11,57953963	27,74728582
245	Champ	-11,58093263	27,73939775
246	Champ	-11,62309052	27,63655205
247	Champ	-11,62323016	27,63617611
248	Champ	-11,62144712	27,63903327
249	Champ	-11,62166194	27,6391729
250	Champ	-11,62226345	27,64027925
251	Champ	-11,62254272	27,64047259
252	Champ	-11,62297237	27,64085927
253	Champ	-11,62297237	27,64122448
254	Champ	-11,62216678	27,63372711
255	Champ	-11,62182306	27,63330821
256	Champ	-11,62139341	27,6330719
257	Champ	-11,62138267	27,63469382

N°	Classes	Latitude	Longitude
258	Champ	-11,62144712	27,6343501
259	Champ	-11,62286495	27,63596128
260	Champ	-11,62448688	27,63483346
261	Champ	-11,62473392	27,63512347
262	Champ	-11,63368202	27,67095613
263	Champ	-11,6341016	27,67021767
264	Champ	-11,63356454	27,67067082
265	Champ	-11,6335981	27,66657573
266	Champ	-11,63527642	27,67953231
267	Champ	-11,63495754	27,68327495
268	Champ	-11,63866661	27,68129454
269	Champ	-12,01910668	27,68468473
270	Champ	-12,01821717	27,68505396
271	Champ	-12,01882136	27,68505396
272	Champ	-12,02098639	27,68664836
273	Champ	-12,02055003	27,68637983
274	Champ	-12,01870388	27,68857842
275	Champ	-12,02002975	27,68978681
276	Champ	-12,02031506	27,6893001
277	Champ	-11,93991277	27,72101602
278	Champ	-11,94187955	27,7301943
279	Champ	-11,94257611	27,7303582
280	Champ	-11,95163147	27,74633823
281	Champ	-11,70938234	28,03667005
282	Champ	-11,709225	28,03719452
283	Champ	-11,7136568	28,04052492
284	Champ	-11,71423372	28,04034136
285	Champ	-11,71848195	28,03339209
286	Champ	-11,71777391	28,0376141
287	Champ	-11,71460085	28,02072607
288	Champ	-11,70948724	28,01792014
289	Champ	-11,70780892	28,04367176
290	Champ	-11,70830717	28,0443798
291	Champ	-11,70804494	28,04710706
292	Champ	-11,7087792	28,04592699
293	Champ	-11,71113933	28,0468186
294	Bâti et sol nu	-11,75976145	27,23616534

N°	Classes	Latitude	Longitude
295	Bâti et sol nu	-11,76611135	27,24251523
296	Bâti et sol nu	-11,7565865	27,2412941
297	Bâti et sol nu	-11,76464599	27,24739977
298	Bâti et sol nu	-11,75316733	27,25643615
299	Bâti et sol nu	-11,76195949	27,25521502
300	Bâti et sol nu	-11,75487692	27,25008626
301	Bâti et sol nu	-11,75585382	27,26205337
302	Bâti et sol nu	-11,75170197	27,26791481
303	Bâti et sol nu	-11,77270547	27,25741306
304	Bâti et sol nu	-11,77612464	27,25692461
305	Bâti et sol nu	-11,77710155	27,26620522
306	Bâti et sol nu	-11,77978804	27,27279935
307	Bâti et sol nu	-11,77246124	27,24788822
308	Bâti et sol nu	-11,71486952	27,4541377
309	Bâti et sol nu	-11,69922375	27,44841363
310	Bâti et sol nu	-11,69273648	27,43276786
311	Bâti et sol nu	-11,685486	27,44917684
312	Bâti et sol nu	-11,67976193	27,4274254
313	Bâti et sol nu	-11,66716899	27,42895181
314	Bâti et sol nu	-11,65304963	27,43391267
315	Bâti et sol nu	-11,64198311	27,42246454
316	Bâti et sol nu	-11,63587744	27,43467588
317	Bâti et sol nu	-11,62404771	27,46520422
318	Bâti et sol nu	-11,63893028	27,47474433
319	Bâti et sol nu	-11,65228642	27,47856037
320	Bâti et sol nu	-11,65686568	27,49764058
321	Bâti et sol nu	-11,61985006	27,50260144
322	Bâti et sol nu	-11,63893028	27,51633919
323	Bâti et sol nu	-11,65266803	27,52168165
324	Bâti et sol nu	-11,61603402	27,52130005
325	Bâti et sol nu	-11,63587744	27,53732743
326	Bâti et sol nu	-11,65686568	27,55602604
327	Bâti et sol nu	-11,6767091	27,5354194
328	Bâti et sol nu	-11,69426289	27,50908871
329	Bâti et sol nu	-11,70151338	27,50260144
330	Bâti et sol nu	-11,73394974	27,4995486
331	Bâti et sol nu	-11,74768749	27,50298304

N°	Classes	Latitude	Longitude
332	Bâti et sol nu	-11,74768749	27,4816132
333	Bâti et sol nu	-11,73585776	27,47512593
334	Bâti et sol nu	-11,51968657	27,45374205
335	Bâti et sol nu	-11,51390328	27,45514879
336	Bâti et sol nu	-11,51953027	27,45796229
337	Bâti et sol nu	-11,51874874	27,46202622
338	Bâti et sol nu	-11,51030827	27,45593032
339	Bâti et sol nu	-11,50874521	27,45202269
340	Bâti et sol nu	-11,00094899	26,748933
341	Bâti et sol nu	-10,99020301	26,7552829
342	Bâti et sol nu	-10,99801827	26,75772516
343	Bâti et sol nu	-10,98653961	26,77286722
344	Bâti et sol nu	-10,98751652	26,74258311
345	Bâti et sol nu	-10,98629539	26,73208136
346	Bâti et sol nu	-10,98360889	26,72255651
347	Bâti et sol nu	-11,00436816	26,76041166
348	Bâti et sol nu	-11,00534507	26,77824021
349	Bâti et sol nu	-11,00583352	26,78507856

Tableau A 3. Coordonnées géographiques des placettes d'inventaires des facteurs de dégradation autour des villages Luisha, Makisemu, Mwawa, Nsela et Texas.

Placettes	Luisha		Makisemu		Mwawa		Nsela		Texas	
	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude
P1	-11,21700695	27,018232	-11,2899	27,83605	-12,0535	27,56139	-11,3376	27,60339	-11,6429	27,7274
P2	-11,16371577	27,017947	-11,3211	27,83718	-12,0539	27,62079	-11,3283	27,60339	-11,6447	27,81457
P3	-11,17543005	27,017977	-11,312	27,83686	-12,0719	27,59321	-11,3192	27,60336	-11,6448	27,8054
P4	-11,16695823	27,017963	-11,3029	27,83658	-12,0629	27,59322	-11,3103	27,60346	-11,645	27,79613
P5	-11,1579267	27,01793	-11,2939	27,83629	-12,0537	27,59323	-11,3011	27,60346	-11,6452	27,78682
P6	-11,14876149	27,017928	-11,2849	27,836	-12,0448	27,59324	-11,3376	27,61268	-11,6453	27,77745
P7	-11,13983126	27,017902	-11,339	27,83772	-12,0357	27,59325	-11,3376	27,6217	-11,6426	27,75028
P8	-11,13095058	27,017842	-11,3481	27,83798	-12,0267	27,59326	-11,3375	27,63092	-11,6422	27,75966
P9	-11,17525568	27,027276	-11,3572	27,83833	-12,0176	27,59327	-11,3375	27,63974	-11,6412	27,81451
P10	-11,17527283	27,03642	-11,3664	27,83858	-12,0086	27,59327	-11,3465	27,60347	-11,6415	27,80553
P11	-11,17509692	27,045605	-11,3752	27,83884	-12,0809	27,59321	-11,3556	27,60347	-11,6415	27,79615
P12	-11,17513915	27,054691	-11,3328	27,79196	-12,09	27,5932	-11,3647	27,60347	-11,6422	27,78703
P13	-11,17505434	27,063872	-11,3323	27,80104	-12,0992	27,59314	-11,3732	27,60333	-11,6421	27,77789
P14	-11,17550821	27,009048	-11,3314	27,81007	-12,0536	27,5473	-11,3376	27,59421	-11,6875	27,76971
P15	-11,17556148	26,999774	-11,3312	27,81915	-12,0534	27,55651	-11,3375	27,5848	-11,6787	27,76945
P16	-11,17560554	26,990649	-11,3305	27,82843	-12,0539	27,56567	-11,3375	27,57581	-11,6695	27,76945
P17	-11,17565314	26,981532	-11,3295	27,84671	-12,0537	27,57488	-11,3375	27,56655	-11,6603	27,76902
P18	-11,1758499	26,972568	-11,3287	27,85565	-12,0537	27,58421	-11,3326	27,60334	-11,6514	27,76893
P19	-11,18509897	27,01798	-11,3277	27,86492	-12,0539	27,60246	-11,3235	27,60311	-11,5974	27,76762
P20	-11,19415469	27,018033	-11,3274	27,87413	-12,0538	27,61165	-11,3148	27,60334	-11,6063	27,76772

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

P21	-11,20314271	27,017998	-11,327	27,88313	-12,0538	27,63002	-11,3056	27,60327	-11,6154	27,76796
P22	-11,21219767	27,017971	-11,33	27,83739	-12,0538	27,6391	-11,3376	27,59876	-11,6239	27,7682
P23	-11,2211781	27,018045	-11,3298	27,84219	-12,0491	27,59298	-11,3376	27,58953	-11,633	27,76844
P24	-11,20003141	27,018035	-11,3292	27,85144	-12,0403	27,59349	-11,3374	27,58044	-11,6428	27,74117
P25	-11,19299326	27,018029	-11,3282	27,86041	-12,0309	27,59332	-11,3375	27,57082	-11,6428	27,732
P26	-11,17531373	27,003882	-11,3273	27,86966	-12,0224	27,59306	-11,3423	27,60334	-11,6429	27,72284
P27	-11,17541244	26,994702	-11,3272	27,87891	-12,0536	27,59786	-11,3514	27,6035	-11,6426	27,76855
P28	-11,17551115	26,986213	-11,3346	27,83732	-12,0535	27,60719	-11,3607	27,60334	-11,6373	27,76837
P29	-11,17560986	26,977329	-11,3437	27,83761	-12,0536	27,61584	-11,3694	27,60311	-11,6282	27,76837
P30	-11,17511631	27,022736	-11,3527	27,83781	-12,0535	27,62508	-11,3376	27,60792	-11,6197	27,76807
P31	-11,17531373	27,031719	-11,3622	27,83839	-12,0581	27,59298	-11,3377	27,61747	-11,6108	27,76778
P32	-11,17541244	27,041294	-11,3709	27,83868	-12,0677	27,59306	-11,3376	27,62624	-11,6015	27,76739

Tableau A 4. Coordonnées géographiques des placettes d'inventaires floristiques autour à Mikembo, Mwawa et Makisemu.

Placettes	Mikembo		Mwawa		Makisemu	
	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude
P1	-11,4746	27,67283	-12,0618	27,59405	-11,3306	27,84446
P2	-11,4759	27,67347	-12,0634	27,59469	-11,3297	27,8444
P3	-11,4771	27,67396	-12,0647	27,59522	-11,3288	27,84436
P4	-11,4728	27,67203	-12,066	27,59578	-11,3265	27,84424
P5	-11,4708	27,67111	-12,0618	27,59372	-11,3256	27,84419
P6	-11,4735	27,67329	-12,0621	27,59235	-11,3247	27,84413
P7	-11,4731	27,6745	-12,0624	27,59098	-11,3238	27,84407
P8	-11,4726	27,67579	-12,0625	27,58988	-11,3319	27,84453
P9	-11,4722	27,67702	-12,0616	27,59393	-11,3311	27,8439
P10	-11,474	27,6717	-12,0603	27,59343	-11,3311	27,843
P11	-11,4746	27,66971	-12,0589	27,59283	-11,3311	27,84207
P12	-11,4751	27,66834	-12,0576	27,59225	-11,3311	27,84207
P13	-11,4755	27,66687	-12,0618	27,59426	-11,331	27,84504
P14	-11,4761	27,66969	-12,0615	27,59548	-11,331	27,84597
P15	-11,4724	27,67364	-12,0614	27,59645	-11,331	27,84688
P16	-11,471	27,67318	-12,0612	27,59739	-11,331	27,84779

Tableau A 5. Coordonnées géographiques des placettes d'inventaires floristiques pour la mise en évidence du potentiel de régénération (autour du village Luisha).

N° Placette	Forêt non exploité		Forêt dégradé		Zachère	
	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude	Latitude	Longitude
P1	-11,328895	26,991162	-11,080152	26,964695	-11,180721	27,039747
P2	-11,330023	26,990249	-11,080789	26,965948	-11,181832	27,040806
P3	-11,331172	26,989318	-11,081442	26,967132	-11,182873	27,041805
P4	-11,332151	26,988507	-11,082072	26,968334	-11,183896	27,042814
P5	-11,263461	26,927064	-11,190046	26,990033	-11,132351	27,038275
P6	-11,265053	26,927204	-11,191312	26,989594	-11,133791	27,038005
P7	-11,266371	26,927313	-11,192449	26,989185	-11,135115	27,037751
P8	-11,267528	26,927412	-11,193436	26,988844	-11,136355	27,037528
P9	-11,220261	26,887842	-11,257801	26,994979	-11,080406	26,982117
P10	-11,221758	26,887671	-11,259021	26,994332	-11,081263	26,983301
P11	-11,223413	26,887442	-11,260149	26,993744	-11,082042	26,984346
P12	-11,224972	26,887236	-11,261239	26,993224	-11,082824	26,9854
P13	-11,169909	26,905061	-11,177575	27,068725	-11,208961	27,018873
P14	-11,171457	26,905983	-11,179065	27,068407	-11,210678	27,018671
P15	-11,172696	26,906742	-11,180584	27,068032	-11,212056	27,018512
P16	-11,173798	26,907383	-11,181969	27,067695	-11,213444	27,018358

Figure A 2. Spatiotemporal evolution map of land cover in the Makisemu site (2015–2022), Mwawa site (2010–2022), and Mikembo site (2002–2022), derived from the classification of Landsat images from 2002, 2010, 2015, and 2022 using the Random Forest algorithm. Abandoned areas have undergone regeneration across all three study sites.

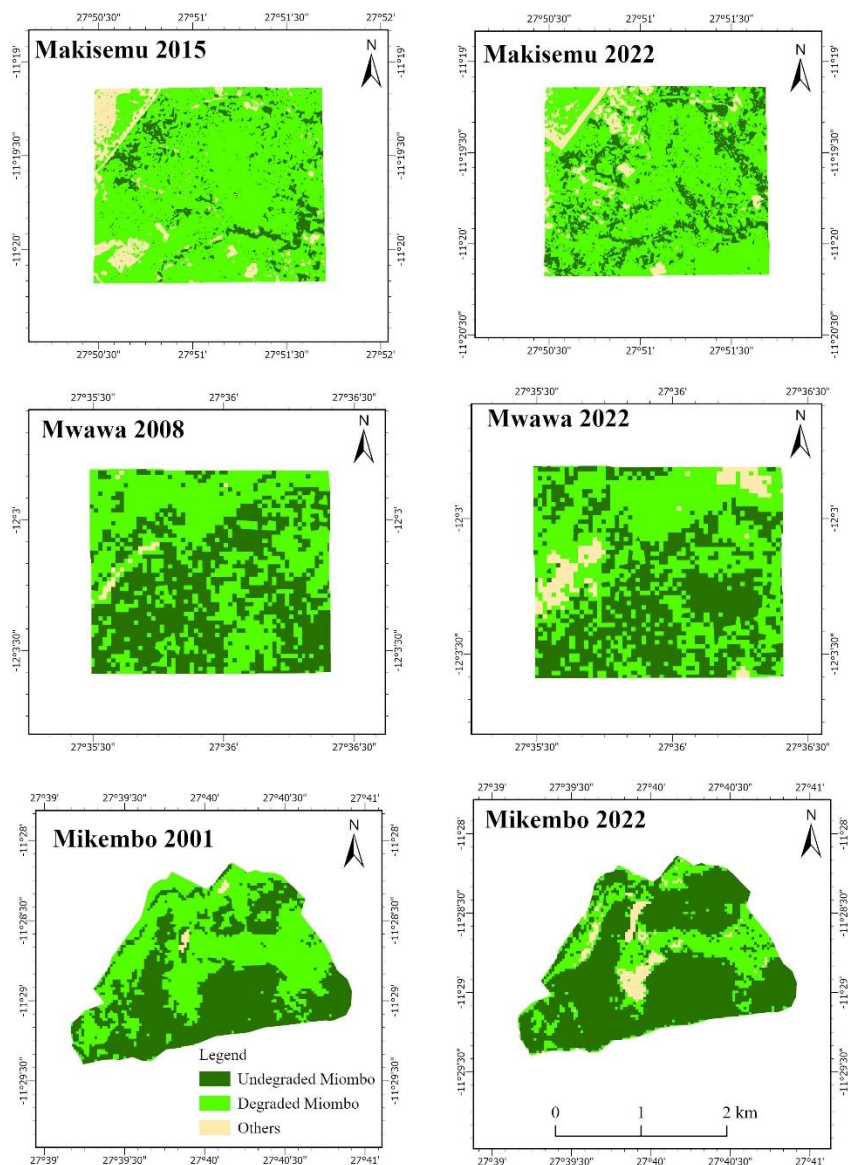


Figure A 3. Principal Component Analysis (PCA) illustrating the relationships between spatial structure indices of forests (a), savannas (b), agricultural lands and fallows (c), as well as built-up areas and bare soil (d).

The first two axes of the PCA explain 95,74% of the total variation in (a), 96.99% in (b), 98.91% in (c), and 97.56% in (d). Overall, class area (CA), largest patch index (LPI), and proximity index (PROX) exhibit significant positive correlations for both forest and savanna. The number of patches (NP) and disturbance index also show positive correlations for forest. These four indices are all positively correlated for agriculture and fallows as well as built-up and bare soil.

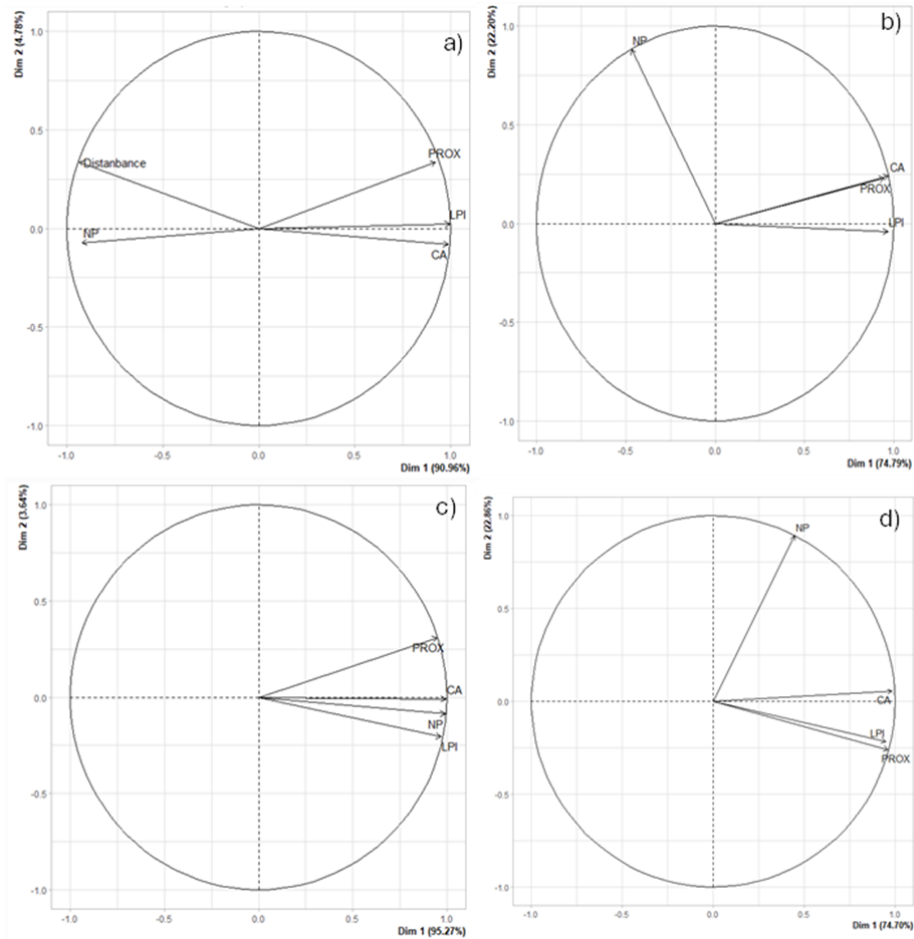


Tableau A 6. List of species and families recorded in the three BPCB ecosystems of Lubumbashi: the 21 - year-old ecosystem (slightly degraded, Mikembo), the 14 - year-old ecosystem (moderately degraded, Mwawa), and the 7 - year-old ecosystem (severely degraded, Makisemu), as recorded from the forest inventories. Abbreviations: RDo, relative dominance; RDe, relative density; RF, relative frequency; IVI, importance value index.

N°	Espèces	Famille	Ecosystème de 20 ans				Ecosystème de 14 ans				Ecosystème de 7 ans			
			DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI
1	<i>Albizia adianthifolia</i> (Schumach.) W. Wight	Fabaceae	2,06	2,52	2,13	2,24	10,16	10,53	6,03	8,90	1,39	2,47	2,33	2,06
2	<i>Albizia antunesiana</i> Harms	Fabaceae	0,41	0,78	0,53	0,57	3,31	2,85	4,02	3,39	-	-	-	-
3	<i>Albizia versicolor</i> Welw. ex Oliv.	Fabaceae	0,41	0,97	1,60	0,99	0,77	1,32	1,01	1,03	-	-	-	-
4	<i>Anisophyllea boehmii</i> Engl.	Anisophylleaceae	0,38	1,36	3,19	1,64	0,24	0,88	1,51	0,88	0,76	1,23	2,33	1,44
5	<i>Baphia bequaertii</i> De Wild.	Fabaceae	-	-	-	-	4,73	4,61	4,52	4,62	-	-	-	-
6	<i>Bobgunnia madagascariensis</i> (Desv.) J.H. Kirkbr. & Wiersama	Fabaceae	7,00	0,58	1,06	2,88	0,18	0,44	1,01	0,54	-	-	-	-
7	<i>Brachystegia boehmii</i> Taub.	Fabaceae	1,06	0,78	1,06	0,97	-	-	-	-	-	-	-	-
8	<i>Brachystegia longifolia</i> Benth.	Fabaceae	-	-	-	-	0,13	0,44	0,50	0,36	-	-	-	-
9	<i>Brachystegia microphylla</i> Harms	Fabaceae	0,02	0,19	0,53	0,25	-	-	-	-	1,95	1,23	2,33	1,84
10	<i>Brachystegia spiciformis</i> Benth.	Fabaceae	7,63	5,24	6,91	6,60	15,79	12,28	8,04	12,04	4,32	7,41	4,65	5,46
11	<i>Brachystegia taxifolia</i> Harms	Fabaceae	0,75	1,36	2,66	1,59	-	-	-	-	1,24	1,23	2,33	1,60
12	<i>Brachystegia wangermeeana</i> De Wild.	Fabaceae	0,15	0,39	0,53	0,36	15,83	18,20	7,04	13,69	13,53	7,41	4,65	8,53
13	<i>Combretum collinum</i> Fresen.	Combretaceae	0,61	1,36	2,13	1,37	1,42	1,32	1,01	1,25	-	-	-	-
14	<i>Combretum molle</i> R. Br. ex G. Don	Combretaceae	1,13	1,55	3,19	1,96	0,65	0,66	1,01	0,77	0,96	1,23	2,33	1,51
15	<i>Combretum zeyheri</i> Sond.	Combretaceae	-	-	-	-	0,18	0,44	1,01	0,54	-	-	-	-
16	<i>Dalbergia boehmii</i> Taub.	Fabaceae	0,39	1,36	1,60	1,12	-	-	-	-	2,82	3,70	4,65	3,72
17	<i>Diplorhynchus condylocarpon</i> (Müll. Arg.) Pichon	Apocynaceae	13,79	12,04	7,98	11,27	4,68	6,58	5,53	5,59	3,63	4,94	6,98	5,18

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

N°	Espèces	Famille	Ecosystème de 20 ans				Ecosystème de 14 ans				Ecosystème de 7 ans			
			DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI
18	<i>Ekebergia benguelensis</i> Welw. ex C.DC.	Meliaceae	-	-	-	-	0,21	0,22	0,50	0,31	-	-	-	-
19	<i>Erythrina abyssinica</i> Lam. ex DC.	Fabaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	7,73	7,41	6,98	7,37
20	<i>Erythrophleum africanum</i> (Welw. ex Benth.) Harms	Fabaceae	0,10	0,19	0,53	0,28	2,14	1,54	2,51	2,06	-	-	-	-
21	<i>Faurea rochetiana</i> (A. Rich.) Pic.Serm.	Proteaceae	-	-	-	-	0,49	0,44	1,01	0,64	-	-	-	-
22	<i>Ficus capensis</i> Thunb.	Moraceae	0,05	0,39	1,06	0,50	-	-	-	-	-	-	-	-
23	<i>Ficus sp</i>	Moraceae	-	-	-	-	0,44	0,44	0,50	0,46	-	-	-	-
24	<i>Ficus thonningii</i> Blume	Moraceae	-	-	-	-	0,14	0,22	0,50	0,29	-	-	-	-
25	<i>Garcinia huillensis</i> Oliv.	Clusiaceae	0,04	0,39	1,06	0,50	0,21	0,44	1,01	0,55	-	-	-	-
26	<i>Harungana madagascariensis</i> Lam. ex Poir.	Clusiaceae	-	-	-	-	0,41	0,22	0,50	0,38	-	-	-	-
27	<i>Hexalobus monopetalus</i> (A. Rich.) Engl. & Diels	Annonaceae	0,85	3,30	3,72	2,63	-	-	-	-	-	-	-	-
28	<i>Hymenocardia acida</i> Tul.	Phyllanthaceae	-	-	-	-	0,24	0,44	1,01	0,56	-	-	-	-
29	<i>Isoberlinia angolensis</i> (Welw. ex Benth.) Hoyle & Brenan	Fabaceae	-	-	-	-	1,18	1,97	2,51	1,89	18,66	27,16	9,30	18,37
30	<i>Isoberlinia tomentosa</i> (Harms) Craib & Stapf	Fabaceae	-	-	-	-	0,47	1,10	2,51	1,36	0,67	1,23	2,33	1,41
31	<i>Julbernardia globiflora</i> (Benth.) Troupin	Fabaceae	6,07	13,79	7,45	9,10	0,16	0,22	0,50	0,29	1,61	1,23	2,33	1,72
32	<i>Julbernardia paniculata</i> (Benth.) Troupin	Fabaceae	3,60	10,10	5,32	6,34	0,70	0,88	1,51	1,03	8,44	11,11	13,95	11,17
33	<i>Lannea discolor</i> (Sond.) Angl.	Anacardiaceae	-	-	-	-	2,24	2,63	3,52	2,80	-	-	-	-
34	<i>Markhamia obtusifolia</i> (Boulanger) Sprague	Bignoniaceae	-	-	-	-	0,34	0,22	0,50	0,35	-	-	-	-
35	<i>Marquesia macroura</i> Gilg	Dipterocarpaceae	43,87	16,89	8,51	23,09	12,61	3,95	2,01	6,19	-	-	-	-
36	<i>Monotes katangensis</i> (De Wild.) De Wild.	Dipterocarpaceae	2,89	2,33	2,13	2,45	0,92	1,10	2,01	1,34	-	-	-	-
37	<i>Mystroxydon aethiopicum</i> (Thunb.) Læs.	Celastraceae	-	-	-	-	0,06	0,22	0,50	0,26	-	-	-	-
38	<i>Ochna afzelii</i> R. Br. ex Oliv.	Ochnaceae	0,13	0,58	1,60	0,77	-	-	-	-	-	-	-	-
39	<i>Ochna schweinfurthiana</i> F. Hoffm.	Ochnaceae	-	-	-	-	0,07	0,22	0,50	0,27	-	-	-	-

N°	Espèces	Famille	Ecosystème de 20 ans				Ecosystème de 14 ans				Ecosystème de 7 ans			
			DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI
40	<i>Parinari curatellifolia</i> Planch. ex Benth.	Chrysobalanaceae	1,10	1,17	2,66	1,64	4,34	3,51	4,52	4,12	-	-	-	-
41	<i>Pericopsis angolensis</i> (Baker) Meeuwen	Fabaceae	1,65	1,17	2,66	1,83	2,65	1,54	2,51	2,23	-	-	-	-
42	<i>Philenoptera katangensis</i> (De Wild.) Schrire	Fabaceae	0,14	0,39	1,06	0,53	-	-	-	-	-	-	-	-
43	<i>Phyllocosmus lemaireanus</i> (De Wild. & T. Durand) T. Durand & H. Durand	Ixonanthaceae	0,70	1,94	3,72	2,12	0,98	0,88	1,51	1,12	-	-	-	-
44	<i>Pseudolachnostylis maprouneifolia</i> Pax	Phyllanthaceae	2,20	3,88	4,26	3,45	0,82	1,54	3,02	1,79	4,52	3,70	6,98	5,07
45	<i>Psorospermum febrifugum</i> Spach	Clusiaceae	-	-	-	-	0,17	0,44	1,01	0,54	-	-	-	-
46	<i>Pterocarpus angolensis</i> DC.	Fabaceae	2,70	4,85	4,79	4,12	1,37	1,75	4,02	2,38	4,63	4,94	4,65	4,74
47	<i>Pterocarpus tinctorius</i> Welw.	Fabaceae	3,11	4,08	6,38	4,52	0,08	0,22	0,50	0,27	0,72	1,23	2,33	1,43
48	<i>Schrebera trichoclada</i> Welw.	Oleaceae	-	-	-	-	0,14	0,22	0,50	0,29	-	-	-	-
49	<i>Strychnos cocculoides</i> Boulanger	Loganiaceae	-	-	-	-	0,22	0,22	0,50	0,31	-	-	-	-
50	<i>Strychnos pungens</i> Soler	Loganiaceae	-	-	-	-	0,13	0,22	0,50	0,29	-	-	-	-
51	<i>Strychnos spinosa</i> Lam.	Loganiaceae	0,04	0,58	1,60	0,74	-	-	-	-	1,56	1,23	2,33	1,71
52	<i>Syzygium guineense</i> (Willd.) DC.	Myrtaceae	-	-	-	-	0,43	0,66	1,01	0,70	-	-	-	-
53	<i>Terminalia superba</i> Engl. & Diels	Combretaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	0,91	1,23	2,33	1,49
54	<i>Uapaca benguelensis</i> Müll.Arg.	Phyllanthaceae	-	-	-	-	0,18	0,44	1,01	0,54	-	-	-	-
55	<i>Uapaca kirkiana</i> Müll. Arg.	Phyllanthaceae	0,95	0,97	1,60	1,17	4,40	6,14	5,53	5,36	9,55	3,70	6,98	6,74
56	<i>Uapaca nitida</i> Müll. Arg.	Phyllanthaceae	0,61	1,75	2,66	1,67	0,95	2,41	4,02	2,46	-	-	-	-
57	<i>Uapaca pilosa</i> f. petiolata	Phyllanthaceae	0,04	0,39	1,06	0,50	-	-	-	-	2,97	2,47	2,33	2,59
58	<i>Uapaca sansibarica</i> Pax	Phyllanthaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	4,59	1,23	2,33	2,72
59	<i>Vitex doniana</i> Sweet	Lamiaceae	-	-	-	-	0,73	1,10	2,51	1,45	-	-	-	-
60	<i>Vitex fischeri</i> Gürke	Lamiaceae	-	-	-	-	1,22	1,54	1,01	1,25	2,85	1,23	2,33	2,14
61	<i>Vitex mombassae</i> Vatke	Lamiaceae	-	-	-	-	0,07	0,22	0,50	0,26	-	-	-	-

N°	Espèces	Famille	Ecosystème de 20 ans				Ecosystème de 14 ans				Ecosystème de 7 ans			
			DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI	DoRe	DeRE	FRE	IVI
62	<i>Zanthoxylum chalybeum</i> Engl.	Rutaceae	0,02	0,19	0,53	0,25	-	-	-	-	-	-	-	-
63	<i>Ziziphus mucronata</i> Willd.	Rhamnaceae	0,03	0,19	0,53	0,25	-	-	-	-	-	-	-	-

Tableau A 7. Species abundance in the three ecosystems (20, 14, and 7 years old), as recorded from the forest inventories.

Species	Mature ecosystem	Moderately degraded	Severely degraded
<i>Albizia adianthifolia</i> (Schumach.) W. Wight	11	48	2
<i>Albizia antunesiana</i> Harms	4	13	0
<i>Albizia versicolor</i> Welw. ex Oliv.	5	6	0
<i>Anisophyllea boehmii</i> Engl.	11	4	1
<i>Baphia bequaertii</i> De Wild.	0	21	0
<i>Bobgunnia madagascariensis</i> (Desv.) J.H. Kirkbr. & Wiersama	3	2	0
<i>Brachystegia boehmii</i> Taub.	4	0	0
<i>Brachystegia longifolia</i> Benth.	0	2	0
<i>Brachystegia microphylla</i> Harms	1	0	1
<i>Brachystegia spiciformis</i> Benth.	28	56	6
<i>Brachystegia taxifolia</i> Harms	7	0	1
<i>Brachystegia wangermeeana</i> De Wild.	2	83	6
<i>Combretum collinum</i> Fresen.	7	6	0
<i>Combretum molle</i> R. Br. ex G. Don	8	3	1
<i>Combretum zeyheri</i> Sond.	0	2	0
<i>Dalbergia boehmii</i> Taub.	7	0	3
<i>Diplorhynchus condylocarpon</i> (Müll. Arg.) Pichon	64	30	4
<i>Ekebergia benguelensis</i> Welw. ex C.DC.	0	1	0
<i>Erythrina abyssinica</i> Lam. ex DC.	0	0	6
<i>Erythrophleum africanum</i> (Welw. ex Benth.) Harms	1	7	0
<i>Faurea rochetiana</i> (A. Rich.) Pic.Serm.	0	2	0

Species	Mature ecosystem	Moderately degraded	Severely degraded
<i>Ficus capensis</i> Thunb.	2	0	0
<i>Ficus sp</i>	0	2	0
<i>Ficus thonningii</i> Blume	0	1	0
<i>Garcinia huillensis</i> Welw. ex Oliv.	2	2	0
<i>Harungana madagascariensis</i> Lam. ex Poir.	0	1	0
<i>Hexalobus monopetalus</i> (A. Rich.) Engl. & Diels	15	0	0
<i>Hymenocardia acida</i> Tul.	0	2	0
<i>Isoberlinia angolensis</i> (Welw. ex Benth.) Hoyle & Brenan	0	9	22
<i>Isoberlinia tomentosa</i> (Harms) Craib & Stapf	0	5	1
<i>Julbernardia globiflora</i> (Benth.) Troupin	71	1	1
<i>Julbernardia paniculata</i> (Benth.) Troupin	52	4	18
<i>Lannea discolor</i> (Sond.) Angl.	0	12	0
<i>Markhamia obtusifolia</i> (Beker) Sprague	0	1	0
<i>Marquesia macroura</i> Gilg	88	18	0
<i>Monotes katangensis</i> (De Wild.) De Wild.	11	5	0
<i>Mystroxydon aethiopicum</i> (Thunb.) Læs.	0	1	0
<i>Ochna afzelii</i> R. Br. ex Oliv.	3	0	0
<i>Ochna schweinfurthiana</i> F. Hoffm.	0	1	0
<i>Parinari curatellifolia</i> Planch. ex Benth.	7	16	0
<i>Pericopsis angolensis</i> (Baker) Meeuwen	6	7	0
<i>Philenoptera katangensis</i> (De Wild.) Schrire	2	0	0
<i>Phyllocosmus lemaireanus</i> (De Wild. & T. Durand) T. Durand & H. Durand	10	4	0

Species	Mature ecosystem	Moderately degraded	Severely degraded
<i>Pseudolachnostylis maprouneifolia</i> Pax	20	7	3
<i>Psorospermum febrifugum</i> Spach	0	2	0
<i>Pterocarpus angolensis</i> DC.	25	8	4
<i>Pterocarpus tinctorius</i> Welw.	21	1	1
<i>Schrebera trichoclada</i> Welw.	0	1	0
<i>Strychnos cocculoides</i> Baker	0	1	0
<i>Strychnos pungens</i> Soler	0	1	0
<i>Strychnos spinosa</i> Lam.	3	0	1
<i>Syzygium guineense</i> (Willd.) DC. subsp. macrocarpum	0	3	0
<i>Terminalia mollis</i> M.A.Lawson	0	0	1
<i>Uapaca kirkiana</i> Müll. Arg.	5	28	3
<i>Uapaca kirkiana</i> var. <i>benguelensis</i> (Müll.Arg.)	0	2	0
<i>Uapaca nitida</i> Müll. Arg.	9	11	0
<i>Uapaca pilosa</i> Hutch. var. <i>pilosa</i>	2	0	2
<i>Uapaca sansibarica</i> Pax	0	0	1
<i>Vitex doniana</i> Sweet	0	5	0
<i>Vitex fischeri</i> Gürke	0	7	1
<i>Vitex mombassae</i> Vatke	0	1	0
<i>Zanthoxylum chalybeum</i> Engl.	1	0	0
<i>Ziziphus mucronata</i> Willd.	1	0	0

Tableau A 8. Floristic list of regenerative plant species, relative frequency/density and natural regeneration index for each habitat. The species list is presented in alphabetical order. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows. dbh < 1 cm: seedlings, 1 cm ≤ dbh < 10 cm: saplings, -: species not inventoried, n= number of genera, species, or individuals inventoried. RF (relative frequency) and RD (relative density) values are expressed in percentage.

Species	Family	dbh<1cm						1 cm≤dbh<10 cm					
		UFO		DFO		PCF		UFO		DFO		PCF	
		(n=6628)		(n=6660)		(n=4676)		(n=948)		(n=2384)		(n=1756)	
		FR	DR	FR	DR	FR	DR	FR	DR	FR	DR	FR	DR
<i>Acacia hockii</i> De Wild.	Fabaceae	-	-	0.31	0.06	0.39	0.09	-	-	-	-	-	-
<i>Albizia adianthifolia</i> (Schumach.) W. Wight	Fabaceae	4.17	6.76	4.62	9.01	5.50	5.39	4.86	3.38	5.17	6.71	5.54	5.47
<i>Albizia antunesiana</i> Harms	Fabaceae	4.17	4.16	3.08	2.52	5.11	3.25	2.78	1.69	4.13	1.85	4.54	6.15
<i>Albizia versicolor</i> Welw. ex Oliv.	Fabaceae	1.04	0.97	0.62	0.12	0.39	0.17	0.69	0.42	1.55	1.68	2.02	2.05
<i>Allophylus africanus</i> P. Beauv.	Sapindaceae	-	-	0.31	0.12	1.18	1.03	-	-	-	-	-	-
<i>Anisophyllea boehmii</i> Engl.	Anisophylleaceae	3.13	1.39	2.77	2.88	1.97	1.71	3.47	2.95	2.07	0.67	7.06	3.19
<i>Annona senegalensis</i> Pers.	Annonaceae	0.35	0.12	-	-	0.79	0.17	-	-	-	-	1.51	1.37
<i>Azanza garckeana</i> (F. Hoffm.) Exell & Hillc.	Malvaceae	-	-	-	-	0.39	0.09	-	-	-	-	1.01	0.91
<i>Baphia bequaertii</i> De Wild.	Fabaceae	5.56	7.91	4.31	5.29	5.11	6.50	3.47	3.38	5.68	5.70	3.53	7.06
<i>Bobgunnia madagascariensis</i> (Desv.) J.H. Kirkbr. & Wiersama	Fabaceae	0.69	0.12	1.23	0.90	0.79	0.26	1.39	1.27	3.10	1.17	1.51	0.91
<i>Boscia mossambicensis</i> Klotzsch	Capparaceae	-	-	0.31	0.06	-	-	-	-	-	-	-	-
<i>Brachystegia boehmii</i> Taub.	Fabaceae	0.69	0.18	2.16	0.54	0.39	0.26	0.69	0.42	0.52	0.17	0.50	0.46
<i>Brachystegia longifolia</i> Benth.	Fabaceae	0.35	0.06	0.31	0.12	0.39	0.17	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Brachystegia spiciformis</i> Benth.	Fabaceae	5.56	12.61	4.93	13.33	6.29	10.61	10.42	15.19	6.71	5.54	6.05	7.97
<i>Brachystegia taxifolia</i> Harms	Fabaceae	1.04	0.84	0.62	0.12	-	-	-	-	-	-	-	-

<i>Brachystegia wangermeeana</i> De Wild.	Fabaceae	4.51	10.80	4.93	20.48	5.90	27.89	6.94	17.30	6.20	29.53	7.56	23.46
<i>Bridelia duvigneaudii</i> J. Léonard	Phyllanthaceae	2.08	0.78	2.16	1.38	0.79	0.26	-	-	-	-	-	-
<i>Cassia abbreviata</i> Oliv.	Fabaceae	-	-	0.31	0.06	-	-	-	-	-	-	-	-
<i>Chrysophyllum bangweolense</i> R.E.Fr.	Sapotaceae	-	-	0.62	0.18	-	-	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Combretum collinum</i> Fresen.	Combretaceae	-	-	-	-	1.18	0.43	-	-	-	-	1.01	0.46
<i>Combretum molle</i> R.Br ex G. Don	Combretaceae	2.43	1.21	0.92	0.42	3.54	3.08	0.69	0.84	1.03	0.50	1.51	1.37
<i>Combretum zeyheri</i> Sond.	Combretaceae	-	-	0.62	0.18	-	-	0.69	0.42	1.55	2.85	1.51	0.91
<i>Diospyros mweroensis</i> F. White	Ebenaceae	-	-	-	-	0.39	0.09	-	-	-	-	-	-
<i>Diplorhynchus condylocarpon</i> (Müll. Arg.) Pichon	Apocynaceae	2.78	2.96	4.31	2.46	1.18	0.86	3.47	5.91	5.68	8.39	2.02	1.82
<i>Ekebergia benguelensis</i> Welw. ex C.DC.	Meliaceae	2.08	0.54	1.54	0.36	2.36	1.45	-	-	1.55	0.50	2.02	1.14
<i>Erythrophleum africanum</i> (Welw. ex Benth.) Harms	Fabaceae	2.08	0.66	1.85	0.54	-	-	2.08	1.27	2.07	0.67	0.50	0.23
<i>Faurea rochetiana</i> (A. Rich.) Pic.Serm.	Proteaceae	0.69	0.18	-	0.12	-	-	-	-	0.52	0.34	-	-
<i>Ficus</i> sp	Moraceae	-	-	-	-	-	-	0.69	0.42	-	-	0.50	0.23
<i>Ficus thonningii</i> Blume	Moraceae	0.35	0.06	-	-	-	-	0.69	0.42	-	-	-	-
<i>Garcinia huillensis</i> Oliv.	Clusiaceae	3.13	1.15	2.16	0.48	1.57	0.34	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Gardenia ternifolia</i> Schumach. & Thonn.	Rubiaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Haplocoelum foliolosum</i> (Hiern) Bullock	Sapindaceae	0.35	0.06	0.62	0.12	1.18	0.26	-	-	-	-	-	-
<i>Harungana madagascariensis</i> Lam. ex Poir.	Clusiaceae	1.04	0.36	2.77	2.04	1.57	1.28	-	-	-	-	1.01	0.46
<i>Hexalobus monopetalus</i> (A. Rich.) Engl. & Diels	Annonaceae	-	-	0.92	0.24	0.39	0.09	1.39	0.84	1.03	0.34	0.50	0.23
<i>Hymenocardia acida</i> Tul.	Phyllanthaceae	-	-	1.23	1.26	1.18	5.99	0.69	0.42	1.55	1.34	1.01	0.46
<i>Isoberlinia angolensis</i> (Benth.) Hoyle & Brenan	Fabaceae	3.82	11.04	4.62	5.23	3.54	4.53	4.86	2.95	2.07	4.53	3.53	6.61

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

<i>Isoberlinia tomentosa</i> (Harms) Craib & Stapf	Fabaceae	0.35	0.18	-	-	-	-	-	-	4.13	4.53	2.02	2.28
<i>Julbernardia globiflora</i> (Benth.) Troupin	Fabaceae	-	-	0.31	0.42	0.79	0.17	-	-	-	-	-	-
<i>Julbernardia paniculata</i> (Benth.) Troupin	Fabaceae	0.69	0.12	1.85	1.44	-	-	0.69	0.84	1.55	0.67	1.01	1.14
<i>Landolphia kirkii</i> Dyer ex Hook. f.	Apocynaceae	0.35	0.06	0.31	0.66	-	-	0.69	0.84	-	-	-	-
<i>Lannea discolor</i> (Sond.) Angl.	Anacardiaceae	0.69	0.18	1.23	0.96	0.39	0.17	1.39	0.84	3.10	1.17	2.52	1.59
<i>Markhamia obtusifolia</i> (Boulanger) Sprague	Bignoniaceae	0.35	0.12	1.23	0.66	1.97	1.20	1.39	0.84	1.03	1.01	-	-
<i>Marquesia macroura</i> Gilg	Dipterocarpaceae	0.69	0.36	2.46	1.02	1.18	1.11	2.78	2.11	1.55	0.67	-	-
<i>Monotes africanus</i> A. DC.	Dipterocarpaceae	0.35	0.06	0.62	0.18	-	-	-	-	1.55	0.50	-	-
<i>Monotes katangensis</i> (De Wild.) De Wild.	Dipterocarpaceae	1.39	0.54	1.54	1.20	0.39	0.09	3.47	3.38	1.03	0.84	0.50	0.23
<i>Multidentia crassa</i> (Hiern) Bridson	Rubiaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Mystroxyloa aethiopicum</i> (Thunb.) Loes.	Celastraceae	0.69	0.24	0.92	0.90	0.39	0.09	-	-	1.03	0.50	-	-
<i>Ochna schweinfurthiana</i> F. Hoffm.	Ochnaceae	4.17	3.02	3.69	3.78	3.93	2.65	4.17	2.53	3.10	2.18	1.51	0.91
<i>Olex obtusifolia</i> De Wild.	Oleaceae	0.69	0.24	0.92	0.18	-	-	3.47	2.53	-	-	-	-
<i>Oldfieldia dactylophylla</i> (Welw. ex Oliv.) Léonard	Euphorbiaceae	-	-	0.31	0.12	-	-	-	-	-	-	-	-
<i>Parinari curatellifolia</i> Planch. ex Benth.	Chrysobalanaceae	1.74	0.48	1.85	0.84	1.57	0.86	2.08	1.27	4.13	3.69	3.53	2.96
<i>Pericopsis angolensis</i> (Baker) Meeuwen	Fabaceae	2.08	3.50	1.23	1.02	0.39	0.26	1.39	1.27	1.55	1.01	0.50	0.23
<i>Philenoptera katangensis</i> (De Wild.) Schrire	Fabaceae	-	-	0.31	0.18	-	-	-	-	0.52	0.17	0.50	0.23
<i>Phyllanthus muellerianus</i> (Kuntze) Exell	Phyllanthaceae	-	-	-	-	1.97	0.60	-	-	0.52	0.17	0.50	0.23
<i>Phyllocosmus lemaireanus</i> (De Wild. & T. Durand) T. Durand & H. Durand	Ixonanthaceae	2.78	2.41	3.08	2.58	3.93	1.97	2.78	2.53	2.58	1.01	0.50	0.23
<i>Piliostigma thonningii</i> (Schumach.) Milne-Redh.	Fabaceae	-	-	-	-	-	-	0.69	0.42	-	-	1.01	0.46
<i>Protea angolensis</i> Welw.	Proteaceae	-	-	0.62	0.84	0.39	0.09	-	-	-	-	-	-

<i>Pseudolachnostylis maprouneifolia</i> Pax	Phyllanthaceae	2.78	2.35	3.39	1.80	3.14	1.80	2.08	2.53	2.07	1.01	5.04	3.19
<i>Psorospermum febrifugum</i> Spach	Clusiaceae	4.51	4.47	2.77	2.04	4.32	1.88	-	-	1.03	0.34	3.02	1.37
<i>Pterocarpus angolensis</i> DC.	Fabaceae	0.35	0.06	-	-	0.39	0.17	5.56	5.49	3.10	1.17	3.02	1.59
<i>Pterocarpus tinctorius</i> Welw.	Fabaceae	1.74	1.93	0.92	0.18	0.39	0.09	0.69	0.42	-	-	-	-
<i>Rothmannia engleriana</i> (K. Schum.) Keay	Rubiaceae	3.82	2.53	2.16	1.50	4.72	3.25	1.39	0.84	-	-	1.01	0.46
<i>Salacia rhodesiaca</i> Blakelock	Celastraceae	2.43	3.86	1.85	0.66	0.39	0.26	1.39	1.27	-	-	-	-
<i>Schrebera trichoclada</i> Welw.	Oleaceae	0.69	0.12	-	-	1.57	0.60	-	-	-	-	1.51	1.59
<i>Steganotaenia araliacea</i> Hochst.	Apiaceae	0.69	0.36	-	-	0.39	0.17	-	-	-	-	-	-
<i>Sterculia quinqueloba</i> (Garcke) K. Schum.	Malvaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Strychnos cocculoides</i> Boulanger	Loganiaceae	0.35	0.06	1.54	0.42	1.97	1.37	2.08	1.27	1.55	0.67	1.51	0.68
<i>Strychnos pungens</i> Soler.	Loganiaceae	-	-	-	-	0.39	0.09	-	-	-	-	-	-
<i>Strychnos</i> sp	Loganiaceae	-	-	1.23	0.42	1.18	0.26	1.39	0.84	-	-	0.50	0.23
<i>Strychnos spinosa</i> Lam.	Loganiaceae	-	-	-	-	0.39	0.09	0.69	0.42	1.03	0.50	1.51	0.68
<i>Syzygium guineense</i> (Willd.) DC. subsp. macrocarpum	Myrtaceae	3.13	1.03	1.23	0.48	2.75	1.97	1.39	0.84	1.55	1.01	3.53	2.05
<i>Terminalia mollis</i> M.A. Lawson	Combretaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Uapaca benguelensis</i> Müll.Arg.	Phyllanthaceae	2.08	1.57	1.54	1.14	-	-	-	-	-	-	-	-
<i>Uapaca kirkiana</i> Müll. Arg.	Phyllanthaceae	4.51	3.14	2.46	2.70	0.79	0.34	4.17	3.80	3.62	2.35	2.02	1.37
<i>Uapaca nitida</i> Müll. Arg.	Phyllanthaceae	1.74	1.39	0.62	0.12	1.18	0.34	2.08	2.11	1.55	0.67	1.01	0.46
<i>Uapaca pilosa</i> Hutch.	Phyllanthaceae	-	-	0.31	0.06	-	-	-	-	-	-	-	-
<i>Uapaca robynsii</i> De Wild.	Phyllanthaceae	1.04	0.42	-	-	-	-	1.39	0.84	1.55	0.50	-	-
<i>Vitex doniana</i> Sweet	Lamiaceae	0.35	0.06	0.62	0.18	0.79	0.34	0.69	0.42	1.03	0.34	2.02	1.14
<i>Vitex fischeri</i> Gürke	Lamiaceae	-	-	-	-	-	-	-	-	0.52	0.17	-	-

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

<i>Vitex madiensis</i> Oliv.	Lamiaceae	0.35	0.06	0.92	0.42	1.97	0.68	-	-	-	-	0.50	0.23
<i>Vitex mombassae</i> Vatke	Lamiaceae	0.35	0.12	0.62	0.12	1.97	0.77	-	-	1.55	0.67	-	-
<i>Zanha africana</i> (Radlk.) Exell	Sapindaceae	-	-	0.31	0.12	0.39	0.09	-	-	-	-	-	-

Tableau A 9. Floristic list of regenerative plant species, showing natural regeneration index (ratio between juveniles and adults) for each habitat (values in bold). The species list is presented in alphabetical order, and in case of tied values, the species concerned are counted as one. UFO: unexploited forests, DFO: degraded forests, PCF: post-cultivation fallows. dbh < 1 cm: seedlings, 1 cm ≤ dbh < 10 cm: saplings, 0: species not inventoried in the regeneration stratum but inventoried in the adult individual's stratum of the habitat, -: species inventoried in the regeneration stratum but not in the adult individual's stratum of the habitat.

Species	dbh < 1 cm			1 cm ≤ dbh < 10 cm		
	UFO	DFO	PCF	UFO	DFO	PCF
<i>Acacia hockii</i> De Wild.	0	-	-	0	0	0
<i>Albizia adianthifolia</i> (Schumach.) W. Wight	29.87	12.50	15.75	2.13	3.33	6.00
<i>Albizia antunesiana</i> Harms	23.00	12.92	50.67	1.33	3.38	36.00
<i>Albizia versicolor</i> Welw. ex Oliv.	32.00	1.33	1.33	2.00	6.67	6.00
<i>Allophylus africanus</i> P. Beauv.	0.00	-	-	0.00	0.00	0.00
<i>Anisophyllea boehmii</i> Engl.	18.40	48.00	40.00	5.60	4.00	28.00
<i>Annona senegalensis</i> Pers.	-	0.00	4.00	0.00	0.00	12.00
<i>Azanza garckeana</i> (F. Hoffm.) Exell & Hillc.	0.00	0.00	1.33	0.00	0.00	5.33
<i>Baphia bequaertii</i> De Wild.	23.82	16.76	50.67	1.45	6.48	20.67
<i>Bobgunnia madagascariensis</i> (Desv.) J.H. Kirkbr. & Wiersama	1.33	30.00	-	2.00	14.00	-
<i>Boscia mossambicensis</i> Klotzsch	0.00	-	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Brachystegia boehmii</i> Taub.	-	-	-	-	-	-
<i>Brachystegia longifolia</i> Benth.	-	4.00	-	0.00	0.00	-
<i>Brachystegia spiciformis</i> Benth.	7.81	15.86	31.00	1.35	2.36	8.75
<i>Brachystegia taxifolia</i> Harms	-	-	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Brachystegia wangermeeana</i> De Wild.	4.39	16.43	42.06	1.01	8.48	13.29
<i>Bridelia duvigneaudii</i> J. Léonard	-	-	-	0.00	0.00	0.00
<i>Cassia abbreviata</i> Oliv.	0.00	-	0.00	0.00	0.00	0.00

Déforestation et dégradation du *miombo* : impact dans le BPCB de Lubumbashi

<i>Chrysophyllum bangweolense</i> R.E.Fr.	0.00	-	0.00	0.00	0.00	-
<i>Combretum collinum</i> Fresen.	0.00	0.00	-	0.00	0.00	-
<i>Combretum molle</i> R.Br ex G. Don	40.00	9.33	72.00	4.00	4.00	12.00
<i>Combretum zeyheri</i> Sond.	0.00	6.00	0.00	-	34.00	16.00
<i>Diospyros mweruensis</i> F. White	0.00	0.00	-	0.00	0.00	0.00
<i>Diplorhynchus condylocarpon</i> (Müll. Arg.) Pichon	19.60	5.47	6.67	5.60	6.67	5.33
<i>Ekebergia benguelensis</i> Welw. ex C.DC.	36.00	24.00	-	0.00	12.00	-
<i>Erythrophloeum africanum</i> (Welw. ex Benth.) Harms	6.29	5.14	0.00	1.71	2.29	1.33
<i>Faurea rochetiana</i> (A. Rich.) Pic.Serm.	-	4.00	0.00	0.00	4.00	0.00
<i>Ficus</i> sp	0.00	0.00	0.00	-	0.00	-
<i>Ficus thonningii</i> Blume	-	0.00	0.00	-	0.00	0.00
<i>Garcinia huillensis</i> Oliv.	-	16.00	16.00	0.00	0.00	4.00
<i>Gardenia ternifolia</i> Schumach. & Thonn.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-
<i>Haplocoelum foliolosum</i> (Hiern) Bullock	-	-	-	0.00	0.00	0.00
<i>Harungana madagascariensis</i> Lam. ex Poir.	-	136.00	-	0.00	0.00	-
<i>Hexalobus monopetalus</i> (A. Rich.) Engl. & Diels	0.00	-	-	-	-	-
<i>Hymenocardia acida</i> Tul.	0.00	42.00	-	-	16.00	-
<i>Isobertlinia angolensis</i> (Benth.) Hoyle & Brenan	45.75	38.67	42.40	1.75	12.00	23.20
<i>Isobertlinia tomentosa</i> (Harms) Craib & Stapf	-	0.00	0.00	0.00	21.60	8.00
<i>Julbernardia globiflora</i> (Benth.) Troupin	0.00	28.00	-	0.00	0.00	0.00
<i>Julbernardia paniculata</i> (Benth.) Troupin	1.60	24.00	0.00	1.60	4.00	20.00
<i>Landolphia kirkii</i> Dyer ex Hook. f.	-	-	0.00	-	0.00	0.00
<i>Lannea discolor</i> (Sond.) Angl.	3.00	5.33	-	2.00	2.33	-
<i>Markhamia obtusifolia</i> (Boulanger) Sprague	2.67	44.00	-	2.67	24.00	0.00

<i>Marquesia macroura</i> Gilg	1.04	3.78	-	0.87	0.89	0.00
<i>Monotes africanus</i> A. DC.	4.00	-	0.00	0.00	-	0.00
<i>Monotes katangensis</i> (De Wild.) De Wild.	3.00	16.00	-	2.67	4.00	-
<i>Multidentia crassa</i> (Hiern) Bridson	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-
<i>Mystroxydon aethiopicum</i> (Thunb.) Lœs.	16.00	60.00	-	0.00	12.00	0.00
<i>Ochna schweinfurthiana</i> F. Hoffm.	33.33	252.00	62.00	4.00	52.00	8.00
<i>Olax obtusifolia</i> De Wild.	16.00	-	0.00	24.00	0.00	0.00
<i>Oldfieldia dactylophylla</i> (Welw. ex Oliv.) Léonard	0.00	-	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Parinari curatellifolia</i> Planch. ex Benth.	5.33	3.50	10.00	2.00	5.50	13.00
<i>Pericopsis angolensis</i> (Baker) Meeuwen	21.09	9.71	-	1.09	3.43	-
<i>Philenoptera katangensis</i> (De Wild.) Schrire	0.00	-	0.00	0.00	-	-
<i>Phyllanthus muellerianus</i> (Kuntze) Exell	0.00	0.00	28.00	0.00	-	4.00
<i>Phyllocosmus lemaireanus</i> (De Wild. & T. Durand) T. Durand & H. Durand	32.00	43.00	92.00	4.80	6.00	4.00
<i>Piliostigma thonningii</i> (Schumach.) Milne-Redh.	0.00	0.00	0.00	-	0.00	-
<i>Protea angolensis</i> Welw.	0.00	-	-	0.00	0.00	0.00
<i>Pseudolachnostylis maprouneifolia</i> Pax	78.00	17.14	42.00	12.00	3.43	28.00
<i>Psorospermum febrifugum</i> Spach	296.00	68.00	-	0.00	4.00	-
<i>Pterocarpus angolensis</i> DC.	0.29	0.00	1.60	3.71	3.50	5.60
<i>Pterocarpus tinctorius</i> Welw.	-	12.00	-	-	0.00	0.00
<i>Rothmannia engleriana</i> (K. Schum.) Keay	-	-	152.00	-	0.00	8.00
<i>Salacia rhodesiaca</i> Blakelock	-	-	-	-	0.00	0.00
<i>Schrebera trichoclada</i> Welw.	-	0.00	28.00	0.00	0.00	28.00
<i>Steganotaenia araliacea</i> Hochst.	-	0.00	-	0.00	0.00	0.00
<i>Sterculia quinqueloba</i> (Garcke) K. Schum.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00

<i>Strychnos cocculoides</i> Boulanger	1.33	28.00	64.00	4.00	16.00	12.00
<i>Strychnos pungens</i> Soler.	0.00	0.00	-	0.00	0.00	0.00
<i>Strychnos</i> sp	0.00	28.00	12.00	2.67	0.00	4.00
<i>Strychnos spinosa</i> Lam.	0.00	0.00	-	4.00	-	-
<i>Syzygium guineense</i> (Willd.) DC.	-	10.67	18.40		8.00	7.20
<i>Terminalia mollis</i> M.A. Lawson	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-
<i>Uapaca benguelensis</i> Müll.Arg.	-	38.00	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Uapaca kirkiana</i> Müll. Arg.	13.00	6.43	4.00	2.25	2.00	6.00
<i>Uapaca nitida</i> Müll. Arg.	11.50	0.73	16.00	2.50	1.45	8.00
<i>Uapaca pilosa</i> Hutch.	0.00	-	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Uapaca robynsii</i> De Wild.	9.33	0.00	0.00	2.67	-	0.00
<i>Vitex doniana</i> Sweet	4.00	2.40	5.33	4.00	1.60	6.67
<i>Vitex fischeri</i> Gürke	0.00	0.00	0.00	0.00	0.57	0.00
<i>Vitex madiensis</i> Oliv.	-	-	-	0.00	0.00	-
<i>Vitex mombassae</i> Vatke	-	8.00	-	0.00	16.00	0.00
<i>Zanha africana</i> (Radlk.) Exell	0.00	-	-	0.00	0.00	0.00

Annexe 1. Liste des publications scientifiques entre 2020 et 2025

- 1) Useni, S.Y., **Khoji, M.H.**, Bogaert, J., 2020. Miombo woodland, an ecosystem at risk of disappearance in the Lufira Biosphere Reserve (Upper Katanga, DR Congo)? A 39-years analysis based on Landsat images. *Global Ecology and Conservation* 24, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2020.e01333>
- 2) Mpanda, M.M., **Khoji, M.H.**, N'Tambwe, N.D.-D., Sambiéni, K.R., Malaisse, F., Cabala, K.S., Bogaert, J., Useni, S.Y., 2022. Uncontrolled Exploitation of *Pterocarpus tinctorius* Welw. and Associated Landscape Dynamics in the Kasenga Territory: Case of the Rural Area of Kasomeno (DR Congo). *Land* 11, 1541. <https://doi.org/10.3390/land1109154>
- 3) N'tambwe, N.D., **Khoji, M.H.**, Biloso, M.A., Malaisse, F., Useni, S.Y., Masengo, K.W., Bogaert, J., 2023. Socio-Economic Value and Availability of Plant-Based Non-Timber Forest Products (NTFPs) within the Charcoal Production Basin of the City of Lubumbashi (DR Congo). *Sustainability* 15, 14943. <https://doi.org/10.3390/su152014943>
- 4) N'tambwe, N.D., **Khoji, M.H.**, Kasongo, B.W.N., Sambiéni, K.R., Malaisse, F., Useni, S.Y., Masengo, K.W., Bogaert, J., 2023. Towards an Inclusive Approach to Forest Management: Highlight of the Perception and Participation of Local Communities in the Management of miombo Woodlands around Lubumbashi (Haut-Katanga, D.R. Congo). *Forests* 14, 1–21. <https://doi.org/10.3390/f14040687>
- 5) Useni, S.Y., Mpanda, M.M., **Khoji, M.H.**, Cirezi, C.N., Malaisse, F., Bogaert, J., 2023. Vegetation Fires in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (The Democratic Republic of the Congo): Drivers, Extent and Spatiotemporal Dynamics. *Land* 12, 2171. <https://doi.org/10.3390/land12122171>
- 6) Useni, S.Y., Kipili M.I., **Khoji M.H.**, Malaisse, F., Cabala, K.S., Bogaert, J., 2024. Anthropogenic pressures and spatio-temporal dynamics of forest ecosystems in the rural and border municipality of Kasenga (DRC). *Landscape Ecol Eng* 20, 195–212. <https://doi.org/10.1007/s11355-023-00589-z>
- 7) Kabanyegeye, H., Cirezi, C.N., **Khoji, M.H.**, Mbarushimana, D., Pika, L. M., Salomon, W., Useni, S.Y., Sambieni, K. R., Masharabu, T., & Bogaert, J. (2024). Spatio-Temporal Analysis of Green Infrastructure along the Urban-Rural Gradient of the Cities of Bujumbura, Kinshasa and Lubumbashi. *Land*, 13, 1467 <https://doi.org/10.3390/land13091467>
- 8) Kasanda, M.N., **Khoji, M.H.**, N'tambwe, N.D., Berti, F., Useni, Y., Ndjibu, L.N., Katond, M.J.-P., Nkulu, M.F.J., Lebailly, P., Bogaert, J., 2024. Quantification and Determinants of Carbonization Yield in the Rural Zone of Lubumbashi, DR Congo: Implications for Sustainable Charcoal Production. *Forests* 15, 554. <https://doi.org/10.3390/f15030554>
- 9) **Khoji, M.H.**, Kaki, M. H., Sambiéni, K. R., Useni, S.Y., Biloso, M.A., & Bogaert, J. (2024). Évaluation de la dynamique spatiale des forêts primaires au sein du Parc national de la Salonga sud (RD Congo) à partir des images satellites Landsat et des données relevées in situ. *VertigO*, 24(1). <https://doi.org/10.4000/124gl>
- 10) Useni, S.Y., **Khoji, M.H.**, Yona, M.J., Mpanda, M.M., Malaisse, F., & Bogaert, J. (2024). The Restoration of Degraded Landscapes along the Urban–Rural Gradient of Lubumbashi City (Democratic Republic of the Congo) by *Acacia auriculiformis* Plantations: Their Spatial Dynamics and Impact on Plant Diversity. *Ecologies*. <https://doi.org/10.3390/ecologies5010002>
- 11) Useni, S.Y., Mpanda, M.M., Kipili, M.I., **Khoji, M.H.**, N'tambwe N.D., Kasanda, M.N., Malaisse, F., Malonga, K.F., Dibwe, D. M. D., & Bogaert, J. (2024). Quantifying Forest Cover Loss during the COVID-19 Pandemic in the Charcoal Production Basin of Lubumbashi (DR Congo) through Remote Sensing and Landscape Analysis. *Ressources*, 13, 95. <https://doi.org/10.20944/preprints202404.1944.v1>

- 12) N'tambwe N.D., **Khoji, M.H.**, Kalenga, M.G., Duse, D.F., Kasanda, M.N., Esoma, O.B., Mpanda, M.M., Cabala, K.S., Malaisse, F., Masengo, M.W., Bogaert, J., & Sikuzani, Y. U. (2024). Reforestation Initiatives in the Lubumbashi Charcoal Production Basin (DR Congo): Plant Diversity Selection, Management Practices, and Ecosystems Structure. *Ecolgies*, 6,25 <https://doi.org/10.20944/preprints202411.2135.v1>
- 13) N'tambwe, D.-D., **Khoji, M.H.**, Mpanda, M.M., Cabala, K.S., Malaisse, F., Kyale, K.J., Masengo, K.W., Bogaert, J., Useni, S.Y., 2025. Exploring the Role of Traditional Ecological Knowledge in Restoring and Managing Miombo Woodlands: A Case Study from the Lubumbashi Region, Democratic Republic of Congo. *Forests* 16, 435. <https://doi.org/10.3390/fl6030435>
- 14) Kasanda, M.N., **Khoji, M.H.**, Esoma, O.B., N'tambwe, N.D., Tshomba, J., Ndjibu, L.N., Berti, F., Useni, S.Y., Nkulu, M.F.J., Lebailly, P., Bogaert, J., 2025. Marketing Strategies and Production Profitability of Charcoal in the Rural Zone of Lubumbashi, Democratic Republic of the Congo. *Sustainability* 17, 3915. <https://doi.org/10.3390/su17093915>

Annexe 2. Photos de terrain (©crédit photo : Héritier Khoji, 2000-2023)

