

Estimation des surfaces irriguées ripariennes à l'aide de *Earth Engine*. Une étude de cas dans le sous-bassin versant de la Haute-Comoé, Burkina Faso

Sié Palé^{1,*}, Farid Traoré⁴, Joost Wellens^{2,3}, Cyrille Bassolo Baki^{2,6}, Aboubakar Sako⁵
et Bernard Tychon²

¹ Institut des Sciences de l'Environnement et du Développement Rural, Université de Dédougou, BP 176 Dédougou, Burkina Faso

² Département des Sciences et Gestion de l'Environnement, Université de Liège 185, Avenue de Longwy, 6700 Arlon, Belgique

³ Terra Research Center, GxABT, Université de Liège, Passage des Déportés 2, 5050 Gembloux, Belgique

⁴ Institut de l'Environnement et de Recherches Agricoles, Rue Guisga, 04 BP 8645 Ouagadougou, Burkina Faso

⁵ Unité de Formation et de Recherche en Sciences Appliquées et Technologies, Université de Dédougou, BP 176 Dédougou, Burkina Faso

⁶ Ministry in Charge of Agriculture and Irrigation, 03 BP 7005 Ouagadougou, Burkina Faso

Résumé – La mise au point d'une méthode automatique d'estimation des surfaces irriguées par les petits exploitants agricoles en Afrique aux abords des cours d'eau, à partir d'outils libres et de données satellitaires gratuites, reste un défi majeur à cause de la diversité des cultures qui y sont pratiquées, de l'étroitesse des parcelles, de la variabilité des cycles culturaux et de la similarité des réflectances des zones irriguées, des zones humides enherbées et de la végétation arborée riparienne. Cet article visait donc à développer une méthode qui permette d'extraire les surfaces agricoles irriguées par les agriculteurs informels le long des berges du fleuve Comoé au cours de la campagne agricole de saison sèche. Pour ce faire, une image composite, obtenue des images de janvier 2019 des satellites *Sentinel-1* et 2, combinée à des indices spectraux dérivés et sensibles aux surfaces irriguées (NDVI, MNDWI et NBR2), a fait l'objet d'une classification supervisée à l'aide du classificateur *Random Forest* sur la plateforme *Earth Engine*, après une série de masquages automatiques des sols nus, des surfaces des plans d'eau, des infrastructures et de la forêt galerie. Testée sur des données de janvier 2019, pendant laquelle la plupart des agriculteurs ont mis en place leurs cultures, la méthode proposée permet d'estimer efficacement les superficies irriguées. Elle a permis de distinguer les classes 'zones irriguées' et 'zones humides enherbées' avec une précision globale de 98 %, un coefficient *Kappa* de 0,91 et des *F-scores* respectifs de 99 % et 92 %. L'étude a ainsi montré qu'il est possible de développer à moindre coût une méthode automatique et efficace d'évaluation de surfaces irriguées ripariennes à partir de la plateforme *Earth Engine*.

Mots clés : plateformes et données satellitaires en libre accès / gestion de l'eau / agriculture / saison sèche / Sahel

Abstract – **Estimation of riparian irrigated areas using Earth Engine. A case study in the Upper-Comoé watershed, Burkina Faso.** The implementation of an automatic method for mapping smallholder irrigated plots along river banks in Africa based on remote sensing remains a major challenge because of the diversity of crops grown, the narrowness of the plots, the variability of crop cycles and the similarity of reflectance of irrigated areas, wetlands herbaceous areas and riparian woody vegetation. The purpose of this paper was to design a method enabling an automatic estimate of irrigated croplands on the banks of the Comoé river. To do so, a composite image based on Sentinel-1 and 2 images and spectral indices NDVI, MNDWI, NBR2 were used for supervised classification thanks to Earth Engine platform. A sequence of automatic masks of bare lands, water bodies, infrastructures and the riparian forest was first implemented, before doing a Random Forest classification. Tested with the January 2019 dataset, the proposed method made it possible to distinguish effectively the 'irrigated areas' and 'herbaceous wetlands' classes with an overall accuracy of 98%, a Kappa coefficient of 0.91 and F-scores of 99% for irrigated areas and 92% for herbaceous wetlands. The study showed that it is possible to successfully implement a low-cost and

*Auteur de correspondance : sie.pale@univ-dedougou.bf

automatic method for monitoring riparian irrigated plots areas along the *Comoé* river, using the cloud-based Earth Engine platform.

Keywords: open access satellite data and platforms / water management / agriculture / dry season / Sahel

1 Introduction

La mise au point d'une méthode automatique d'estimation des petites surfaces agricoles irriguées le long des cours d'eau en Afrique à partir de la télédétection libre, c'est-à-dire la télédétection ayant recours aux données et aux outils de télédétection libres d'accès, reste un défi majeur à cause de la diversité des cultures qui y sont pratiquées, de l'étroitesse des parcelles et la similarité des réflectances des végétaux cultivés et non cultivés (Bofana *et al.*, 2020). C'est le cas des petites parcelles des berges du fleuve Comoé dans le sud-ouest du Burkina Faso, qui sont pour la plupart irriguées pour le maraîchage pendant la campagne agricole de saison sèche (octobre à mars) (Palé *et al.*, 2019), essentiellement par des agriculteurs « informels » (agriculteurs installés en dehors des aménagements hydro-agricoles formels de l'État) (Kambou, 2019). Ces parcelles ont des superficies généralement comprises entre 0,12 et 0,5 ha (Kambou, 2019). Dans cette zone, la saison pluvieuse s'étale d'avril à septembre. L'irrigation de type gravitaire ou sous pression (utilisation de petites motopompes et de tuyauterie en polychlorure de vinyle) est pratiquée sur des aménagements sommaires réalisés par ces agriculteurs eux-mêmes (Kambou, 2019). L'irrigation démarre à la fin de la saison humide, au cours de laquelle sont cultivées essentiellement des céréales comme le maïs et le riz. Pendant la saison sèche, celles-ci font place aux principales cultures maraîchères que sont le piment, le chou, l'oignon et la tomate. De manière générale, les pratiques agricoles sont manuelles à l'exception d'une minorité d'agriculteurs pouvant utiliser la traction animale pour le labour.

Dans le processus de cartographie de ces petites surfaces agricoles irriguées de saison sèche, des zones de confusion subsistent notamment entre les classes 'zones irriguées', 'forêt galerie' et 'zones humides enherbées' (Fig. 1) (Traoré *et al.*, 2013). Ces repousses d'herbes dans les zones humides pendant la saison sèche (période sans pluie) sont dues à des remontées capillaires à partir de la nappe phréatique. Pour une cartographie très précise des parcelles cultivées localisées à proximité de forêts galeries ou de bandes enherbées, les thématiciens sont parfois amenés à recourir à des images à très haute résolution (taille du pixel inférieure ou égale à 5 m) qui sont pour la plupart payantes. Les approches proposées par Traoré *et al.* (2019) au Burkina Faso et Langat *et al.* (2019) au Kenya, à partir des images *Landsat* (qui sont gratuites), ont donné des résultats probants mais peuvent difficilement être utilisées par les administrations en charge des questions agricoles, du fait du niveau technique souvent élevé qu'exigent ces méthodes. Le téléchargement de données satellitaires de plus en plus nombreuses, fréquentes, résolues et volumineuses, les capacités de traitement et de stockage (puissance de calcul des ordinateurs, volume des disques durs) et le manque de compétences appropriées en géomatique peuvent constituer des facteurs limitants à l'appropriation chez ces potentiels

utilisateurs. Ainsi, par exemple, les méthodes développées par Belcore et Piras (2023) dans le bassin de la Sirba à Tillabéry au Niger, Weitkamp *et al.* (2023) au Mozambique, nécessitent effectivement, pour être répliquées, une certaine compétence en géomatique. Au Mozambique, Weitkamp *et al.* (2023) ont identifié les surfaces irriguées avec des précisions de 94,8 %, en combinant à la fois les bandes *Sentinel-2* et l'indice 'Radar Vegetation Index' (RVI) ($RVI = 4 \times VH / (VV + VH)$) calculé à partir des bandes 'VV' et 'VH' de *Sentinel-1*, grâce à l'application web *Jupyter Notebook*. Belcore et Piras (2023) ont obtenu un *F-score* de 0,97 en réalisant une classification après l'extraction de plusieurs métriques comme l'indice d'humidité ('Wetness Index' [WET]), la variance, la moyenne, l'entropie sur une série d'images *Sentinel-2*.

Une automatisation ou une semi-automatisation des processus (accès aux données satellitaires, traitements, classification, affichage des résultats) pourrait en améliorer les possibilités d'appropriation. L'avènement des images *Sentinel-2* à haute résolution spatiale (taille du pixel 10 m pour les bandes du visible et de l'infra-rouge, fréquence temporelle 5–10 jours) et *Sentinel-1* (taille du pixel 10 m pour les bandes VV et VH, fréquence temporelle 6–12 jours) de l'Agence spatiale européenne, en accès libre, résout en grande partie la difficulté du coût élevé des images et de l'imprécision. Cependant, l'automatisation des méthodes reste toujours un défi et fait l'objet d'investigations accrues par la communauté scientifique.

L'avènement de la plateforme *open source Google Earth Engine* (Gorelick *et al.*, 2017), offre des possibilités de simplifier de telles méthodes et d'améliorer la cartographie de petites parcelles irriguées en Afrique. Cette plateforme fait partie des plus puissants outils libres d'analyses de données géospatiales. En évitant le téléchargement manuel des images, elle permet leur accès rapide et réduit considérablement le temps nécessaire pour les traiter, du fait de la possibilité d'utiliser à distance ses serveurs qui sont dotés de puissances de calcul très élevées.

C'est dans ce contexte que nous avons proposé de développer une méthode qui permet d'estimer de manière automatique les superficies de terres irriguées par les petits agriculteurs du sous-bassin versant de la Haute-Comoé (sud-ouest du Burkina Faso), notamment ceux installés le long du fleuve Comoé dans la plaine alluviale de Karfiguéla (Fig. 2), le long de la forêt riparienne, à l'aide de la plateforme *Earth Engine* et des images satellitaires *Sentinel-1* et 2, dans le but d'éclairer l'allocation des ressources en eau agricole aux irrigants.

2 Matériel et méthodes

2.1 Zone d'étude

La zone d'étude se situe dans le sous-bassin versant de la Haute-Comoé au Burkina Faso (1981 km²) (Palé *et al.*, 2019),



Fig. 1. Une zone humide herbacée à proximité de parcelles irriguées (Au-delà du trait rouge).
Fig. 1. A herbaceous wetland close to irrigated lands (After the red line).

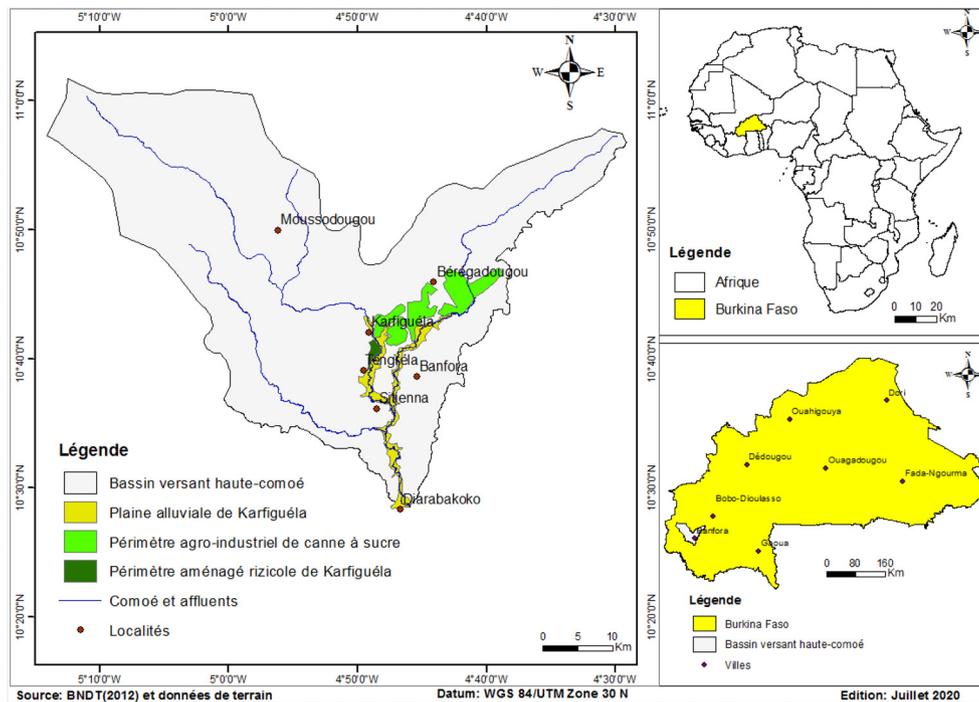


Fig. 2. Localisation de la zone d'étude au Burkina Faso.
Fig. 2. Location of the study area in Burkina Faso.

Tableau 1. Collections de données d'entraînement et de validation.**Table 1.** Training and validation data collections.

Classes	Nombre de points pour l'apprentissage	Nombre de points pour la validation
'Zones irriguées'	896	598
'Zones humides enherbées'	112	81

précisément dans la plaine alluviale de Karfiguéla (46,49 km²). Le climat de la zone est marqué par deux saisons : une saison pluvieuse et une saison sèche d'une durée approximative de six mois chacune. La saison pluvieuse s'étale d'avril à septembre tandis que la saison sèche démarre généralement en octobre et prend fin en mars. La saison sèche comprend une période froide, dite de saison sèche froide (décembre, janvier, février). La pluviométrie moyenne annuelle est de 1000 mm (Palé *et al.*, 2019). L'agriculture pluviale, de plus en plus tributaire de la variabilité inter-saisonnière des pluies, serait en train d'être délaissée au profit de la production irriguée de saison sèche, devenue le moteur économique de la région. Les agriculteurs informels qui se plaignent très souvent vis-à-vis des quantités d'eau qui leur sont allouées, partagent l'eau agricole de la région, notamment en saison sèche, avec le périmètre agro-industriel de canne à sucre et le périmètre aménagé rizicole, au sein du Comité local de l'eau (CLE), organe régional de gestion intégrée des ressources en eau au niveau local, qui comprend également l'administration, les services techniques, les collectivités territoriales, etc. (Palé *et al.*, 2019) (Fig. 2). La non-maîtrise des surfaces irriguées par les agriculteurs informels est l'une des principales causes de la sous-estimation de leur allocation en eau. L'incertitude sur la disponibilité de l'eau pour achever la campagne agricole sèche est très souvent source de tensions conflictuelles.

2.2 Données utilisées

2.2.1 Jeu de données pour l'apprentissage et la validation de la classification

Un jeu de données des points collectés, avec leurs coordonnées géographiques sur le terrain, a été constitué à l'aide d'un *Global Positioning System* (GPS) de type *Garmin* d'environ 3 m de précision. Les classes 'zones irriguées' et 'zones humides enherbées', les plus difficiles à séparer, ont fait l'objet de relevés GPS. Les autres classes ont été masquées comme indiqué dans la section « traitement des images satellites ». Les relevés GPS ont été effectués tout au long du mois de janvier 2019. Pour la classification, environ 60 % des pixels sont aléatoirement choisis pour l'entraînement et 40 % pour la validation. Pour chaque classe, on distingue donc un premier jeu de données pour l'apprentissage et un deuxième jeu de données pour la validation (Tab. 1).

2.2.2 Données thématiques sur les routes, bâtiments et cours d'eau

Une collection d'objets (*Feature collection*) linéaires (pour les routes et le cours d'eau Comoé), polygonaux (pour les bâtiments) a été créée en s'appuyant sur les images *Google Earth* de très haute résolution de la zone d'étude (en arrière-plan de la plateforme *Earth Engine*), et en utilisant l'outil

'*Geometry imports*' de l'interface de *Earth Engine*. Ces collections d'objets ont servi à masquer les unités d'occupation du sol « routes » et « bâtiments » (voir section « 2.3.3. Création de masques et classifications supervisées »). La collection linéaire du cours d'eau Comoé qui correspond au lit de ce fleuve a été utilisée pour masquer la forêt galerie qui le borde (voir section « 2.3.3. Création de masques et classifications supervisées »).

2.2.3 Images satellites utilisées

Les images satellites utilisées proviennent des satellites européens *Sentinel-1* et *2*. Le programme *Copernicus* de l'Agence spatiale européenne a mis en accès libre depuis 2014 des images optiques (*Sentinel-2*) et radars (*Sentinel-1*). Les satellites de la constellation *Sentinel-2* revisitent l'équateur tous les 10 jours avec un satellite, tous les cinq jours avec deux satellites (*Sentinel-2A* et *Sentinel 2B*) (European Space Agency, 2023). Les satellites *Sentinel-1* collectent des données à double HH/HV ou simple HH polarisation au-dessus des zones polaires et des données à double polarisation VV/VH ou simple polarisation VV dans toutes les autres zones du globe (European Space Agency, 2020). L'orbite des satellites *Sentinel-1A* et *1B* est « quasi-polaire avec une résolution temporelle de 12 jours, ce qui permettrait à terme d'observer une même zone géographique tous les 6 jours » (Ali *et al.*, 2017).

Les images *Sentinel-2* du niveau 2A, produits orthorectifiés et corrigés des effets atmosphériques, ont été utilisées. Une image *Sentinel-2* est constituée de 13 bandes spectrales. Seules les bandes 'B2', 'B3', 'B4', 'B8', 'B11' et 'B12', qui fournissent des informations pertinentes pour la réalisation de la classification, ont été considérées. Les trois premières bandes utilisées sont du domaine du visible. La bande 'B8' est du domaine de l'infra-rouge. Leurs combinaisons permettent une meilleure identification du couvert végétal. Les bandes 'B11' et 'B12' sont particulièrement utiles pour évaluer l'humidité de la végétation (Gascon *et al.*, 2017). En effet, le rayonnement infrarouge à courtes longueurs d'ondes se caractérise par sa puissance de chauffe particulièrement importante. Les bandes 'B2', 'B3', 'B4', 'B8' de résolutions spatiales de 10 m ont été préférées aux bandes 'B5', 'B6', 'B7' et 'B8A' du *red-edge*, dont la résolution spatiale est de 20 m, pour éviter le rééchantillonnage.

Les images *Sentinel-1* ne présentent que les polarisations VV (signaux transmis en polarisation verticale et reçus en polarisation verticale), et VH (signaux transmis en polarisation verticale et reçus en polarisation horizontale) pour notre région d'étude. Ces images sont du format GRD (*Ground Range Detected*) et de l'orbite ascendante, qui sont les seuls formats disponibles dans la zone d'étude. La collection d'images stockées dans la base de données *Google Earth Engine*, a été

filtrée pour obtenir des images recueillies en mode interférométrique large bande (*IW*). Les bandes "VV" et les bandes "VH" ont été extraites de la collection. Ces deux bandes "VV" et "VH" (dont la résolution spatiale est de 10 m chacune) et le ratio VV/VH ont été ajoutés dans la chaîne de traitement.

Les images RADAR présentent un intérêt certain dans la caractérisation des surfaces irriguées car non seulement elles mettent clairement en relief la structure des surfaces (rugosité, forme), mais aussi parce que, en présence d'eau, les valeurs des coefficients de rétrodiffusion baissent. Cela constitue un atout pour distinguer les surfaces irriguées des surfaces non irriguées. D'après Lemoine et Léo (2015), les signatures des radars à synthèse d'ouverture peuvent aider à distinguer les surfaces agricoles sur la base de leur niveau de préparation en se fondant notamment sur les différences de rugosité de ces surfaces. L'intensité du signal radar rétrodiffusé chute dans les sols inondés parce que les ondes électromagnétiques se dispersent à la surface de l'eau et ne sont pas réfléchies vers l'antenne du satellite (Gao *et al.*, 2017). La bande "VV" est plus sensible à l'humidité du sol tandis que la bande "VH" est plus sensible à la végétation (Gao *et al.*, 2018).

Ces particularités des images radar ont prévalu pour leur combinaison avec des images optiques dans la perspective de discriminer au mieux les surfaces irriguées, les zones humides enherbées et la forêt galerie le long de la rivière Comoé.

Deux images *Sentinel-2* ont été acquises le 03 janvier, deux autres images le 13 janvier, deux images le 23 janvier et quatre images le 28 janvier 2019. Quant aux images *Sentinel-1*, elles ont été respectivement acquises les 03 janvier (2 images), 08 janvier (1 image), 09 janvier (1 image), 15 janvier (2 images), 20 janvier (1 image), 21 janvier (1 image) et 27 janvier 2019 (2 images). Au total, pour le mois de janvier 2019, 20 images ont été traitées, soit 10 images de *Sentinel-2* et 10 images de *Sentinel-1*. Au bout du processus de traitement, nous avons obtenu une image médiane S1 (résultante de 10 images S1) et une image médiane S2 (résultante de 10 images S2). Le processus de traitement de ces images est décrit dans la section ci-après.

2.3 Traitement des images satellites

L'accès à l'imagerie satellitaires, aux plans thématiques, de même que tous les traitements nécessaires ont été effectués sur *Google Earth Engine*.

2.3.1 Extraction de bandes et calcul d'indices

Pour les images *Sentinel-2*, après avoir réalisé des corrections atmosphériques supplémentaires (élimination des nuages et des valeurs aberrantes dues aux aléas atmosphériques), une image médiane mensuelle est préalablement calculée. L'ensemble des bandes utilisées sont : "B2", "B3", "B4", "B8", "B11", "B12" (*Sentinel-2*), "VV", "VH", "VV/VH" (*Sentinel-1*), NDVI, MNDWI et NBR2 (indices spectraux). Trois indices spectraux ont été sélectionnés dans la littérature pour leur capacité à discriminer les surfaces végétales, les plans d'eau et les zones humides. Il s'agit notamment de l'indice de végétation par différence normalisée [NDVI, $NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$] (Kriegler *et al.*, 1969), de l'indice différentiel normalisé modifié de l'eau MNDWI (Xu, 2006), du ratio de brûlure

normalisé 2 NBR2 (Jin *et al.*, 2019), [$NBR2 = (NIR - SWIR2) / (NIR + SWIR2)$]. [MNDWI = $(Green - SWIR) / (Green + SWIR)$]. Calculé à partir des bandes du vert (*green*) et de l'infrarouge à courte longueur d'onde (SWIR), le MNDWI fait suite au NDWI de Gao (1996) à qui l'on reproche de ne pas tenir compte du fait que l'eau pure ne réfléchit ni le proche infrarouge (NIR), ni le SWIR [NDWI = $(NIR - SWIR) / (NIR + SWIR)$].

Les valeurs du NDVI sont comprises entre -1 et 1. Une valeur proche de 1 indique la présence d'une forte densité de végétation et une valeur qui tend vers 0 signifie une absence de végétation, l'existence probable de sols nus. Les valeurs négatives correspondent aux surfaces autres que les formations végétales, notamment la neige, l'eau, les nuages.

Le choix du NDVI est justifié par le fait que cet indice est l'un des plus courants utilisés dans l'identification de la végétation à partir de la télédétection optique (Kriegler *et al.*, 1969). Dans notre cas d'étude, nous avons besoin de séparer la végétation des autres classes d'occupation du sol. MNDWI a été choisi à cause de sa capacité à permettre l'identification aisée de l'eau de manière générale, qu'elle soit pure ou non (Xu, 2006). NBR2 est un indice d'humidité. Il utilise une bande infrarouge qui est sensible aux changements liés à la teneur en eau (Smith *et al.*, 2019).

2.3.2 Choix de l'algorithme de classification

La méthode de classification supervisée basée sur l'algorithme *Random Forest* (Breiman, 2001) a été adoptée ; en effet, ses résultats d'essais se sont avérés meilleurs que ceux issus d'autres méthodes traditionnelles du *Machine learning* comme le classificateur CART (*Classification And Regression Trees*) (Breiman *et al.*, 1984), *Gradient Tree Boosting* (Friedman, 2001) ou la méthode du *Support Vector Machine* (Borges, 1998). Les meilleurs coefficients Kappa obtenus après différents scénarios de 'tunage' des dits classificateurs étaient respectivement de : CART (0,80), *Random Forest* (0,91), *SVM* (0,83) et *Gradient Tree Boost* (0,88). Les meilleurs *F-scores* de la classe « zones irriguées » étaient respectivement de : CART (0,98), *Random Forest* (0,99), *SVM* (0,98) et *Gradient Tree Boost* (0,99). Les meilleurs *F-scores* de la classe « zones humides enherbées » étaient respectivement de CART (0,82), *Random Forest* (0,92), *SVM* (0,85) et *Gradient Tree Boost* (0,89).

L'approche d'apprentissage automatique *Random Forest* implémentée dans la plateforme *Earth Engine* a donc été choisie pour le traitement des images satellites sélectionnées pour l'étude.

2.3.3 Création de masques et classifications supervisées

Dans un premier temps, une série de masques a été réalisée sur l'image médiane précédemment créée pour soustraire successivement les pixels couverts par l'eau, les infrastructures (bâtiments et routes), la forêt galerie et la végétation ligneuse, et les sols nus. L'indice différentiel normalisé modifié de l'eau (MNDWI) a servi à masquer l'eau libre en considérant une valeur seuil de 0,11 déterminée par essai-erreur. Les infrastructures ont été masquées à l'aide d'une collection d'objets (*Feature collection*) linéaires (pour les routes) et polygonaux (pour les bâtiments) en s'appuyant sur des images de *Google Earth* en arrière-plan de la plateforme *Earth*

Engine. La forêt galerie a été masquée en créant une zone tampon de 12 m de part et d'autre du lit du cours d'eau. En effet, 24 m en moyenne est la valeur estimée de la largeur du cours d'eau y compris la forêt galerie bordante. Il n'y a pas eu de forêt au-delà des 24 m mais quelques arbres isolés qui ont été également masqués à travers des collections d'objet polygonaux.

Finalement, les terres agricoles nues ont été extraites de l'image résultante à partir des valeurs de NDVI en admettant que les parcelles irriguées ont une valeur de NDVI $> 0,20$. En se fondant sur l'hypothèse (inspirée de Lemoine et Léo [2015]), qu'un pixel dont la valeur du NDVI $< 0,2$, n'appartient pas à une zone cultivée, un masque a été créé pour supprimer les zones d'occupation du sol dont les valeurs de NDVI sont $< 0,2$, considérées comme correspondant aux sols nus. Le seuil de 0,2 de Lemoine et Léo a été utilisé après vérification de la dispersion des valeurs de NDVI de la classe zone irriguée, sur la base des données d'apprentissage.

L'image composite résultant des différentes combinaisons a ensuite été classifiée pour distinguer la classe 'zones irriguées' de la classe 'zones humides enherbées'. La classification s'est effectuée à l'intérieur du domaine restant non masqué par les étapes précédentes. Nous avons utilisé une classification supervisée *Random Forest*, sur la base des données d'apprentissage présentées dans la section sur les données (Fig. 3, Matériel supplémentaire).

2.3.4 Évaluation de la classification supervisée

L'évaluation de la précision de l'estimation des surfaces des cultures a été réalisée sur la base de cinq métriques : les métriques de précision globale (*Overall Accuracy*, OA, et le coefficient de *Kappa*) et les métriques de précision par classe [la précision de production (*Producer's Accuracy*, PA), la précision d'utilisation (*User Accuracy*, UA), le *F-score*]. La précision globale d'une image classifiée est le rapport entre la somme des pixels correctement classifiés et le nombre total de pixels de l'image : c'est le pourcentage de pixels correctement classifiés de l'image. Le nombre de pixels correctement classifiés ou non sont lisibles sur la matrice de confusion. « Le coefficient de *Kappa* indique le degré de concordance entre les données réelles du terrain et les valeurs prédites » (Mahdianpari *et al.*, 2019, p. 11).

La précision de production correspond au rapport entre le nombre de pixels correctement classifiés d'une classe donnée et le nombre total de pixels de vérité-terrain (*ground truth pixels*) de la classe. La précision d'utilisation est le rapport entre le nombre de pixels correctement classifiés d'une classe donnée et le nombre total de pixels considérés par le classificateur comme appartenant à cette classe (Denis, 2013). Le *F-score* est un indicateur spécifique à chaque classe qui correspond à la moyenne harmonique de la précision de l'utilisateur et du producteur (Labatut et Cherifi, 2012).

Les résultats des différents traitements permettant d'évaluer la performance de la méthode développée sont présentés dans la section ci-après.

3 Résultats et discussion

3.1 Performance de la méthode

La méthode développée a permis de distinguer la classe 'zones irriguées' de la classe 'zones humides enherbées' avec une précision globale de 98 % et un coefficient *Kappa* de 0,91. Le *F-score*, la 'précision producteur', la 'précision utilisateur' pour la classe 'zones irriguées' sont respectivement de 0,99, 0,98 et 0,99, ceux de la classe 'zones humides enherbées' sont respectivement de 0,92, 0,87 et 0,97 (Tab. 2). Les superficies irriguées sont estimées à 3083,20 ha tandis que les surfaces occupées par les zones humides enherbées sont évaluées à 831,67 ha (Fig. 4a et 4b).

À titre illustratif, en 1998, les surfaces irriguées étaient évaluées à environ 100 ha (Dezetter *et al.*, 1998); ces surfaces irriguées avaient été obtenues à travers une évaluation exhaustive de l'étendue des terres irriguées sur le terrain à l'aide de GPS en prenant les contours des champs. En 2013, les surfaces irriguées étaient estimées à plus de 600 ha (Orlove *et al.*, 2015). En janvier 2019, ces terres irriguées sont estimées à 3083 ha, selon la présente étude. Ces chiffres donnent une indication de l'évolution des terres irriguées dans la zone d'étude bien que les approches d'estimation ne soient pas identiques. La promotion intense de la petite irrigation par l'État Burkinabè et la demande croissante en produits maraîchers ces dernières années dans les pays limitrophes du Burkina Faso, pourraient expliquer cet accroissement des superficies informelles, généralement irriguées pour la production maraîchère.

Les valeurs des indicateurs de performance de l'étude sont satisfaisantes si l'on s'en tient aux critères d'appréciation de Landis et Koch (1977) qui considèrent qu'un coefficient de *Kappa* compris entre 0,41 et 0,60 signifie que le degré de concordance entre la prédiction du classificateur et la réalité est satisfaisant. Il est significatif si ce coefficient se situe entre 0,61 et 0,80 et est presque parfait s'il varie entre 0,81 et 1. Traoré *et al.* (2019), ont estimé les surfaces irriguées aux alentours du périmètre aménagé de Mogtèdo au centre du Burkina Faso, avec des précisions de 99 % pour la classe 'terre irriguée' à l'aide du classificateur *Support Vector Machine*.

La méthode proposée dans le présent article a l'avantage d'être reproductible à n'importe quelle période de temps, notamment au cours de la campagne agricole de saison sèche. Cependant, pour obtenir des résultats probants, il faudra l'alimenter de données d'entraînement collectées au cours de la même période. Ceci constitue une faiblesse au regard des ressources en temps et en énergie que cela demande. La réflexion devra donc se poursuivre pour contourner cette limite. De même, si l'échantillon de données est suffisamment grand pour entraîner la classe « zones irriguées », celui de la classe « zones humides enherbées » est relativement moins grand, quoique a priori le champ couvert par cette dernière classe semble moins grand que la première. Il en est de même des échantillons de validation de ces deux classes qui présentent une certaine asymétrie. Le masquage de la forêt galerie et des infrastructures a aussi été effectué à travers une interprétation visuelle des images, ce qui peut conduire à une sous-estimation ou une surestimation de leurs étendues,

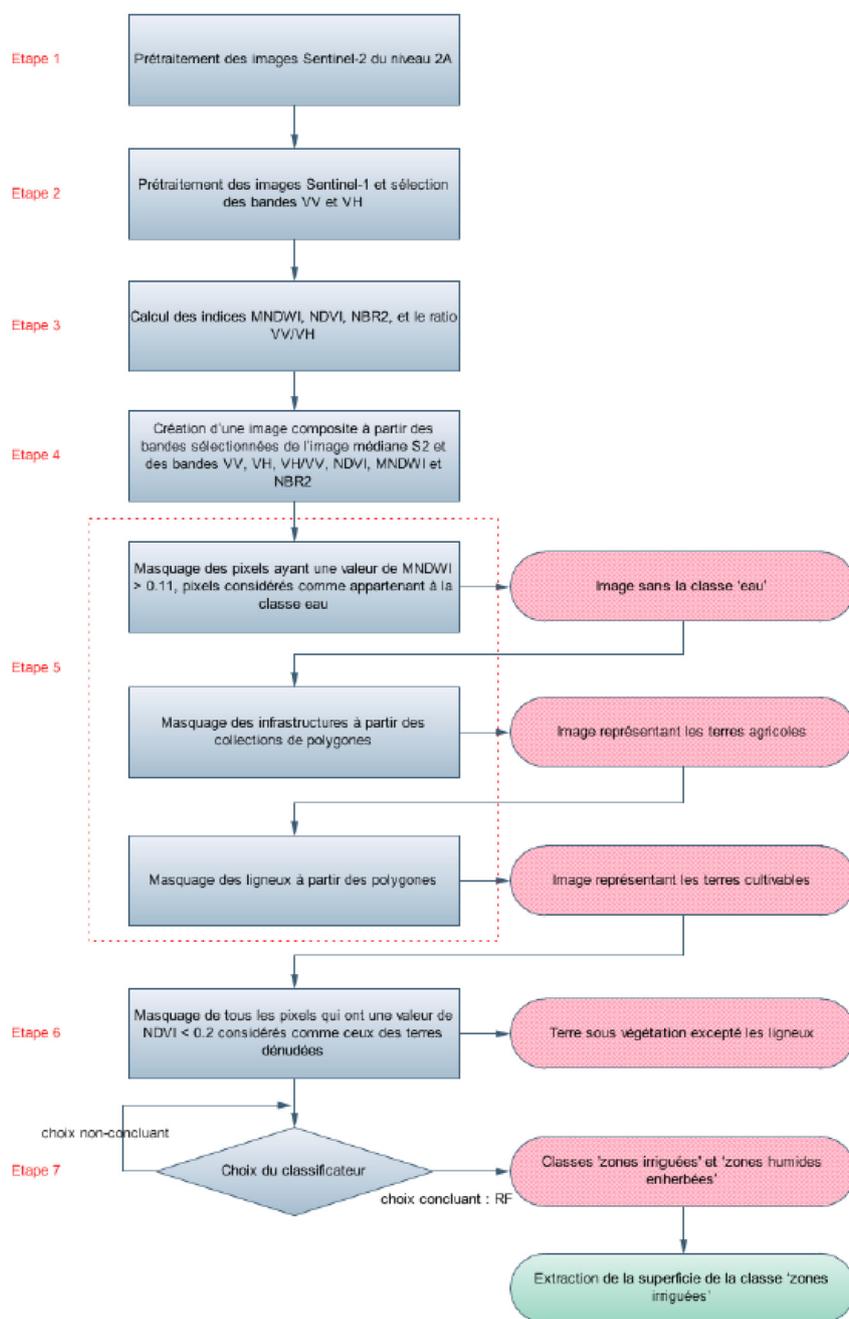


Fig. 3. Méthodologie d’estimation de la superficie des zones irriguées dans les berges du fleuve COMOÉ.
Fig. 3. Methodology of estimation of smallholder irrigated plots in the COMOÉ riverbank.

Tableau 2. Surfaces occupées par les classes ‘zones irriguées’ et ‘zones humides enherbées’ et performances de la classification supervisée de l’image médiane de janvier 2019.

Table 2. Areas covered by the ‘irrigated lands’ and ‘wetland herbaceous’ classes and classification performances for the median image for January 2019.

	Précision globale	Coefficient Kappa	Précision producteur	Précision utilisateur	Fscore	Superficie (ha)
Zones irriguées	0,98	0,91	0,99	0,98	0,99	3083,20
Zones humides enherbées			0,87	0,97	0,92	831,67

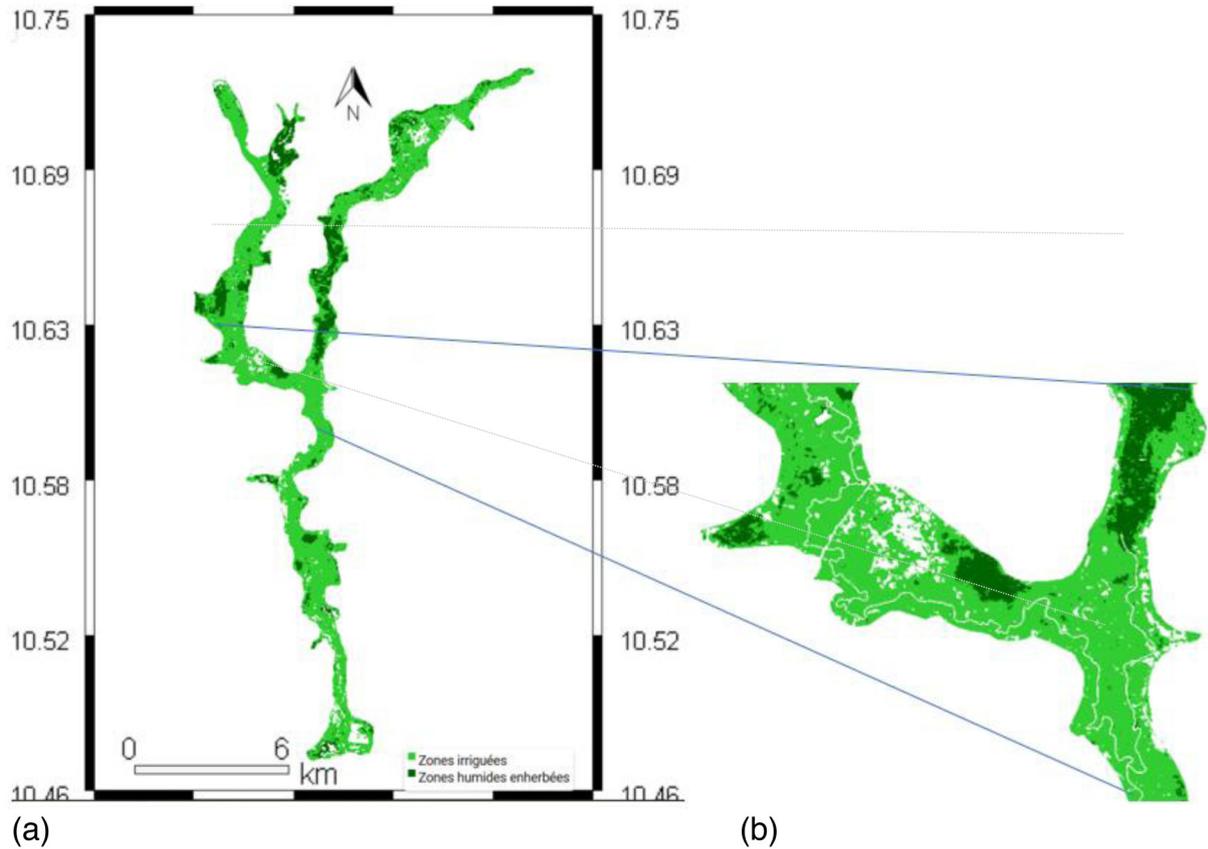


Fig. 4a. Surfaces occupées par les classes 'zones irriguées' et 'zones humides enherbées' en janvier 2019.

Fig. 4a. 'Irrigated lands' and 'herbaceous wetlands' classes in January 2019.

Fig. 4b. Portion agrandie de la figure 4a présentant les classes 'zones irriguées' et 'zones humides enherbées'.

Fig. 4b. Zoomed portion of figure 4a showing 'Irrigated lands' and 'herbaceous wetlands' classes.

affectant ainsi les superficies finales estimées. Il en est de même du seuil de 0,11 de la valeur de MNDWI déterminé par essai-erreur pour masquer les plans d'eau. L'utilisation du GPS du type *Garmin*[®] dont la précision est d'environ 3 m est également une autre source d'erreur.

Le recours à une image satellite de très haute résolution payante (*Spot*, *Ikonos* par exemple) de janvier 2019 de la zone d'étude aurait permis de distinguer visuellement les « surfaces irriguées » des « zones enherbées » et de faire la comparaison avec les présents résultats d'estimation. L'évaluation exhaustive de l'étendue de ces terres irriguées sur le terrain à l'aide du GPS (évaluation individuelle et totale des superficies des champs irrigués avec le GPS en prenant les contours des champs), bien que fastidieuse, aurait pu être également effectuée pour la comparaison. Enfin, la mise en œuvre de la méthode sur d'autres échantillons de données d'apprentissage et de validation de février ou de mars donnerait de la consistance aux résultats présentés ici. En effet, le manque de données d'apprentissage et de validation n'a pas permis d'appliquer la méthode sur plusieurs périodes de la saison sèche.

Malgré ces limites, cette méthode a le mérite de montrer ce qu'il est techniquement possible de faire de manière pratique dans la cartographie de petites surfaces irriguées ripariennes dans un contexte où les utilisateurs sont peu formés aux outils sophistiqués et ne disposent pas toujours d'un accès internet de très haut débit.

Grâce à cette étude, les services agricoles disposent désormais d'une méthode pour suivre de manière plus aisée et rapide, l'évolution des terres irriguées par les nombreuses petites exploitations agricoles installées aux abords des cours d'eau au Burkina Faso et dans la plupart des pays du Sahel sous réserve d'une contextualisation. Cela les guidera notamment dans la prise de décision sur la gestion de la ressource en eau d'irrigation dans un contexte de rareté.

3.2 Mise en œuvre possible de l'approche par les services agricoles

La singularité de la méthodologie développée dans ce travail réside surtout dans les données et outils en libre accès utilisés et la prise en compte des besoins réels des acteurs de terrain. Du fait de son accessibilité en termes de coût, de sa simplicité dans l'exécution et de son efficacité, les techniciens des directions générales et régionales en charge de l'eau et de l'agriculture, les agences de l'eau, sont capables de l'opérationnaliser et de la pérenniser en mettant à jour les données dans l'outil. En effet, cette mise à jour consiste simplement à intégrer les nouvelles coordonnées géographiques collectées des deux classes à cartographier dans la plateforme *Earth Engine* et à procéder à l'exécution du script suivant la période désirée ; ce script étant transmis sous forme d'un lien web exécutable sur n'importe quel

ordinateur disposant d'un accès à internet. Ces nouveaux points collectés et scindés aléatoirement en deux échantillons serviront respectivement à la calibration et à la validation de l'analyse comme indiqué *supra*.

Une telle approche constitue par exemple un atout pour le Comité local de l'eau de la Haute-Comoé, qui dispose désormais d'une procédure simple et efficace d'évaluation instantanée des emblavures aux abords du fleuve Comoé pendant la campagne agricole de saison sèche. Ceci constitue un moyen de contrôle des paiements de la taxe de prélèvement de l'eau brute qui est calculée en fonction des surfaces emblavées déclarées par les agriculteurs.

L'outil développé constitue également un instrument de télécontrôle, c'est-à-dire de vérification à distance de l'application des consignes convenues au sein du Comité local de l'eau, relatives aux quotas de superficies agricoles à emblaver au regard de la ressource en eau disponible pour l'agriculture. Il contribuera ainsi au respect des règles mises en place par les acteurs eux-mêmes sur la distribution de l'eau d'irrigation et à discipliner les agriculteurs.

4 Conclusion

À travers cette étude, une méthode d'estimation des surfaces irriguées par les petits agriculteurs installés le long des berges de la rivière Comoé au Burkina Faso, au cours de la campagne agricole de saison sèche, a été proposée à l'aide de la plateforme *Earth Engine*. La méthode développée s'est montrée relativement efficace avec un *F-score* de 0,99, une précision globale de 98 % et un coefficient Kappa de 0,91 pour la période d'étude. Une telle approche, reproductible dans les agrosystèmes similaires du pays et au Sahel, ouvre de bonnes perspectives pour les services agricoles qui disposent d'une procédure simple et efficace d'évaluation des emblavures aux abords des rivières pendant la campagne agricole de saison sèche.

Toutefois, cette méthode proposée pourrait être améliorée en trouvant une solution dynamique d'estimation des zones humides enherbées. En effet, l'étendue de ces zones varie au cours de la saison avec le tarissement graduel des eaux. La possibilité de pouvoir masquer ces zones à partir d'indices spectraux est une voie à creuser. Une telle solution éviterait de devoir collecter à chaque campagne des coordonnées géographiques de référence en vue de réaliser une classification supervisée. Une telle solution rendrait également la méthode plus automatique. Avec l'évolution exponentielle de la télédétection satellitaire ces dernières années, ces résultats pourraient être améliorés dans un proche avenir tout en maintenant le caractère *open source* de l'approche. Toutefois, dans l'immédiat, une expérimentation de la méthode peut être réalisée avec les services agricoles dans d'autres zones et à d'autres périodes pour en tester la reproductibilité. Après ce test, sa vulgarisation, puis son adoption à une large échelle, pourraient suivre si ces résultats s'avèrent concluants.

Matériel supplémentaire

Annexe 1. Caractéristiques d'une image *Sentinel-2* (Bandes spectrales, résolutions spatiales et utilité).

Annexe 2. Caractéristiques d'une image *Sentinel-1*.

Annexe 3. Répartition spatiale des points de calibration (en noir) de la classe « zones humides enherbées ».

Annexe 4. Répartition spatiale des points de validation (en noir) de la classe « zones marécageuses enherbées ».

Annexe 5. Répartition spatiale des points de calibration (en noir) de la classe « zones irriguées ».

Annexe 6. Répartition spatiale des points de validation (en noir) de la classe « zones irriguées ».

Annexe 7. Une image brute *Sentinel 2* coupée sur la zone d'étude.

Annexe 8. Une image brute *Sentinel 1* coupée sur la zone d'étude.

Annexe 9. Figures montrant l'eau libre (couleurs non bleu).

Annexes 10.1. Dates précises des images *Sentinel-2* utilisées au cours du mois de janvier 2019.

Annexes 10.2. Dates précises des images *Sentinel-1* utilisées au cours du mois de janvier 2019.

Annexe 11. Critères de choix du classificateur en fonction des résultats de simulations obtenues.

Annexe 12. Dispersion des valeurs de NDVI de la classe « zone irriguée » de l'image médiane S2 de janvier 2019 – *NDVI value dispersion of the "irrigated land" class, S2 raw median image of January 2019.*

Le matériel supplémentaire est disponible sur <http://www.cahiersagricultures.fr/10.1051/cagri/2023023/olm>.

Références

- Ali HTO, Niculescu S, Sellin V, Bougault C. 2017. Contribution de la nouvelle série d'images Sentinel-1 pour le suivi de la végétation côtière dans le Pays de Brest. *Spatial analysis and GEOmatics*. Rouen (France): INSA de Rouen. [hal-01650671](https://doi.org/10.1016/j.spa.2017.06.001).
- Belcore E, Piras M. 2023. Sentinel 2 high-resolution land cover mapping in Sub-Saharan Africa with Google Earth Engine. *International Conference on Geographical Information Systems Theory, Applications and Management, GISTAM*, pp. 27–36. doi: [10.5220/0011746500003473](https://doi.org/10.5220/0011746500003473).
- Bofana J, Zhang M, Nabil M, Wu B, Tian F, Liu W, *et al.* 2020. Comparison of different cropland classification methods under diversified agroecological conditions in the Zambezi River Basin. *Remote Sensing* 12(13): 2096. doi: [10.3390/rs12132096](https://doi.org/10.3390/rs12132096).
- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning* 45: 5–32. doi: [10.1023/A:1010933404324](https://doi.org/10.1023/A:1010933404324).
- Breiman L, Friedman JH, Olshen RA, Stone CJ. 1984. *Classification and regression trees*. Boca Raton, London, New York, Washington, D.C.: Taylor & F. Chapman & Hall/CRC Boca, 31 p.
- Burges CJC. 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery* 2: 121–167. doi: [10.1023/A:1009715923555](https://doi.org/10.1023/A:1009715923555).
- Denis A. 2013. Travaux pratiques de télédétection spatiale. Belgique: Unité Eau Environnement Développement (EED), Arlon Campus Environnement, Université de Liège, 103 p.
- Dezetter A, Traore S, Bicaba K. 1998. Gestion intégrée et variabilité des ressources en eau dans le sud-ouest du Burkina Faso. *Water resources variability in Africa during the XXth Century: International Conference*, Abidjan (Côte d'Ivoire). Wallingford: AISH, pp. 387–394.
- European Space Agency. 2020. Sentinel-1 Observation Scenario. [2020/04/29]. <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/observation-scenario>.

- European Space Agency. 2023. Resolution and Swath. Sentinel Online. [2023/05/25]. <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-2/instrument-payload/resolution-and-swath>.
- Friedman JH. 2001. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics* 29(5): 1189–1232. doi: [10.1214/aos/1013203451](https://doi.org/10.1214/aos/1013203451).
- Gao BC. 1996. NDWI- A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58(3): 257–266. doi: [10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3).
- Gao Q, Zribi M, Escorihuela MJ, Baghdadi N. 2017. Synergetic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data for soil moisture mapping at 100 m resolution. *Sensors* 17(9): 1966. doi: [10.3390/s17091966](https://doi.org/10.3390/s17091966).
- Gao Q, Zribi M, Escorihuela MJ, Baghdadi N, Segui PQ. 2018. Irrigation mapping using Sentinel-1 time series at field scale. *Remote Sensing* 10(9): 1495. doi: [10.3390/rs10091495](https://doi.org/10.3390/rs10091495).
- Gascon F, Bouzinac C, Thépaut O, Jung M, Francesconi B, Louis J, *et al.* 2017. Copernicus Sentinel-2A calibration and products validation status. *Remote Sensing* 9(6): 584. doi: [10.3390/rs9060584](https://doi.org/10.3390/rs9060584).
- 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. doi: [10.1016/j.rse.2017.06.031](https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031).
- Jin Z, Azzari G, You C, Di Tommaso S, Aston S, Burke M, *et al.* 2019. Smallholder maize area and yield mapping at national scales with Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment* 228: 115–128. doi: [10.1016/j.rse.2019.04.016](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.04.016).
- Kambou D. 2019. Évaluation des performances techniques de l'irrigation au Burkina Faso. Essai présenté en vue de l'obtention du grade de docteur en sciences agronomiques et ingénierie biologique. Gembloux (Belgique): Agro-bio-tech, Université de Liège, 190 p.
- Kriegler FJ, Malila WA, Nalepka RF, Richardson W. 1969. Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition. *Remote sensing of environment* VI: 97.
- Labatut V, Cherifi H. 2012. Accuracy measures for the comparison of classifiers. Istanbul (Turkey)/Dijon(France): Computer Science Department, Galatasaray University/Faculté des Sciences, University of Burgundy, 5 p. doi: [10.48550/arXiv.1207.3790](https://doi.org/10.48550/arXiv.1207.3790).
- Landis JR, Koch GG. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33(1): 159. doi: [10.2307/2529310](https://doi.org/10.2307/2529310).
- Langat PK, Kumar L, Koech R, Ghosh MK. 2019. Monitoring of land use/land-cover dynamics using remote sensing: a case of Tana River Basin, Kenya. *Geocarto International* 36(13): 1470–1488. doi: [10.1080/10106049.2019.1655798](https://doi.org/10.1080/10106049.2019.1655798).
- Lemoine G, Léo O. 2015. Crop mapping applications at scale: Using google earth engine to enable global crop area and status monitoring using free and open data sources. Milan (Italy): 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 1496–1499, doi: [10.1109/IGARSS.2015.7326063](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326063).
- Mahdianpari M, Salehi B, Mohammadimanesh F, Homayouni S, Gill E. 2019. The first wetland inventory map of newfoundland at a spatial resolution of 10 m using Sentinel-1 and Sentinel-2 data on the Google Earth Engine cloud computing platform. *Remote Sensing* 11(1): 43. doi: [10.3390/rs11010043](https://doi.org/10.3390/rs11010043).
- Orlove B, Roncoli C, Dowd-uribe B. 2015. Fluid entitlements: constructing and contesting water allocations in Burkina Faso, West Africa. In Hastrup K, Hastrup F, eds. *Waterworlds: Anthropology in Fluid Environments*. New York, Oxford: Berghahn Books, pp. 46–74. doi: [10.1515/9781782389477-005](https://doi.org/10.1515/9781782389477-005).
- Palé S, Traoré F, Wellens J, Tychon B. 2019. Diagnostic d'un système d'informations de gestion de l'eau à usage agricole dans le sous-bassin versant de la Haute-Comoé, Burkina Faso. *GEO-ECO-TROP* 43(3): 433–443.
- Smith V, Portillo-Quintero C, Sanchez-Azofeifa A, Hernandez-Stefanoni JL. 2019. Assessing the accuracy of detected breaks in Landsat time series as predictors of small scale deforestation in tropical dry forests of Mexico and Costa Rica. *Remote Sensing of Environment* 221: 707–721. doi: [10.1016/j.rse.2018.12.020](https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.12.020).
- Traoré F, Bonkougou J, Compaoré J, Kouadio L, Wellens J, Hallot E, *et al.* 2019. Using multi-temporal Landsat images and support vector machine to assess the changes in agricultural irrigated areas in the Mogteto Region, Burkina Faso. *Remote Sensing* 11(12): 1442. doi: [10.3390/rs11121442](https://doi.org/10.3390/rs11121442).
- Traoré F, Cornet Y, Denis A, Wellens J, Tychon B. 2013. Monitoring the evolution of irrigated areas with Landsat images using backward and forward change detection analysis in the Kou watershed, Burkina Faso. *Geocarto International* 28(8): 733–752. doi: [10.1080/10106049.2012.744100](https://doi.org/10.1080/10106049.2012.744100).
- Weitkamp T, Jan Veldwisch G, Karimi P, de Fraiture C. 2023. Mapping irrigated agriculture in fragmented landscapes of sub-Saharan Africa: An examination of algorithm and composite length effectiveness. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 122: 103418. doi: [10.1016/j.jag.2023.103418](https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103418).
- Xu H. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27(14): 3025–3033. doi: [10.1080/01431160600589179](https://doi.org/10.1080/01431160600589179).

Citation de l'article : Palé S, Traoré F, Wellens J, Bassolo Baki C, Sako A, Tychon B. 2024. Estimation des surfaces irriguées ripariennes à l'aide de *Earth Engine*. Une étude de cas dans le sous-bassin versant de la Haute-Comoé, Burkina Faso. *Cah. Agric.* 33: 1. <https://doi.org/10.1051/cagri/2023023>