

Département de géomatique appliquée  
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

Communauté Française de Belgique  
Université de Liège – Gembloux Agro-Bio Tech

Amélioration de l'inventaire forestier à l'aide de nuages de points à haute densité acquis par drone lidar et lidar mobile : étude de cas en forêts feuillues tempérées.

Par

Bastien Vandendaele

Thèse présentée pour l'obtention  
du grade de Philosophiae Doctor (Ph.D.)  
en télédétection, cheminement en physique de la télédétection et  
en sciences agronomiques et ingénierie biologique.

Cotutelle Université de Sherbrooke – Université de Liège

Sherbrooke, Octobre 2022

© Bastien Vandendaele, 2022

## Jury d'évaluation

Examineur externe	Jean-François Côté Natural Resources Canada, Canadian Wood Fibre Center
Examineur interne	Jérôme Théau Université de Sherbrooke
	Jean-François Bastin Université de Liège – Gembloux Agro-Bio Tech
Codirectrice de recherche	Udayalakshmi Vepakomma FPInnovations
Directeurs de recherche	Richard Fournier Université de Sherbrooke
	Philippe Lejeune Université de Liège – Gembloux Agro-Bio Tech

Dépôt initial le 17 octobre 2022

Dépôt final le 30 janvier 2023

*“A smooth sea never made a skilled sailor”*

– Franklin D. Roosevelt

## RÉSUMÉ

Les exigences en matière d'inventaire forestier évoluent rapidement pour répondre à un ensemble de normes économiques, sociales et environnementales de plus en plus complexes en matière de gestion durable des ressources forestières. Le manque d'informations détaillées sur l'approvisionnement, c'est-à-dire la quantité et les caractéristiques des ressources forestières, constitue un obstacle important à la satisfaction de ces exigences. Au cours des dernières décennies, des efforts considérables ont été déployés pour réduire les coûts des inventaires forestiers en minimisant les relevés de terrain et en développant des systèmes d'inventaire améliorés par la télédétection. Ainsi, l'utilisation de lidar embarqué sur diverses plates-formes aériennes et terrestres, telles que le balayage laser aéroporté (ALS) et le balayage laser terrestre (TLS), a considérablement gagné en popularité. Ces technologies sont désormais considérées comme essentielles pour améliorer les inventaires forestiers au-delà des techniques de photo-interprétation existantes. Avec le développement continu et la démocratisation des capteurs de balayage laser sur drone (ULS) et de balayage laser mobile (MLS), de nouveaux types de nuages de points sont de plus en plus accessibles pour appuyer le niveau opérationnel de l'inventaire. Le niveau de détail et les caractéristiques des nuages de points ULS et MLS se rapprochent de ceux du TLS, réduisant ainsi le fossé entre les systèmes ALS et TLS et offrant de nouvelles possibilités de caractériser les ressources forestières à l'échelle de l'arbre.

Dans la présente thèse, le potentiel et les limites de l'utilisation de nuages de points ULS et MLS pour la numérisation des arbres feuillus en amont de la chaîne d'approvisionnement ont été évalués. Des méthodes de traitement ont été développées pour l'estimation d'attributs structuraux clés tels que le diamètre à hauteur de poitrine (DBH), la hauteur de l'arbre, les dimensions de la couronne et le volume de bois marchand. Dans le premier article, nous nous sommes concentrés sur le développement et l'évaluation de chaînes de traitement automatiques pour la détection et la délimitation des arbres individuels (ITD : *Individual Tree Detection and Delineation*) et l'estimation de leurs attributs structuraux. Ceci, à partir de données ULS acquises avec et sans feuilles dans un peuplement naturel hétérogène de feuillus nordiques. Des comparaisons fines avec des nuages de points ALS et TLS ont été réalisées pour mieux comprendre la configuration des données ULS et pour valider l'extraction d'attributs d'inventaire dérivés de l'ULS. En présence de feuilles, des erreurs de délimitation des couronnes des feuillus ont conduit à une mauvaise prédiction du DHP des arbres individuels lors de l'utilisation d'ITD basés sur le modèle de hauteur de canopée (MHC); et ce aussi bien pour l'ALS que pour l'ULS. En revanche, les résultats obtenus en l'absence de feuilles à l'aide d'un ITD ascendant (c-à-d qui sépare les arbres en partant de la base du tronc et en remontant vers la couronne) basé sur le nuage de points ont surpassé l'ITD basé sur le MHC en termes de précision de détection et de délimitation des arbres, révélant ainsi tout le potentiel des données ULS à haute résolution. L'estimation du DHP à partir de l'ITD basé sur le nuage de points a également fourni de bons résultats pour les deux méthodes étudiées : l'allométrie et l'ajustement de cylindres. Cette dernière s'est avérée plus efficace dans le traitement des arbres fourchus. Les performances globales des capteurs ULS, en termes d'ajustement cylindrique des tiges et de précision géométrique des points le long de la tige, ne sont toutefois pas comparables à celles du TLS. Les incertitudes sont encore trop élevées au niveau de l'arbre individuel pour respecter les normes de l'inventaire terrain. On peut toutefois espérer se rapprocher des exigences opérationnelles avec des capteurs ULS de plus haut de gamme

bénéficiant d'une divergence de faisceau plus étroite. En l'absence de feuilles, l'utilisation d'approches de segmentation ascendante des arbres présente un fort potentiel pour surmonter les limites des algorithmes ITD actuellement rencontrées dans les peuplements de feuillus. Les applications nécessitant des données précises sur l'emplacement des arbres et leurs dimensions des couronnes pourraient grandement bénéficier de cette approche innovante. L'acquisition hors feuilles de données ULS à haute densité pourrait jouer un rôle important dans le développement de modèles allométriques locaux qui font généralement défaut dans les peuplements complexes de feuillus, ainsi que pour la caractérisation des ressources et le soutien des opérations de foresterie de précision.

Dans le second article, nous proposons une méthode innovante pour extraire le volume de bois marchand à partir des données MLS. Les approches actuelles pour prédire le volume de bois marchand reposent sur des équations allométriques qui sont indépendantes de la forme et de la géométrie de l'arbre. Il existe des biais et des erreurs connus associés à cette simplification, en particulier pour les arbres feuillus. L'utilisation d'algorithmes de modèles structurels quantitatifs (QSM : *Quantitative Structural Model*) pour estimer le volume de bois à partir de nuages de points 3D représente une alternative prometteuse aux mesures destructives et un fort potentiel pour améliorer les modèles allométriques. Cependant, jusqu'à présent, les QSMs ont été principalement utilisés sur des nuages de points TLS, dont l'acquisition sur le terrain prend du temps et dont le traitement est complexe. Avec les progrès technologiques rapides des systèmes MLS basés sur le SLAM (localisation et cartographie simultanées), de nouveaux types de nuages de points lidar au sol sont disponibles pour l'analyse QSM. Les systèmes MLS- SLAM ouvrent de nouvelles possibilités pour appuyer l'inventaire de terrain. Dans cette étude, nous avons recueilli des données MLS-SLAM sur un site de 1 ha de feuillus nordiques hors feuilles et nous avons étudié leur utilisation pour estimer les attributs structuraux des arbres. La validation a été effectuée sur 26 arbres à l'aide de mesures destructives sur le terrain et de données TLS *multi-scans*. Les résultats ont montré une grande similitude entre les données TLS et MLS pour l'estimation de la hauteur des arbres, des dimensions de la couronne et du DHP. L'application de QSMs sur des nuages de points MLS filtrés pour extraire le volume marchand du tronc principal des arbres feuillus n'a montré aucun biais significatif par rapport aux estimations TLS. Néanmoins, les données MLS sont plus bruitées que les données TLS, principalement en raison de la propagation des erreurs de positionnement et de la plus grande divergence du faisceau du capteur. Cela a entraîné une surestimation du volume de bois des branches qui augmente avec l'ordre de ramification. Toutefois, ces erreurs ont été limitées du fait que les branches de 2<sup>ème</sup> et de 3<sup>ème</sup> ordre de ramification ne représentaient qu'une faible proportion du volume marchand total. Ces résultats constituent une étape importante vers la prochaine génération d'inventaires forestiers améliorés par lidar mobiles au sol.

Compte tenu de l'utilisation accrue des systèmes ULS et MLS dans la gestion forestière, nos développements constituent des étapes importantes pour les futurs inventaires lidar à l'échelle de l'arbre individuel. Nous pensons que nos résultats démontrent des avancées significatives dans l'utilisation des configurations ULS et MLS pour l'estimation des paramètres biophysiques forestiers.

**Mots clés :** UAV-laser scanning, mobile laser scanning, ULS, MLS, SLAM, inventaire forestier, forêt, lidar.

## SUMMARY

Forest inventory requirements are rapidly evolving to meet an increasingly complex set of economic, social and environmental standards for sustainable forest resource management. A significant obstacle to support this requirement is the lack of detailed information on the supply, i.e., the quantity and characteristics of forest resources. In recent decades, a substantial effort has been made to reduce the costs of forest inventories by minimizing labor-intensive field surveys and developing inventory systems enhanced by remote sensing. As such, the use of lidar technology in various aerial and terrestrial platforms, such as airborne laser scanning (ALS) and terrestrial laser scanning (TLS) has considerably increased to the point of becoming essential to improve the forest inventories beyond the existing photo-interpretation techniques. With the continuous development and the democratization of UAV-borne laser scanning (ULS) and mobile laser scanning (MLS) sensors, new types of point cloud are increasingly accessible for forest investigations. The level of detail of ULS and MLS point cloud is becoming comparable to that of TLS, decreasing the boundaries between ALS and TLS systems and providing new opportunities to characterize forest resources at the tree level.

In the present thesis, the baselines of ULS and MLS point clouds in digitizing hardwood trees up the supply chain were benchmarked and methods were developed to extract critical structural attributes such as diameter at breast height (DBH), tree height, crown dimensions and merchantable wood volume. In the first article, we emphasized on the development and the evaluation of automatic workflows for the detection, the delineation and the estimation of tree structural attributes from leaf-on and leaf-off ULS data collection. These analyses were conducted in a complex heterogeneous natural stand of northern hardwoods. Co-registration process with ALS and TLS point clouds was achieved for a better understanding of ULS data configuration and to validate ULS retrieval of tree structural attributes. In leaf-on condition, no significant differences were observed between ALS and ULS-R raster-based ITD results, where crown delineation errors led to a poor prediction of individual tree DBH using allometry. In contrast, results in leaf-off condition using point cloud-based individual tree detection and delineation (ITD) algorithm outperformed the raster based ITD in terms of tree detection and tree delineation accuracy, revealing the full potential of high-resolution ULS data. DBH estimation from the “bottom-up” point cloud-based ITD also provided accurate results for both methods, namely allometry and cylinder fitting. The latter showed to be more efficient in dealing with forked trees. The overall performance, in terms of stem cylinder fitting and geometric accuracy of stem points from ULS sensors are not yet comparable to TLS. Uncertainties are still too high at the individual tree level to reach the standard of field inventories, but one might expect to get closer to operational requirements with narrower beams and higher ranging accuracy ULS sensors. In leaf-off condition, the use of bottom-up tree segmentation approaches presents a strong potential to overcome ITD limits currently encountered in hardwood stands. Applications requiring accurate tree location and crown size data could greatly benefit from this innovative approach. Leaf-off acquisition of high-density ULS data could play an important role in developing local allometric models that are typically lacking in complex hardwood stands, as well as for resource characterization and supporting precision forestry operations.

In the second article, we propose an innovative method to extract merchantable wood volume from MLS data. Current approaches to predict merchantable wood volume rely on allometric equations that are independent of tree form and the geometry of the tree. There are known biases and errors associated with this simplification, particularly for hardwood trees. The use of quantitative structural model (QSM) algorithms to estimate wood volume from 3D point clouds represent a promising alternative to destructive measurement and a strong potential to improve allometric models. However, so far, they were mainly used on TLS point clouds, which are time-consuming to acquire in the field and complex to process. With the rapid technological progress of SLAM-based (simultaneous localization and mapping) MLS systems, new types of ground-based lidar points clouds are available for QSM analysis. SLAM-based MLS systems open new possibilities to support field inventory. In this study, we collected SLAM-based MLS data from a 1 ha leaf-off northern hardwood site and investigated its use for estimating tree structural attributes. Validation was performed on 26 trees using destructive field measurements and multi-scans TLS data. Results showed high similitude of TLS and MLS data for the estimation of the tree height, crown dimensions and DBH. The application of QSM on filtered MLS point clouds to extract the merchantable stem volume of hardwood trees showed no significant bias compared to the TLS estimates. Nevertheless, the MLS data are noisier than the TLS data, primarily due to the propagation of positioning errors and the greater divergence of the sensor beam. This resulted in an overestimation of the branching volume that increases with the branching order. However, these errors were limited by the fact that branches from the 2<sup>nd</sup> and 3<sup>rd</sup> branching order represented a small proportion of the total merchantable volume. These findings are an important step towards next generation of forest inventories enhanced by ground-based lidar.

Considering the increased use of ULS and MLS systems in forest management, our developments are important steps forward for future individual-tree-based lidar inventories. We believe that our results demonstrate significant advances in the use of ULS and MLS configuration for the retrieval of forest biophysical parameters.

**Keywords:** UAV-laser scanning, mobile laser scanning, ULS, MLS, SLAM, forest inventory, forest, lidar.

## TABLE DES MATIÈRES

<b>RÉSUMÉ .....</b>	<b>IV</b>
<b>SUMMARY .....</b>	<b>VI</b>
<b>LISTE DES FIGURES.....</b>	<b>XI</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX .....</b>	<b>XVII</b>
<b>LISTE DES ACRONYMES ET ABRÉVIATIONS .....</b>	<b>XVIII</b>
<b>REMERCIEMENTS .....</b>	<b>XX</b>
<b>PARTIE I : SYNTHÈSE.....</b>	<b>1</b>
<b>REVUE DE LITTÉRATURE .....</b>	<b>2</b>
1 CONTEXTE GÉNÉRAL .....	2
1.1 Forêt feuillue tempérée.....	3
1.2 Inventaire forestier .....	4
1.3 Télédétection passive : l'imagerie en inventaire forestier.....	7
1.3.1 Imagerie satellitaire.....	9
1.3.2 Imagerie aérienne.....	12
1.3.3 Imagerie drone .....	13
1.3.4 Imagerie terrestre .....	17
1.4 Télédétection active : le lidar en inventaire forestier .....	19
1.4.1 Lidar satellitaire .....	20
1.4.2 Lidar aérien (ALS).....	22
1.4.3 Lidar sur drone (ULS).....	28
1.4.4 Lidar terrestre (TLS).....	30
1.4.5 Lidar mobile (MLS).....	33
<b>PROJET DE RECHERCHE .....</b>	<b>35</b>
2 PROBLÉMATIQUES ET OBJECTIFS .....	35
3 CONTEXTE DES ARTICLES.....	38
<b>PARTIE II : ARTICLES .....</b>	<b>43</b>
4 ARTICLE I: ESTIMATION OF NORTHERN HARDWOOD FOREST INVENTORY ATTRIBUTES USING UAV LASER SCANNING (ULS): TRANSFERABILITY OF LASER SCANNING METHODS AND COMPARISON OF AUTOMATED APPROACHES AT THE TREE- AND STAND-LEVEL .....	44
4.1 Introduction .....	47
4.2 Material .....	50
4.2.1 Study Site.....	50



4.2.2	Field Inventory .....	51
4.2.3	Terrestrial Laser Scanning (TLS) Data.....	52
4.2.4	UAV Laser Scanning (ULS) Data .....	53
4.2.5	Airborne Laser Scanning (ALS) Data.....	54
4.3	Methods.....	55
4.3.1	Experimental Design.....	55
4.3.2	Global Workflow .....	57
4.3.3	Data Co-Registration .....	58
4.3.4	Individual Tree Detection and Delineation (ITD) .....	60
4.3.5	Tree-Level Structural Attributes Estimation.....	62
4.3.6	Stand-Level Inventory Attribute Estimation.....	66
4.3.7	Evaluation Methods .....	67
4.4	Results .....	69
4.4.1	ITD Performance .....	69
4.4.2	Tree-Level Structural Attribute Accuracy .....	73
4.4.3	Stand-Level Inventory Attributes Accuracy .....	75
4.4.4	Sensitivity Analysis .....	76
4.5	Discussion .....	78
4.5.1	Transferability of ITD Algorithms to ULS data .....	78
4.5.2	Forest Inventory Attributes of an Uneven-Aged Hardwood Stand using ULS .....	81
4.6	Conclusion.....	85
4.7	References .....	88
5	ARTICLE II: MOBILE LASER SCANNING FOR ESTIMATING TREE STRUCTURAL ATTRIBUTES IN A TEMPERATE HARDWOOD FOREST .....	98
5.1	Introduction .....	101
5.2	Materials.....	103
5.2.1	Study Site.....	103
5.2.2	Field measurements .....	104
5.2.3	Terrestrial Laser Scanning (TLS) Data.....	105
5.2.4	Mobile Laser Scanning (MLS) Data.....	106
5.3	Methods.....	107
5.3.1	Manual Individual Tree Segmentation.....	109
5.3.2	Estimation of Tree Attributes.....	110
5.3.3	Estimation of Merchantable Wood Volume .....	111

5.3.4	Accuracy Assessment on Estimated Attributes .....	112
5.4	Results .....	113
5.4.1	Tree Height, Crown Dimensions and DBH .....	113
5.4.2	Merchantable Wood Volume (QSM).....	115
5.5	Discussion .....	119
5.5.1	Comparison of Estimated Attributes with Past Studies .....	119
5.5.2	Applicability and Further Development .....	121
5.1	Conclusions .....	123
5.2	References .....	127
<b>PARTIE III : CONTRIBUTION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE .....</b>		<b>132</b>
6	CONTRIBUTION GÉNÉRALE .....	133
7	SYNTHÈSE DES RÉSULTATS.....	136
7.1	Principaux résultats obtenus et limites observées de l’ULS en forêt feuillue.....	136
7.1.1	Transférabilité des algorithmes de segmentation d’arbres aux données ULS .....	136
7.1.2	Comparaison des approches automatisées pour l’extraction d’attributs forestiers.....	139
7.2	Principaux résultats obtenus et limites observées du MLS en forêt feuillue .....	141
8	LIMITES, FUTURES DIRECTIONS ET PERSPECTIVES.....	143
9	ANNEXES .....	149
10	CRÉDITS DOCTORAUX – COTUTELLE UDES- ULG .....	152
11	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES (HORS ARTICLES) .....	156

## LISTE DES FIGURES

- Figure 1. Répartition de la superficie forestière mondiale par domaine climatique. Tiré et modifié à partir de FAO (2020). ..... 3
- Figure 2. Compromis au niveau de la résolution spatiale et temporelle lors de la collecte de données de télédétection pour une application spécifique. Figure adaptée et mise à jour à partir de Jensen (2015). Nomenclature de la résolution spatiale dérivée de White et al. (2016). ..... 8
- Figure 3. Exemples d'applications et d'imageries dérivées des principaux capteurs satellitaires utilisés en planification forestière à différentes résolutions spatiales: (A) Modis (© Beaudoin et al., 2014); (B) Landsat (© Wulder et al., 2020)) Sentinel-2 (© Smith J., donation NHRI) et Worldview-3 (© Varin et al., 2020). Abréviations: LSR: *Low Spatial Resolution*; MSR: *Medium Spatial Resolution*; HSR: *High Spatial Resolution*; VHSR: *Very High Spatial Resolution*. Nomenclature de la résolution spatiale dérivée de White et al. (2016). ..... 11
- Figure 4. Photographie aérienne Rouge – Vert - Bleu rehaussée de 20 cm de résolution illustrant différents types de peuplements de feuillus situés dans le sous-domaine de l'érablière à bouleau jaune de l'Est du Québec. © Image adaptée de Dupuis et al. (2021): p.62-63. .... 13
- Figure 5: Résumé de la méthode de travail photogrammétrique à partir d'imageries drone. © Image issue de Lisein et al. (2013). ..... 15
- Figure 6: Exemple de produits issus de survols par drone au-dessus d'un peuplement dense de feuillus matures en feuilles (Edmundston, Nouveau Brunswick): (A) Orthomosaïque fausses couleurs (GNIRRE - *green, near-infrared, red edge*), (B) Nuage de points photogrammétrique, (C) Comparaison d'une tranche du nuage de points photogrammétrique (créé à partir d'un capteur Parrot Sequoia), avec un nuage de points lidar (issu d'un capteur Riegl-Vux 1-LR) acquis sur le même site d'étude. .... 16
- Figure 7. Exemple d'une acquisition SfM terrestre dans une parcelle de forêt ouverte montrant (A) la configuration des positions et orientations de la caméra, le nuage de points et les points de contrôle au sol ; (B) un exemple d'une image et du nuage de points provenant du même point de vue et (C) le nuage de points d'un seul arbre sans coloration RVB ainsi qu'une coupe transversale de 10 cm à 1,3 m (bleu clair). © Image et légende issues de la revue bibliographie de Iglhaut et al., 2019 : p.8. .... 18
- Figure 8. (A-B) Illustration des satellites GEDI et ICESat-2 (adaptée de © Silva et al., 2021) et de leurs orbites respectives : 700 orbites GEDI collectées entre avril et juin 2019 (© NasaEarthData; A) et une journée d'orbites d'ICESat-2 (© The Globe Program; B). (C) Illustration de données GEDI (rouges) et ICESat-2 (vertes) simulées - Californie (US) (adapté de © Silva et al., 2021). ..... 21
- Figure 9. Représentation schématique d'un lidar topographique aéroporté (gauche) et illustration du signal de retour enregistré par un système lidar à retour d'onde complète lors de l'émission d'une impulsion lidar sur un arbre simplifié (droite). © Lillesand et al. (2015). ..... 23
- Figure 10. (A) Exemple d'un nuage de points ALS acquis au-dessus d'une forêt de la région de Madawaska au Nord-Ouest du Nouveau-Brunswick et colorié par classification (tuiles ALS

disponibles en accès libre sur le portail web du GéoNB), (B) Zoom sur un peuplement dense de feuillus tempérés nordiques (en feuilles), (C) Liste des attributs disponibles pour chaque point du nuage LAZ selon la classification ASPRS.....	24
Figure 11. Schéma de l’approche par région ou “ <i>Area Based Approach</i> ”. © White et al. (2013). .....	25
Figure 12. Schéma de l’approche par arbre individuel ou “ <i>Individual Tree Detection</i> ”. © Mohan et al. (2021). .....	27
Figure 13. (A) Exemple de nuage de points à haute densité acquis par ULS au-dessus d’une forêt feuillue mature (sans feuilles) provenant de la Forêt de Recherche d’Haliburton (Sud-Est de l’Ontario); (B) Zoom au niveau des tiges sur une tranche de point de [0-12] m. ....	29
Figure 14. (A) Mécanisme de balayage laser du scanner TLS et nuage de points résultant (Liang et al., 2016); (B) Mode d’acquisition <i>single-scan vs multi-scan</i> sur une placette circulaire d’inventaire vue du dessus (400 m <sup>2</sup> ); adapté de Kankare (2015). .....	30
Figure 15. Exemple d’une acquisition TLS multi-scan (5 scans) dans une placette de feuillus (sans feuilles) de 11.28 m de rayon (+ 10 m de buffer) située à St-Quentin (NB). .....	32
Figure 16. Illustration de différentes plateformes de lidar mobile : (A) pick-up (Bienert et al., 2018); (B) véhicule tout-terrain (Liang et al., 2018); (C) sac à dos (Liang et al., 2018); (D) poignée portative (Vandendaele et al., 2022). .....	33
Figure 17. Exemple d’acquisition d’un nuage de points issus d’un capteur MLS-SLAM au sein d’une placette circulaire de 11.28 m de rayon située dans un peuplement de feuillus nordiques (hors feuilles). La trajectoire « en hélice », parcourue en moins de 5 minutes de marche, est représentée à la base des tiges. ....	34
Figure 18. Illustration des quatre thématiques explorées au cours du projet AWARE. © Coops et al. (2021). .....	39
Figure 19. Résumé graphique de l’Article I réalisé dans le cadre du projet AWARE. ....	40
Figure 20. Illustration des limites des premières générations de capteurs MLS-SLAM : (A) Portée limitée à 10-15 m de haut et (B) Duplication des arbres dans le nuage 3D dû à des erreurs de propagation du SLAM. ....	41
Figure 21. Résumé graphique de l’Article II réalisé dans le cadre du projet Digital Timberland. ....	42
Figure 22. Study site located in McCoy Brook Forest, northeast of Edmundston, New Brunswick, Canada (WGS 1984 UTM-Zone 19N). List of abbreviations: UAV Laser Scanning (ULS) equipped with a Riegl Vux-1LR (ULS-R) sensor and a Velodyne HDL-32E (ULS-V) sensor; Terrestrial Laser Scanning (TLS). .....	51
Figure 23. UAV photography that was taken above the study site during leaf-on (A) and leaf-off (B) acquisition, together with their corresponding in situ photographs ((C,E), respectively); (D) DBH-distribution by 5 cm diameter class of the 477 trees that were measured in the 1 ha study site. ....	52
Figure 24. A 20 m-width slice in point clouds to illustrate the relative point density and 3D configuration acquired by each LiDAR system: (A) ALS (leaf-on conditions); (B) ULS-R (leaf-on conditions); (C) ULS-V (leaf-off conditions); and (D) TLS (leaf-off conditions). .....	55

Figure 25. Illustration of the experimental design established for the study site. The field inventory included the geo-location of all trees (gray points) and delineation of all trees from the TLS point cloud within the 13 sample plots (colored trees)..... 57

Figure 26. Global workflow illustrating the main steps applied to each aerial dataset, with TLS and FI as reference dataset (evaluation methods are written in italics). Abbreviations: ALS (Airborne Laser Scanning), ULS-R (UAV Laser Scanning—Riegl Vux-1LR), ULS-V (UAV Laser Scanning—Velodyne HDL-32E), TLS (Terrestrial Laser Scanning), FI (Field Inventory), Ht (Height), CD (Crown Diameter), DBH (Diameter at Breast Height),  $DBH_{pred}$  (DBH predicted),  $DBH_{fit}$  (DBH fitted), BA (Basal Area), and DBH distr. (DBH-distribution). Mathematical equations in steps 3 and 4 are described in Section 4.3.5 and 4.3.6, respectively. Methods #1, #2, and #3 are described in Section 4.3.5.2..... 58

Figure 27. Co-registration of the ALS, ULS-R, ULS-V, and TLS point clouds with a zoom at the individual tree-level..... 59

Figure 28. Summary of SEGMA main steps applied on the 1 ha (+ buffer) ULS-V rasterized CHM (ULS-V-Raster): (A) pit-free CHM at 25 cm resolution and initial identification of local maxima; (B) filtering of local maxima and watershed delineation of individual tree crowns; and (C) top to bottom delineation of individual trees in the point cloud. .... 61

Figure 29. Summary of SimpleTree main steps that were applied on the 1 ha (+buffer) ULS-V point cloud (ULS-V-Pcloud): (A) initial point cloud with vegetation points isolated from the ground; (B) de-noising of a slice around the DBH and identification of individual tree stems; and (C) bottom-up tree delineated. .... 62

Figure 30. Crown-based height (CBH) identification of a tree that was delineated from the ULS-V-Pcloud using the method proposed by [106]. (A) The CBH is defined as the lowest breakpoint of the segmented regression, which corresponds to the point where the maximum distance from the convex hull centroid starts increasing sharply because of the presence of branches; (B) crown points are identified in red (i.e., points above the CBH) on the delineated point cloud. .... 63

Figure 31. Tree cloud delineated from ULS-V-Pcloud with a slice of stem around the DBH; (B) clustered stem; (C) merged clusters into logs; (D) cylinder fitted onto the log; and (E) DBH estimate..... 66

Figure 32. Total number of trees that were detected ( $N_{treesdet}$ ) on the test site from (A) ALS-Raster (leaf-on); (B) ULS-R-Raster (leaf-on); (C) ULS-V-Raster (leaf-off); and (D) ULS-V-Pcloud (leaf-off). On the left is a graphical representation of the crowns that were identified by the ITD algorithm over the CHM. On the right is a representation of the original normalized point cloud (upper image) and the ITD results (lower image) from a slice of points of 140 m × 20 m across the stand (illustrated by dotted lines in the left hand images). .... 70

Figure 33. The distribution of trees, by height class, detected from ALS-Raster (leaf-on), ULS-R-Raster (leaf-on), ULS-V-Raster (leaf-off), and ULS-V-Pcloud (leaf-off) that were matched with a TLS reference tree ( $N_{treespaired}$ ). .... 72

Figure 34. Comparison of (A) tree height, (B) tree crown diameter (CD), and (C) DBH predicted ( $DBH_{pred}$ ), which were estimated from (1) ALS-Raster, (2) ULS-R-Raster, (3) ULS-V-

Raster, and (4) ULS-V-Pcloud, against their paired TLS reference trees ((Ntreespaired)). The gray zone is the 95% confidence band for predictions.....	74
Figure 35. Comparison of the estimated DBH from ULS-V-Pcloud using (A) predictive modeling approach (DBH <sub>pred</sub> ) and (B) cylinder fitting approach (DBH <sub>fit</sub> ). Both estimates used the same trees that were delineated from SimpleTree (N = 152) against their paired reference trees (DBHTLS). .....	75
Figure 36. DBH-distribution of the stand (by 5 cm-class increments) (A) as measured from field- inventory (FI)—used as reference—and compared with estimates from (B) ALS-Raster (leaf-on), (C) ULS-R-Raster (leaf-on), (D) ULS-V-Raster (leaf-off), (E) ULS-V-Pcloud (DBH <sub>pred</sub> ) (leaf-off) and (F) ULS-V-Pcloud (DBH <sub>fit</sub> ) (leaf-off). The dashed line represents fitting curve from the FI reference histogram. Lines represent fitted curves that were produced from a spline. N is the estimated tree count ((Ntreesdet)) and BA is the estimated basal area (m <sup>2</sup> /ha). .....	76
Figure 37. Sensitivity analysis of the raster-based ITD (SEGMA) to sigma value, i.e., the parameter of the Gaussian filter affecting the magnitude of CHM smoothing. Each colored line represents changes in estimated (A) number of trees; (B) median tree height; (C) median tree crown diameter; and (D) basal area with increased sigma values (x-axis) for the ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster datasets. The colored horizontal dashed lines represent the estimated values from ULS-V-Pcloud (DBH <sub>pred</sub> ) and ULS-V-Pcloud (DBH <sub>fit</sub> ). The vertical dashed line represents the sigma value that was used for this study (sigma = 0.45); the horizontal dashed line represents reference attributes from field inventory (FI); and from the third quartile (75th percentile) of FI trees (FI Q3) that was calculated from all trees above median tree height (i.e., 16.1 m).....	77
Figure 38. (A) Study site located in Jardine Brook North-Western New-Brunswick, Canada (47°25'21.70"N, 67°31'5.84"W); (B) Photography of the northern hardwood stand surveyed in the fall under leaf-off conditions. ....	104
Figure 39. (A) Map of the 1 ha hardwood site (47°25'21.70"N, 67°31'5.84"W) showing the TLS and MLS data acquisition patterns, as well as the location of the 26 sample trees located on a MLS slice of points of 0-7 m high that illustrates the terrain and surrounding trees (NAD 1983 CSRS New Brunswick Stereographic); (B) Survey of the stand with the Hovermap MLS system; (C) A 15 m cross-section of the 1 ha MLS point cloud on a 140 m diagonal colorized by intensity (low: red; high: green). .....	105
Figure 40. Overall data processing workflow for TLS, MLS, and field measurements (green: input; orange: processing; red: output; italic: software and formula). Acronyms: height (H), crown projected area (CPA), crown volume (CV), crown base height (CBH), diameter at breast height (DBH), and diameter outside bark (DOB). .....	108
Figure 41. Illustration of the 26 tree pairs manually segmented from the TLS (top) and MLS (bottom) point clouds collected in the leaf-off hardwood stand. All trees are sugar maples ( <i>Acer saccharum</i> ), except T06 (balsam fir— <i>Abies balsamea</i> ), T12, and T18 (yellow birch— <i>Betula alleghaniensis</i> ). .....	109
Figure 42. Tree structural attribute estimation from a MLS tree: tree height (H), crown base height (CBH), crown projected area (CPA), crown volume (CV), and diameter at breast height (DBH). .....	110

- Figure 43. Examples of the quantitative structural models (QSMs) of hardwood trees reconstructed from TLS (top) and MLS (bottom) point clouds. Colors represent branching orders: red (order 0 - main stem), green (1st-order branches), blue (2nd-order branches), cyan (3rd-order branches)..... 112
- Figure 44. Comparison of (A) tree height (H); (B) crown projected area (CPA); (C) crown volume (CV) and (D) crown base height (CBH) for the 26 TLS and MLS trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line..... 114
- Figure 45. Comparison of diameter at breast height (DBH) between (A) field inventory (FI) and TLS, (B) FI and MLS, and (C) TLS and MLS for the 26 sample trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line. .... 115
- Figure 46. (A,B) Comparison of operational merchantable volume derived from the destructive field inventory (FI) (i.e., stem and branches with small end diameter outside bark (DOB)  $\geq$  8 cm and length  $\geq$  244 cm) with the QSM-derived value (i.e., branching order 0–3 with small end DOB  $\geq$  8 cm and length  $\geq$  244 cm) from (A) TLS and (B) MLS data. (C,D) Comparison of the merchantable stem volume derived from Li and Weiskittel’s taper model (i.e., main stem with small end DOB  $\geq$  8 cm) with the QSM-derived value of the stem (i.e., branching order 0 with small end DOB  $\geq$  8 cm) from (C) TLS and (D) MLS data. n = 26 trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line. .... 116
- Figure 47. (A–D) Comparison of merchantable volume (i.e., stem and branches with small end diameter outside bark (DOB)  $\geq$  8 cm) derived from TLS and MLS QSMs presented by branching order (with small end DOB  $\geq$  8 cm): (A) order 0 = main stem; (B) order 1 = first-level branches; (C) order 2 = second-level branches; (D) order 3 = third-level branches. n = 26 trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line..... 117
- Figure 48. (A) Comparison of total merchantable volume (i.e., stem and branches with small end diameter outside bark (DOB)  $\geq$  8 cm) derived from TLS and MLS QSMs (i.e., branching order 0–3 with small end DOB  $\geq$  8 cm). n = 26 trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line. (B) Boxplots of the proportion of merchantable volume by branching order (0 = main stem; 1 = first-level branches; 2 = second-level branches; 3 = third-level branches) from TLS QSMs. Red triangles represent the %RMSE by branching order. ... 118
- Figure 49. Relative (%) and absolute (m<sup>3</sup>) merchantable wood volume error distribution of each filtering modality for five trees randomly chosen among the 26 trees..... 127
- Figure 50. Illustration des limites associées aux différentes technologies lidar. Tranche de 20 m  $\times$  4 m à partir de nuages de points ULS, MLS (ancienne génération) et TLS alignés : A-B-C. Exemple issu d'une placette d'inventaire provenant d'une forêt de conifères éparses ayant subi une coupe partielle; D-E-F : exemple d'une placette d'inventaire provenant d'une forêt mixte multi-étages. Forêt de recherche de Petawawa (ON). .... 149
- Figure 51. Illustration de la complémentarité des données ULS et TLS/MLS. Distribution de la densité de points le long de l'axe Z pour les données ULS (Riegl Vux-1 UAV, MLS

(GeoSLAM Zeb-revo) et TLS (Faro Focus 3D120). A. Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt de conifères éparse ayant subi une coupe partielle. B. Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt mixte multi-étages. L'illustration des nuages de points est présentée en Figure 50 et 52. .... 150

Figure 52. Illustration du potentiel de fusion des données ULS (Riegl Vux-1 UAV) et MLS (GeoSLAM Zeb-revo). Segmentation automatique des arbres avec un ITD de type « *bottom-up* » à partir de données ULS et MLS fusionnées manuellement. Image du haut : Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt de conifères éparse ayant subi une coupe partielle. Image du bas : Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt mixte multi-étages. Forêt de recherche de Petawawa. .... 150

Figure 53. Illustration du potentiel du MLS-SLAM pour le support des opérations forestières. Acquisition 3D collectée à partir du sol avec un lidar mobile Hovermap sur une placette de 80 m x 80 m (temps de collecte : 30 minutes). Image du haut: tranche de 0-10 m de haut dans le nuage de points illustrant la position des tiges et la trajectoire parcourue (grille de 20 m x 20 m illustrée en couleur). Image du bas: tranche de 120 m x 8 m dans le nuage de points réalisé sur la diagonale de la placette montrant la portée du capteur (hauteur des arbres dominants: 20-27 m). Peuplement de feuillus matures - Forêt de Recherche de Haliburton (ON). .... 151



## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Principaux attributs forestiers mesurés à l'échelle de l'arbre (adapté de Hyypä et al. (2016). .....	6
Table 2. Technical specifications of the deployed laser scanning systems, viz., Airborne Laser Scanning (ALS), UAV Laser Scanning (ULS) equipped with a Riegl Vux-1LR (ULS-R) sensor and a Velodyne HDL-32E (ULS-V) sensor, and Terrestrial Laser Scanning (TLS). .....	54
Table 3. Height and neighborhood criteria for the candidate search. <i>HTest</i> , height of test tree; $\Delta H$ , height difference between test (i.e., ALS/ULS tree crown centroid) and reference (i.e., TLS tree crown centroid); $\Delta D2D$ , 2D distance between test and reference trees.....	68
Table 4. Summary of methods that were used for individual tree detection and delineation (ITD), and for tree DBH estimation from each dataset for a given foliage condition.....	69
Table 5. Detailed ITD performance that was obtained from each aerial dataset with their main acquisition parameters and the ITD algorithm that was applied. <i>Ntreesdet</i> represents the total number of trees that detected over the stand among the $N = 477$ trees that were measured in the field inventory ( <i>NtreesFI</i> ). <i>Ntreespaired</i> represents the number of <i>Ntreesdet</i> that formed matched pairs with the $N = 258$ TLS reference trees ( <i>NtreesTLS</i> ) and are presented by height class. ....	71
Table 6. Tree metrics of the five randomly selected trees. ....	126

## LISTE DES ACRONYMES ET ABRÉVIATIONS

<b>ABA</b>	Area-Based Approach
<b>AE</b>	Absolute Error
<b>ALS</b>	Airborne Laser Scanning
<b>ALS-Raster</b>	ALS dataset delineated using a Raster-based ITD
<b>AGB</b>	Above Ground Biomass
<b>AGL</b>	Above Ground Level
<b>ASPRS</b>	American Society for Photogrammetry and Remote Sensing
<b>BA</b>	Basal Area
<b>CBH</b>	Crown Base Height
<b>CD</b>	Crown Diameter
<b>CEOS</b>	Committee on Earth Observation Satellites
<b>CHM</b>	Canopy Height Model
<b>CPA</b>	Crown Projected Area
<b>CV</b>	Crown Volume
<b>CW</b>	Continuous Wave
<b>DAP</b>	Digital Aerial Photogrammetry
<b>DBH</b>	Diameter at Breast Height
<b>DBHfit</b>	DBH estimated from cylinder fitting technique
<b>DBHpred</b>	DBH predicted from allometric models
<b>DBHTLS</b>	DBH derived from TLS data
<b>DHP</b>	Diamètre à Hauteur de Poitrine
<b>DOB</b>	Diameter Outside Bark
<b>DTM</b>	Digital Terrain Model
<b>FI</b>	Forest Inventory
<b>GCP</b>	Ground Control Point
<b>GNIRRE</b>	Green, Near Infrared, Red Edge
<b>GNSS</b>	Global Navigation Satellite System
<b>HSR</b>	High Spatial Resolution

<b>HT</b>	Height
<b>IMU</b>	Inertial Measurement Unit
<b>INS</b>	Inertial Navigation System
<b>ISS</b>	International Space Station
<b>ITD</b>	Individual Tree Detection and Delineation
<b>LiDAR</b>	Light Detection and Ranging
<b>LSR</b>	Low Spatial Resolution
<b>MHC</b>	Modèle de Hauteur de Canopée
<b>MLS</b>	Mobile Laser Scanning
<b>MSR</b>	Medium Spatial Resolution
<b>QSM</b>	Quantitative Structural Modeling
<b>RE</b>	Relative Error
<b>RMSE</b>	Root Mean Square Error
<b>RTK</b>	Real Time Kinematic
<b>RVB</b>	Rouge Vert Bleu
<b>SfM</b>	Structure from Motion
<b>SLAM</b>	Simultaneous Localization and Mapping
<b>SOR</b>	Statistical Outlier Removal
<b>TLS</b>	Terrestrial Laser Scanning
<b>UAV</b>	Unmanned Aerial Vehicle
<b>ULS</b>	UAV Laser Scanning
<b>ULS-R</b>	ULS-Riegl Vux-1LR
<b>ULS-R-Raster</b>	ULS-R dataset delineated using a Raster-based ITD
<b>ULS-V</b>	ULS-Velodyne HDL-32E
<b>ULS-V-Pcloud</b>	ULS-V dataset delineated using a Point cloud-based ITD
<b>TLS</b>	Terrestrial Laser Scanning
<b>TOF</b>	Time-Of-Flight
<b>VHSR</b>	Very High Spatial Resolution

## REMERCIEMENTS

Je souhaite tout d'abord exprimer toute ma reconnaissance envers mes directeurs de thèse, Richard Fournier et Philippe Lejeune. Je tiens à les remercier chaleureusement pour leurs conseils, leur disponibilité et leur soutien tout au long de ma thèse. Merci pour leur confiance et la large indépendance qu'ils m'ont accordées sur les différents projets de recherche. Un tout grand merci à Richard pour son encadrement, ses recommandations mesurées, sa patience et sa grande pédagogie. Son aide précieuse m'a permis de franchir les nombreuses épreuves du parcours doctoral. Merci à l'Université de Sherbrooke et l'Université de Liège Gembloux Agro-BioTech pour avoir permis cette collaboration inédite et enrichissante entre nos deux universités. Merci également à FPInnovations et l'Institut de Recherche sur les Feuillus Nordiques (IRFN) pour leur soutien financier et pour m'avoir intégré dans leurs équipes respectives et avoir partagé leur expérience et leur savoir-faire. Je tiens particulièrement à remercier Udayalakshmi Vepakomma, ma co-directrice de recherche, pour son implication, son soutien moral, ses précieux conseils et sa vision éclairée de la foresterie 4.0. Je remercie également Gaetan Pelletier et son équipe qui m'ont fortement soutenu durant ma recherche et m'ont impliqué sur des sujets riches et variés dans le cadre de nos projets MITACS. L'expérience acquise avec l'institut m'a beaucoup apporté et a consolidé mon goût pour la recherche scientifique.

J'adresse également toute ma gratitude à Nicholas Coops pour avoir élaboré le projet AWARE et m'avoir intégré dans ce projet collaboratif au cours des cinq premières années de thèse. J'ai énormément appris lors des réunions annuelles au travers le Canada, c'était une expérience inoubliable. Ce projet m'a permis de tisser des liens avec de nombreux collègues du « Cartel du lidar » au travers les différentes provinces, ce qui a débouché sur de riches collaborations. Merci aux collègues du Service Canadien des Forêts de Terre-Neuve avec qui j'ai passé deux mois inoubliables au début de ma thèse. Je pense particulièrement à mon partenaire de terrain, Olivier Van Lier avec qui nous avons inventorié des centaines de sapins baumiers, affronté les mouches noires, pataugé dans les tourbières, mais surtout vécu de très belles aventures dans les forêts denses de Corner Brook. J'aimerais aussi remercier tous ceux avec qui j'ai pu faire des relevés terrain, notamment Baptistin Bour, Ulysse Rémillard, Jeff Smith, Christian Martin, Pamela Hurley-Poitras, Karin van Ewijk et son équipe, Mike Lavigne, Murray Woods, Jili Li et Jacques Lirette.

J'adresse également mes sincères remerciements à tous les professeurs, encadrants et toutes les personnes qui ont accepté de me rencontrer, de répondre à mes questions et qui ont, de par leurs conseils et leurs critiques, guidé mes réflexions. Je pense en particulier à Jérôme Théau, Gabriel Dab, Gabriel Couët, François Rousseu, Nicolas Marchand, Sébastien Bauwens, Nicolas Latte, Adrien Michez et Stéphanie Bonnet. Un grand merci aux membres du CARTEL de Sherbrooke et du Centre d'Étude de la Forêt (CEF), pour tous les séminaires et formations enrichissantes proposées. Merci au programme CRSNG – FONCER DOTS et à MITACS pour le soutien financier accordé lors de ma dernière année de thèse.

Je voudrais également remercier tous les collègues avec lesquels j'ai beaucoup appris et partagé. Un chaleureux merci à Olivier-Martin Ducup, Joris Ravaglia, Ulysse Remillard, Danny Blanchette, Catherine Frizzle, Van Tho Nguyen, Abdelmounaime Safia et Batistin Bour. Leurs judicieux conseils et leurs critiques avisées ont fortement guidé mes réflexions et leur soutien m'a permis de mener cette recherche avec beaucoup de motivation. Je tiens particulièrement à remercier Aurélie Schmidt et Mélodie Bujold pour tous les échanges constructifs que nous avons eus sur nos projets respectifs, le tout dans un esprit d'entraide et de soutien mutuel. Mes remerciements vont aussi à Alexandre Piboule et Michael Krebs de l'ONF ENSAM. Leur aide et leur réactivité lorsque j'ai eu besoin d'informations sur Computree m'ont été plus que précieuses.

Des remerciements spéciaux sont adressés à mes amis de Sherbrooke et de Belgique. Merci pour leur support, les innombrables fous rires et les belles découvertes qu'ils m'ont permis d'avoir. Un merci tout particulier à ma famille qui s'est tant investie dans mes études et mon travail et qui m'a soutenu durant tout mon parcours universitaire. Enfin, j'aimerais souligner l'appui et l'encouragement de ma compagne Zeba Sekandari tout au long de ma thèse et bien au-delà.

**Amélioration de l'inventaire forestier à l'aide de nuages de points à haute densité acquis par drone lidar et lidar mobile :  
étude de cas en forêts feuillues tempérées**

PARTIE I : SYNTHÈSE

## REVUE DE LITTÉRATURE

### 1 CONTEXTE GÉNÉRAL

Les écosystèmes forestiers couvrent environ 31% de la superficie totale des terres et représentent une superficie totale de 4,06 milliards d'hectares (FAO, 2020). La forêt est un des écosystèmes terrestres les plus importants sur la Terre, qui fournit des services écosystémiques fondamentaux, notamment la production d'oxygène, la séquestration de carbone, la régulation du climat, la filtration de l'eau, la régulation de l'érosion et le support à l'habitat faunique (Maes et al., 2018). L'exploitation des ressources forestières ligneuses et non ligneuses apporte des avantages économiques directs (FAO, 2020). Les forêts jouent également un rôle social, spirituel et thérapeutique important dans la société. Collecter des informations exactes et précises sur la structure des forêts et ses paramètres biophysiques est nécessaire pour aider à maintenir l'équilibre de ces fonctions écologiques, productives et sociales (Warning & Running, 2007).

La gestion forestière représente l'ensemble des actions nécessaires pour atteindre les objectifs fixés par la planification forestière. Pour soutenir cette planification, les gestionnaires forestiers ont besoin d'une importante phase descriptive et prospective de l'état des forêts. La création des objectifs sylvicoles à court et à long terme repose en grande partie sur des indicateurs de la structure et de la densité de la forêt. La densité d'arbres, la surface terrière, le volume de bois, la distribution diamétrale ou la composition en espèces sont autant d'indicateurs nécessaires pour alimenter la prise de décision sylvicole (Rondeux, 2021). La collecte de ces informations passe, entre autres, par la réalisation d'inventaires terrain (Tomppo et al., 2010). Ces travaux, réalisés sur de grandes surfaces mobilisent toutefois d'importantes ressources humaines et financières. La télédétection permet d'acquérir des informations spatiales sur de vastes zones et de surmonter les limites de capacité et d'accessibilité inhérentes à la collecte de données terrain. Avec l'évolution rapide des applications numériques, les technologies de télédétection ne cessent de prendre de l'ampleur pour le soutien de l'inventaire forestier (Achim et al., 2022). Elles constituent désormais un des principaux outils de gestion forestière. Le développement de méthodes de traitement des données de télédétection et l'évaluation du potentiel de nouveaux capteurs pour caractériser les ressources forestières sont donc des aspects cruciaux pour une gestion durable des forêts.

C'est dans ce contexte que s'inscrit la présente thèse, avec un accent particulier sur les forêts feuillues tempérées et le support des techniques d'inventaires traditionnels. Nous nous intéressons plus particulièrement au potentiel des capteurs lidar embarqués sur drone et des capteurs lidar mobiles portatifs pour l'extraction d'attributs structuraux à l'échelle de l'arbre individuel. Cette synthèse donne d'abord un bref aperçu de l'importance des forêts feuillues tempérées, puis aborde les enjeux actuels de l'inventaire forestier, et enfin présente la contribution des technologies de télédétection à l'appui de l'inventaire forestier, en mettant l'accent sur la technologie lidar.

### 1.1 Forêt feuillue tempérée

La forêt feuillue tempérée est principalement localisée dans l'est de l'Amérique du Nord, l'ouest de l'Eurasie et le nord-est de l'Asie, entre les 30° et 50° degrés de latitude (Figure 1). Son climat se caractérise par des saisons distinctes, avec des températures variant de -30 °C à +30 °C, des précipitations tout au long de l'année (750-1500 mm) et une saison de végétation de 140 à 200 jours (Doyon & Bouffard, 2009).

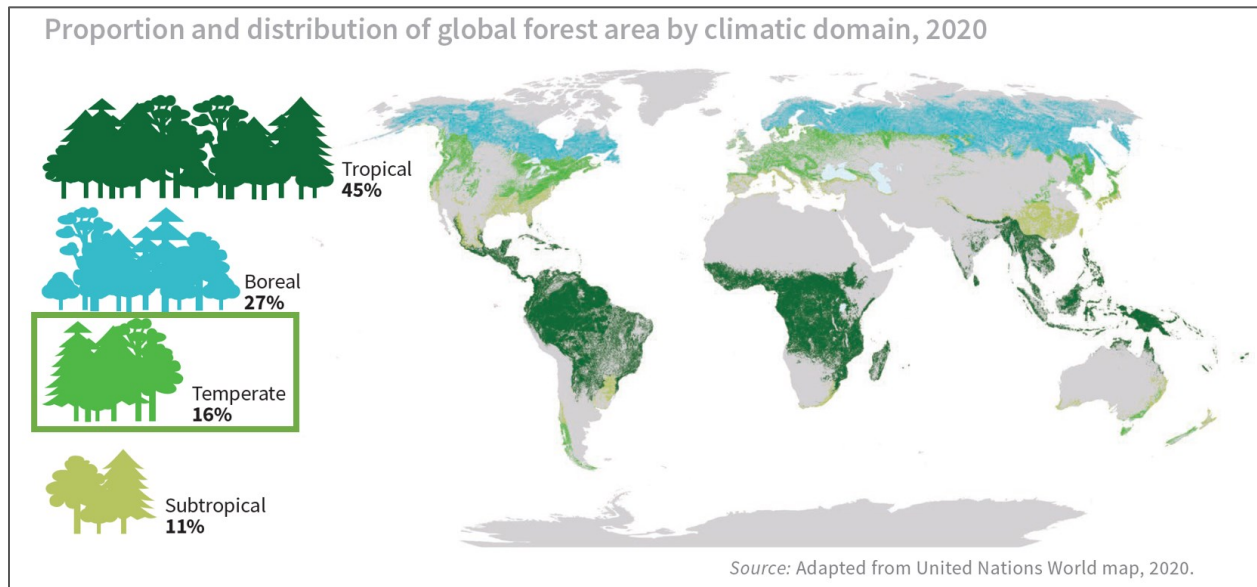


Figure 1. Répartition de la superficie forestière mondiale par domaine climatique. Tiré et modifié à partir de FAO (2020).



La forêt feuillue tempérée est le biome qui a subi la plus forte anthropisation au cours des derniers millénaires (agriculture et urbanisation), notamment en Chine et en Europe. Actuellement, c'est en Amérique du Nord que la forêt feuillue tempérée demeure la mieux représentée et c'est dans l'est du Canada (Ontario, Québec et Nouveau-Brunswick) qu'elle occupe la plus grande superficie continue (Doyon & Bouffard, 2009). La forêt feuillue tempérée nord-américaine se distingue par sa grande diversité en structures et en espèces. Elle se compose d'une trentaine d'espèces à feuilles caduques, telles que le hêtre à grandes feuilles (*Fagus grandifolia* Ehrhart), l'érable à sucre (*Acer saccharum* Marshall), le bouleau jaune (*Betula alleghaniensis* Britton), l'orme d'Amérique (*Ulmus americana* L.), le chêne rouge (*Quercus rubra* L.), le caryer cordiforme (*Carya cordiformis* (Wangenh.) K.Koch), le tilleul d'Amérique (*Tilia americana* L.) et le noyer cendré (*Juglans cinerea* L.). Elle comprend également une quinzaine d'espèces de conifères, telles que le sapin baumier (*Abies balsamea* (L.) Mill), la pruche du Canada (*Tsuga canadensis* (L.) Carrière), le pin rouge (*Pinus resinosa* Aiton) et le pin blanc (*Pinus strobus* L.) (Doyon & Bouffard, 2009). Il est commun de retrouver une vingtaine d'essences commerciales dans un même peuplement (Erdle & Ward, 2008). Cette diversité forme une vaste gamme de peuplements forestiers, ce qui complexifie la gestion écosystémique des forêts feuillues tempérées. L'une des principales préoccupations des forestiers est de contrôler le développement des peuplements mixtes irréguliers. Qu'il s'agisse d'un peuplement ou d'une forêt à l'échelle régionale ou nationale, les forestiers trouvent des solutions pour évaluer et gérer leurs ressources en combinant les méthodes d'inventaire classiques et l'utilisation des technologies de télédétection.

## 1.2 Inventaire forestier

Le processus de planification forestière sur plusieurs décennies implique généralement de décomposer la prise de décision en trois composantes : stratégique ( $\approx 20$  ans), tactique ( $\approx 5$  ans) et opérationnelle ( $\approx 1$  an) (Church et al., 2000). La planification stratégique nécessite de prendre des décisions sur les niveaux de récolte durables et est importante pour établir des objectifs régionaux à court et à long terme, tout en respectant les législations et politiques applicables. La planification tactique vise à programmer les opérations de récolte dans des zones spécifiques à une échelle plus fine que la planification stratégique et ce dans les quelques années à venir (Andersson, 2005). Le niveau opérationnel se concentre sur la gestion des équipes de récolte sur une base mensuelle ou hebdomadaire et sur l'optimisation de l'approvisionnement en bois. Le problème qui se pose

généralement est de passer d'un niveau de décision à un autre car même si un modèle stratégique peut fournir un soutien pour la gestion à long terme à grande échelle, les solutions peuvent ne pas être envisageables au niveau opérationnel (Church et al., 2000).

Les inventaires forestiers nationaux sont des exemples d'inventaires entrepris pour acquérir des informations sur les ressources forestières nationales et permettre la planification stratégique. Ces informations peuvent inclure la superficie du couvert forestier, le volume de bois sur pied, la biomasse, le bilan carbone ou le potentiel d'approvisionnement en bois à grande échelle (White et al., 2016). Ces inventaires sont gérés différemment dans chaque pays (Tomppo et al., 2010) mais la majorité est basée sur des prises de mesure terrain réalisées sur un échantillon de placettes représentatives de la zone à inventorier. Les principales mesures terrain collectées incluent l'espèce, la hauteur et le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) des arbres (Table 1). Des attributs plus complexes, tel le défilement des tiges, le volume de bois marchand ou la biomasse peuvent également faire l'objet d'inventaires terrain. Cependant, leur collecte nécessite un temps considérable et d'importantes ressources financières. Ils sont donc généralement dérivés à partir de modèles de défilement (Li et al., 2012; Schneider et al., 2013), de tarifs de cubage (Rondeux, 2021) ou d'équations allométriques (Chave et al., 2005) calibrées sur un échantillon de mesures destructives. Les attributs mesurés ou prédits au sein du réseau de placettes d'inventaire sont ensuite utilisés avec des données de télédétection pour développer des modèles statistiques et réaliser des cartographies forestières à plus grande échelle (Köhl et al., 2006; Tomppo et al., 2010).

Tableau 1. Principaux attributs forestiers mesurés à l'échelle de l'arbre (adapté de Hyyppä et al. (2016)).

<b>Attribut à mesurer</b>	<b>Méthode de mesure</b>	<b>Précision attendue</b>
Hauteur totale et hauteur de couronne (m)	Hypsomètre, lidar terrestre/aérien, Photo-interprétation aérienne	0.5 - 2m / 0.2 - 0.4 m
Diamètre à hauteur de poitrine (cm)	Ruban forestier, pied à coulisse, bâton Biltmore, relascope, lidar terrestre	5 - 10 mm
Défilement (cm/m)	Ruban forestier, pied à coulisse, bâton Biltmore, lidar terrestre.	5 - 10 mm
Volume (m <sup>3</sup> )	Mesures destructives, lidar terrestre	10 - 20%
Biomasse (kg/m <sup>3</sup> )	Mesures destructives, lidar terrestre	10 - 20%
Étendue de la couronne (m <sup>2</sup> )	Ruban de mesure, photo-interprétation aérienne, lidar terrestre/aérien	0.5 - 2 m <sup>2</sup>
Position de l'arbre	Positionnement GNSS, boussole et ruban métrique, station totale, lidar terrestre/aérien, photo-interprétation aérienne, postex	0.5 - 2 m
Âge	Carotte, mesure destructive	5 ans
Espèce	Observation terrain, photo-interprétation	-

Bien que les techniques d'inventaire stratégique permettent de générer des cartographies forestières sur de grandes surfaces, leur précision est bien souvent inadéquate pour supporter le niveau tactique de la planification forestière. Ce dernier nécessite des données fines à l'échelle du peuplement, telles que la composition en espèces, la structure, le potentiel d'approvisionnement en bois, le régime d'éclaircie et le potentiel de croissance (Laamanen & Kangas, 2011). Ces données sont cruciales pour permettre aux gestionnaires forestiers de planifier les opérations sylvicoles et les activités de récolte. À l'heure actuelle, ces informations sont généralement recueillies sur le terrain au moyen de techniques d'inventaire par peuplement ou via des photographies aériennes. Le coût de ces inventaires représente toutefois un défi important pour les gestionnaires, ce qui limite considérablement leur résolution spatiale et temporelle. Comme les demandes d'inventaires forestiers ne cessent d'augmenter dans un contexte de ressources financières et de main d'œuvre décroissante, les technologies de télédétection sont amenées à jouer un rôle de plus en plus important à différents niveaux de l'inventaire forestier (Achim et al., 2022).

### 1.3 Télédétection passive : l'imagerie en inventaire forestier

Les données de télédétection les plus couramment utilisées pour cartographier les milieux forestiers proviennent d'images satellitaires ou aériennes. Les images sont issues de capteurs passifs qui enregistrent le rayonnement naturel émis ou réfléchi par un objet sous l'effet de la lumière incidente du soleil. L'information générée est directement liée aux caractéristiques du capteur satellitaire ou aérien et aux images qu'il produit : résolution spatiale (taille des pixels), résolution spectrale (longueur d'onde utilisée), résolution temporelle (temps de revisite) et résolution radiométrique (capacité de mesurer de petites différences d'énergie électromagnétique émise). Chacune de ces résolutions impose des limites sur la façon dont les données de télédétection peuvent être utilisées à des échelles spécifiques (Franklin et al., 2002). Par exemple, les capteurs collectant des images de large étendue spatiale auront typiquement une résolution spatiale plus faible. Ils mesureront ainsi moins de détails spatiaux que des images acquises par des capteurs à très haute résolution spatiale qui sont capables de fournir des descriptions détaillées des caractéristiques des forêts (Falkowski et al., 2009). Il existe donc toujours un compromis à faire au niveau des résolutions spatiales et temporelles (Jensen, 2015) (Figure 2) et au niveau des coûts associés à l'acquisition des données de télédétection (Franklin et al., 2002). Cette section présente les principaux produits d'imageries actuellement disponibles pour supporter l'inventaire forestier et décrit leurs principales applications et leurs limites.

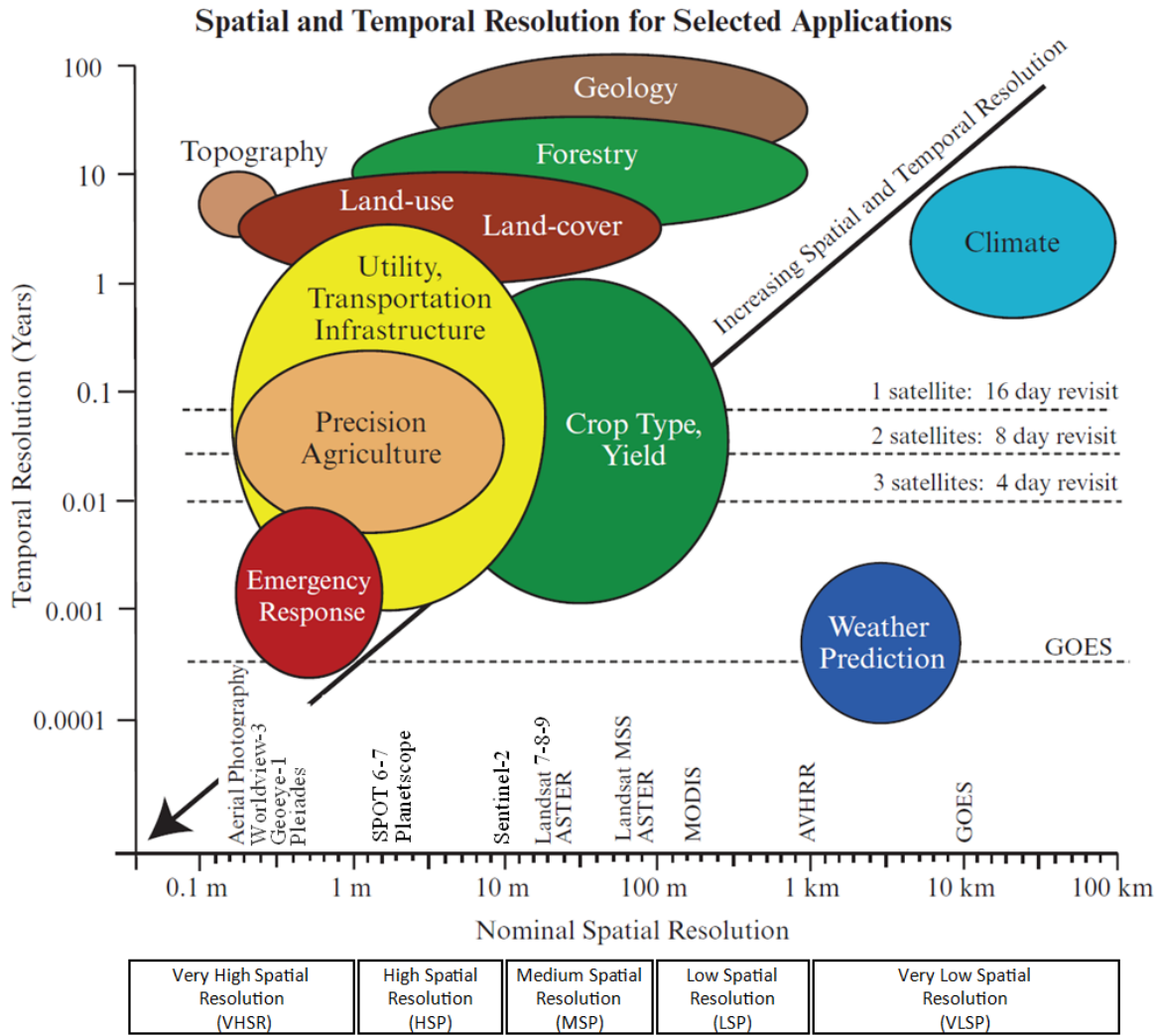


Figure 2. Compromis au niveau de la résolution spatiale et temporelle lors de la collecte de données de télédétection pour une application spécifique. Figure adaptée et mise à jour à partir de Jensen (2015). Nomenclature de la résolution spatiale dérivée de White et al. (2016).

### 1.3.1 Imagerie satellitaire

De nombreux capteurs satellitaires existent pour cartographier les ressources forestières d'une échelle globale à une échelle locale (Falkowski et al., 2009) (Figure 2). Dans cette section, les satellites les plus utilisés en planification forestière et couramment en exploitation sont présentés par résolution spatiale, accompagnés de leurs principales applications et limites. Comme il n'y a pas de consensus de la communauté de la télédétection concernant la nomenclature de la résolution spatiale des satellites optiques (Belward & Skøien, 2015) la nomenclature dérivée de Wulder et al. (2008) et mise à jour par White et al. (2016) (Figure 2) a été sélectionnée:

*Low Spatial Resolution (LSP)* : le capteur *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) collecte des images de la Terre entière tous les jours et équipe les deux satellites Terra et Aqua. Cette couverture continue et complète de MODIS fournit tous les deux jours une image électromagnétique du globe dans 36 bandes spectrales à des résolutions spatiales variables (2 bandes à 250 m, 5 bandes à 500 m et 29 bandes à 1 km). MODIS permet de surveiller régulièrement la productivité de la végétation mondiale (Running et al., 2004; Zhao et al., 2005) mais pas une caractérisation spatialement détaillée de la végétation. C'est un capteur d'intérêt pour générer des cartes continues d'attributs forestiers (par. ex. couverture terrestre, structure et abondance relative des espèces, biomasse aérienne) sur de vastes zones pour appuyer les analyses stratégiques des problématiques régionales de politique et d'aménagement (Beaudoin et al., 2014) (Figure 3-A).

*Medium Spatial Resolution (MSP)* : les données multispectrales du programme LANDSAT sont collectées en continu depuis 1984 avec un taux de revisite de 16 jours. Dotées d'une résolution spatiale de 30 m sur une étendue d'image de  $185 \times 185$  km, elles représentent une source de données idéale pour de nombreuses applications forestières à l'échelle du paysage ou de la région. Les données LANDSAT fournissent des détails spatiaux raisonnablement élevés à faible coût et sont également bien établies grâce à un riche historique de recherche. Cela se traduit par une vaste gamme d'options de traitement, des propriétés géométriques prévisibles et des techniques de traitement radiométriques relativement robustes (Wulder et al., 2002; Gjertsen, 2007). Ces données sont généralement couplées avec les données de l'inventaire terrain pour générer des produits cartographiques tels que le type de couvert végétal (Wulder et al., 2008), la fermeture des

couronnes (Xu et al., 2003), les indices de surfaces foliaires (Pocewicz et al., 2004), le volume de bois (Meng et al., 2007) ou encore la biomasse aérienne (Zheng et al., 2004, Wulder et al., 2020) (Figure 3-B). Les produits LANDSAT peuvent également être combinés aux algorithmes de séries chronologiques et à des plateformes telles que Google Earth Engine pour réaliser des séries chronologiques d'observations satellitaires (ex : LandTrendr (*LANDSAT-based detection of trends in disturbance and recovery*) ou CCDC (*continuous change detection and classification*) (Pasquarella et al., 2022).

*High Spatial Resolution (HSP)* : le capteur multispectral Sentinel-2 de 13 bandes fournit des images en accès libre d'une résolution comprise entre 10 et 60 m avec une fauchée de 290 km et un taux de revisite d'environ 5 jours. Ce satellite, lancé en 2015 est spécialement conçu pour l'étude de la végétation. Il offre de nombreuses opportunités pour améliorer la caractérisation des forêts sur de grands territoires (Figure 3-C). Il permet notamment de classifier les types de forêts (Puletti et al., 2018; Shirazinejad et al., 2022), de caractériser des compositions en essences forestières (Grabska et al., 2019; Breidenbach et al., 2021; Malcolm et al., 2021; Bolyn et al., 2022), de faire un suivi de la santé des forêts (Bhattarai et al., 2020; Migas-Mazur et al., 2021) ou d'identifier les zones d'exploitation (Xulu et al., 2020). Le niveau de détail fourni par Sentinel-2 n'est toutefois pas assez fin pour répondre aux besoins opérationnels spécifiques de la foresterie qui nécessitent des données fines sur la densité et les dimensions des arbres individuels pour permettre la planification des opérations de récolte. Les nouvelles constellations de satellites telles que PlanetScope (© Planet) constituent également une excellente ressource pour le suivi de la végétation et des perturbations (Francini et al., 2020). Ils complètent Sentinel-2, avec une meilleure résolution spatiale (3 m) et temporelle (1 jour) mais leurs produits sont relativement coûteux.

*Very High Spatial Resolution (VHSP)* : les satellites commerciaux, tels que Worldview, GeoEye-1 et Pleiades fournissent des images payantes à très haute résolution spatiale (c.-à-d. avec une résolution inférieure à 1 m) sur une étendue de l'ordre de 10 à 20 km. Elles sont principalement utilisées pour identifier les espèces dominantes (Figure 3-D) (Immitzer et al., 2012; Mora et al., 2013; Waser et al., 2014; St-Onge & Grandin, 2019; Varin et al., 2020), le volume et/ou la biomasse (Hirata, 2008; Mora et al., 2013). Bien que ce type d'images soit relativement attractif

pour supporter le niveau opérationnel de l'inventaire forestier, leur utilisation à grande échelle présente toutefois des défis logistiques importants (Falkowski et al., 2009; White et al., 2016) et reste limitée par leur coût élevé d'acquisition.

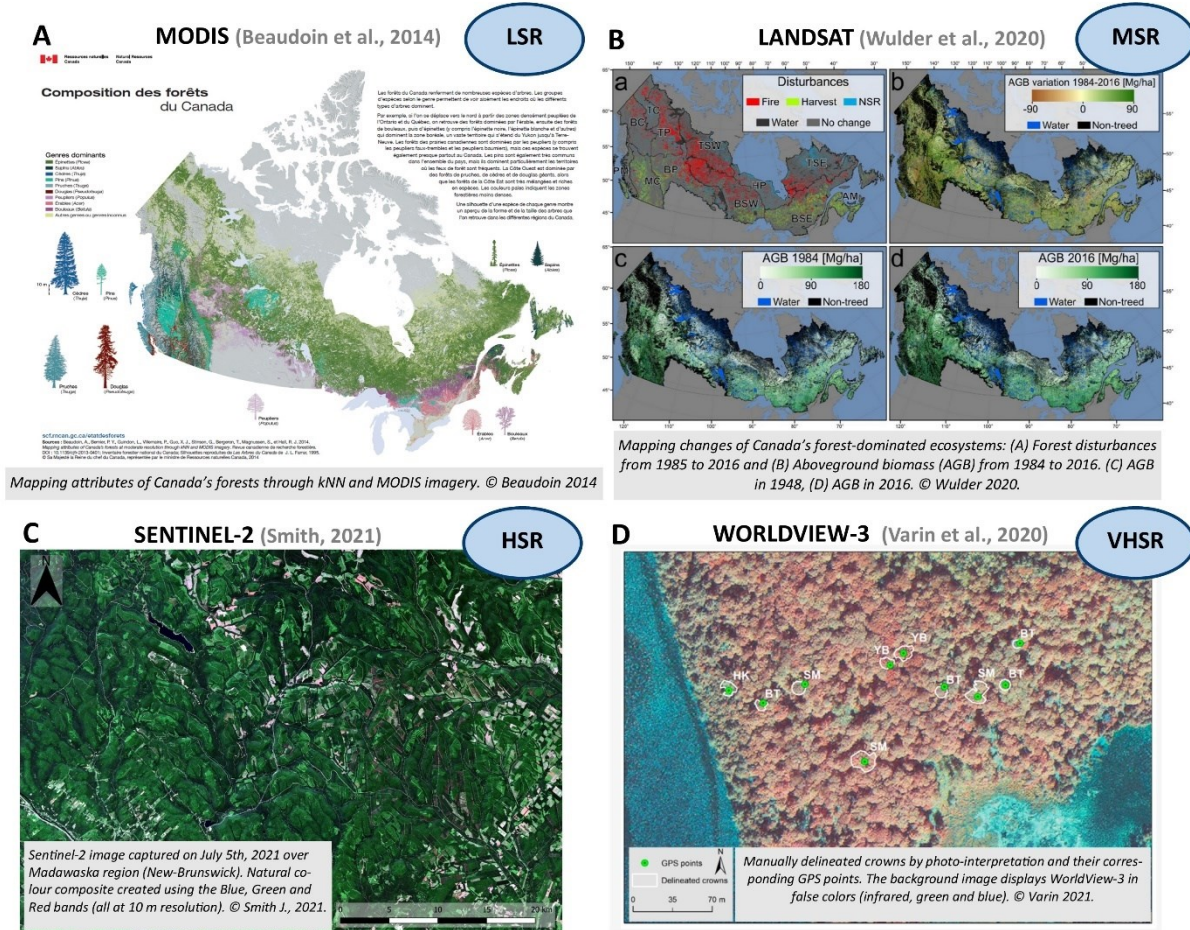


Figure 3. Exemples d'applications et d'imageries dérivées des principaux capteurs satellitaires utilisés en planification forestière à différentes résolutions spatiales: (A) Modis (© Beaudoin et al., 2014); (B) Landsat (© Wulder et al., 2020)) Sentinel-2 (© Smith J., donation NHRI) et Worldview-3 (© Varin et al., 2020). Abréviations: LSR: *Low Spatial Resolution*; MSR: *Medium Spatial Resolution*; HSR: *High Spatial Resolution*; VHRS: *Very High Spatial Resolution*. Nomenclature de la résolution spatiale dérivée de White et al. (2016).



### 1.3.2 Imagerie aérienne

Les photographies aériennes sont utilisées dans le secteur forestier depuis plus de soixante ans. Elles permettent de réduire les coûts liés à la cartographie, l'inventaire et la planification (Paine & Kiser, 2012) et constituent une source d'informations historiques précieuses sur la couverture et les changements d'état de la végétation (Morgan et al., 2010). Les photographies aériennes numériques sont acquises le plus souvent en format couleur, panchromatique ou infrarouge fausses couleurs. Elles sont captées par des caméras numériques aériennes dont la résolution spatiale est de l'ordre de 20 à 30 cm au sol. Des résolutions de 15 et 7 cm au sol peuvent toutefois être utilisées lorsqu'un niveau de détail plus élevé est nécessaire, comme pour le suivi d'interventions sylvicoles ou pour l'identification de structures forestières en planification forestière (Méthot et al., 2014). Elles servent principalement à générer des orthomosaïques dont le niveau de détail est idéal pour cartographier les caractéristiques fines à l'échelle du paysage, telles que les zones riveraines, les perturbations ou même les arbres individuels (Tuominen & Pekkarinen, 2004). Elles ne permettent toutefois pas une caractérisation précise de la distribution verticale de la végétation et de la structure des tiges.

Les images aériennes sont photo-interprétées pour produire les cartes écoforestières essentielles à l'aménagement durable des forêts (Figure 4) (Dupuis et al., 2021). La photo-interprétation, encore fortement utilisée à l'heure actuelle, consiste à délimiter, qualifier et évaluer les superficies des peuplements forestiers. Elle se fait au moyen d'équipement technologique spécifique qui permet de visualiser des photographies aériennes en 3D (Paine & Kiser, 2012). Malgré les nombreux avantages de l'imagerie aérienne, son utilisation comporte de nombreux défis spécifiques, notamment en ce qui concerne la difficulté de standardisation du contraste des images, de leur rectification ou de leur interprétation visuelle (cfr revue de bibliographie de Morgan et al. (2010)). Il y a actuellement une forte pénurie de photo-interprètes, en particulier ceux dont les compétences ont été combinées à des années de terrain. Le développement de nouvelles approches pour réduire ou éliminer les difficultés associées à l'analyse traditionnelle des photographies aériennes est donc nécessaire afin de promouvoir leur utilisation continue et évolutive (Morgan et al., 2010).

Lorsqu'un modèle numérique de terrain de qualité est disponible (par ex. issu d'un relevé ALS), les images aériennes peuvent également être utilisées pour produire des modèles photogrammétriques de hauteur de canopées pour caractériser la végétation et extraire la hauteur des arbres (Michez et al., 2020). Elles peuvent également servir à reconstituer des nuages de points 3D, en utilisant des méthodes de stéréophotogrammétrie (Puliti et al., 2017) (cfr. Section 1.3.3). L'imagerie aérienne représente une alternative peu coûteuse aux relevés lidar pour créer des séries temporelles ou faire évoluer l'inventaire forestier entre deux relevés ALS, à condition que la topographie sous couvert forestier soit bien définie (Michez et al., 2020).

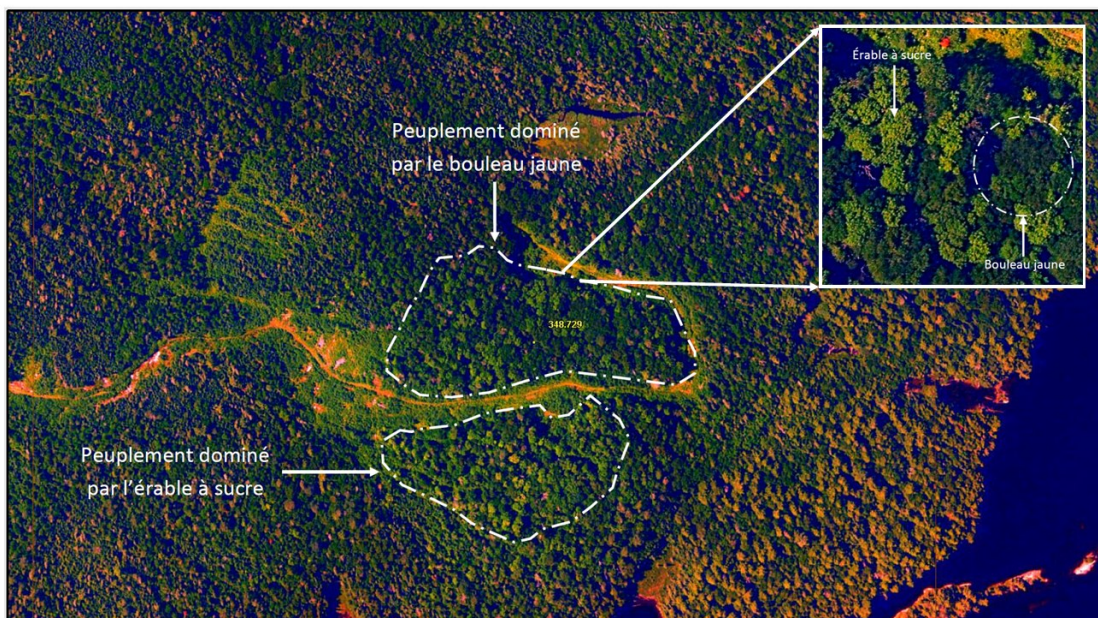


Figure 4. Photographie aérienne Rouge – Vert - Bleu rehaussée de 20 cm de résolution illustrant différents types de peuplements de feuillus situés dans le sous-domaine de l'érablière à bouleau jaune de l'Est du Québec. © Image adaptée de Dupuis et al. (2021): p.62-63.

### 1.3.3 Imagerie drone

Un drone, communément appelé *Unmanned Aerial Vehicule* (UAV), est un aéronef sans pilote et télécommandé qui possède une certaine autonomie de vol, notamment grâce aux instruments de navigation embarqués tels que le système *Global Navigation Satellite System / Inertial Navigation System* (GNSS/INS), la boussole et le système d'altimètre barométrique (Eisenbeiss, 2011). Il existe un large éventail de drones, tels que des avions à ailes fixes, des hélicoptères à un ou plusieurs rotors ou des drones hybrides à ailes fixes et à rotors (voir Nex &

Remondino, 2014). De nombreux schémas de classification des drones existent en fonction du poids, de la portée et de la capacité de charge utile (Watts et al., 2012; Colomina & Molina, 2014). Les drones sont généralement connectés à une station de contrôle au sol qui sert à vérifier que l'acquisition se déroule comme prévu. Ils naviguent le plus souvent sur base d'un plan de vol préétabli composé d'un ensemble de points de navigation. Lorsqu'un relevé photogrammétrique est planifié, il est recommandé de prévoir un chevauchement entre les images d'environ 65 à 90%. La qualité du résultat dépendra fortement de ce chevauchement ainsi que de l'altitude de vol, de la vitesse et des conditions météorologiques au moment de l'acquisition. La résolution obtenue est subcentimétrique à décimétrique, ce qui permet de caractériser finement la structure des arbres.

Les drones présentent certains avantages pour caractériser la structure forestière: (i) leurs systèmes de navigation flexibles permettent des trajectoires de vol bien adaptées à la zone à cartographier ; (ii) leur facilité logistique permet de réaliser des vols dans des courtes fenêtres d'opération, et (iii) leur capacité à voler plus bas et plus lentement que les aéronefs ou les hélicoptères augmentent la résolution de l'acquisition. Deux importantes contraintes limitent toutefois l'utilisation des drones pour les applications forestières. La première est l'endurance des drones, qui excède rarement 1 à 2 heures de vol. La seconde est que le cadre juridique impose à l'opérateur de maintenir le drone dans la ligne de mire (en contact visuel) pour ses raisons de sécurité. C'est le cas au Canada et aux États-Unis, mais la réglementation varie toutefois en fonction des pays (voir Stöcker et al., 2017).

Les revues de littératures sur les applications des drones en foresterie (Puliti et al., 2015; Torresan et al., 2017; Goodbody et al., 2017) mettent en évidence des sujets d'intérêt spécifiques tels que : l'inventaire des ressources (Zarco-Tejada et al., 2014; Xu et al., 2015; Bonnet et al., 2017), la classification des espèces (Gini et al., 2014; Lisein et al., 2015; Michez et al., 2016), le suivi de la régénération (Vepakomma et al., 2015; Zahawi et al., 2015), la quantification des dimensions de trouées dans la canopée et de la dimension des couronnes (Getzin et al., 2014), la surveillance des incendies et des post-incendies (Yuan et al., 2015), la caractérisation du déplacement des sols après la récolte (Pierzchała et al., 2014) et la surveillance de la santé des forêts et des maladies des arbres (Lehmann et al., 2015; Näsi et al., 2015; Michez et al., 2016).

La majorité des applications forestières s’effectue à l’aide d’une caméra embarquée qui capture des images dans la partie visible du spectre et dans l’infra-rouge proche pour permettre la création d’orthomosaïques ou la reconstruction de nuage de points 3D par l’utilisation combinée de photogrammétrie et de SfM (*Structure from Motion*) (Figure 5) (Lisein et al., 2013; Vastaranta et al., 2013; Gobakken et al., 2015; Puliti et al., 2017; Rahlf et al., 2017). Les techniques de photogrammétrie SfM génèrent des nuages 3D en déterminant automatiquement la géométrie de la scène ainsi que la position, la calibration et l’orientation de la caméra à partir d’une collection d’images superposées non ordonnée (Snavely et al., 2008). Ces nuages de points reconstruits à partir d’images 2D sont communément appelés nuages de points DAP (*Digital Aerial Photogrammetry*) (Goodbody et al., 2017).

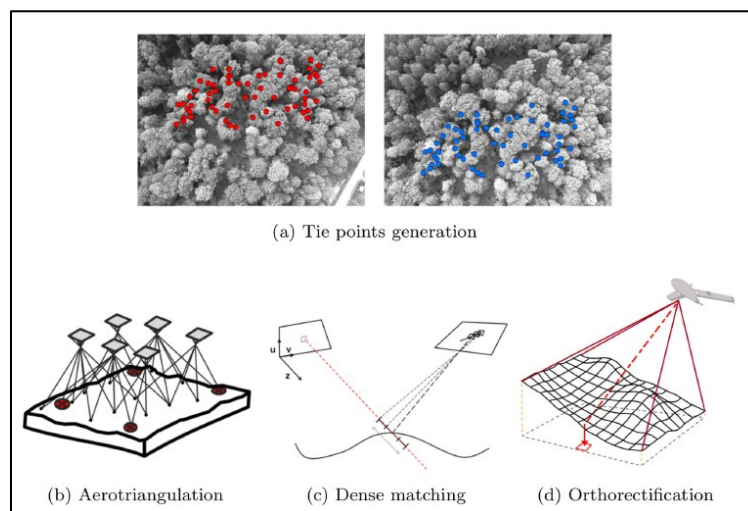


Figure 5: Résumé de la méthode de travail photogrammétrique à partir d’imageries drone. © Image issue de Lisein et al. (2013).

Les nuages de points DAP présentent une densité de points nettement supérieure à celle d’un lidar aérien classique (cfr section 1.4.2) et offrent donc de nombreuses opportunités pour la cartographie et l’estimation des propriétés biophysiques des écosystèmes forestiers (Dandois & Ellis, 2010; Lisein et al., 2013). L’approche DAP a comme avantages son faible coût et sa facilité de traitement, car il existe des logiciels spécialisés de traitements automatisés tels que Agisoft MetaShape (© Agisoft LLC, Saint-Petersbourg, Russie) ou Pix4Dmapper (©Pix4D SA, Lausanne, Suisse). Toutefois, une limite importante du DAP observée en milieu forestier est le faible nombre de points générés au niveau du sol dans des zones de végétation dense (Wallace et al., 2012). Ces

informations, cruciales pour l'extraction des métriques sur les peuplements et les arbres individuels (biomasse aérienne, volume, nombre de tiges à l'hectare, etc.) limitent fortement l'usage de nuages de points DAP pour la caractérisation fine des structures boisées (Figure 6). C'est pourquoi, ces dernières années, l'accent a été mis sur l'utilisation de lidar sur drone (*UAV Lidar System* ou ULS) pour évaluer la structure des forêts au moyen de nuages de points 3D à haute densité (cfr section 1.4.3) (Figure 6-C). L'utilisation conjointe de données DAP avec des modèles numériques de terrain dérivé de relevés lidar antérieurs représente une alternative courante pour faire le suivi de l'état de la forêt à moindre coût (Puliti et al., 2017).

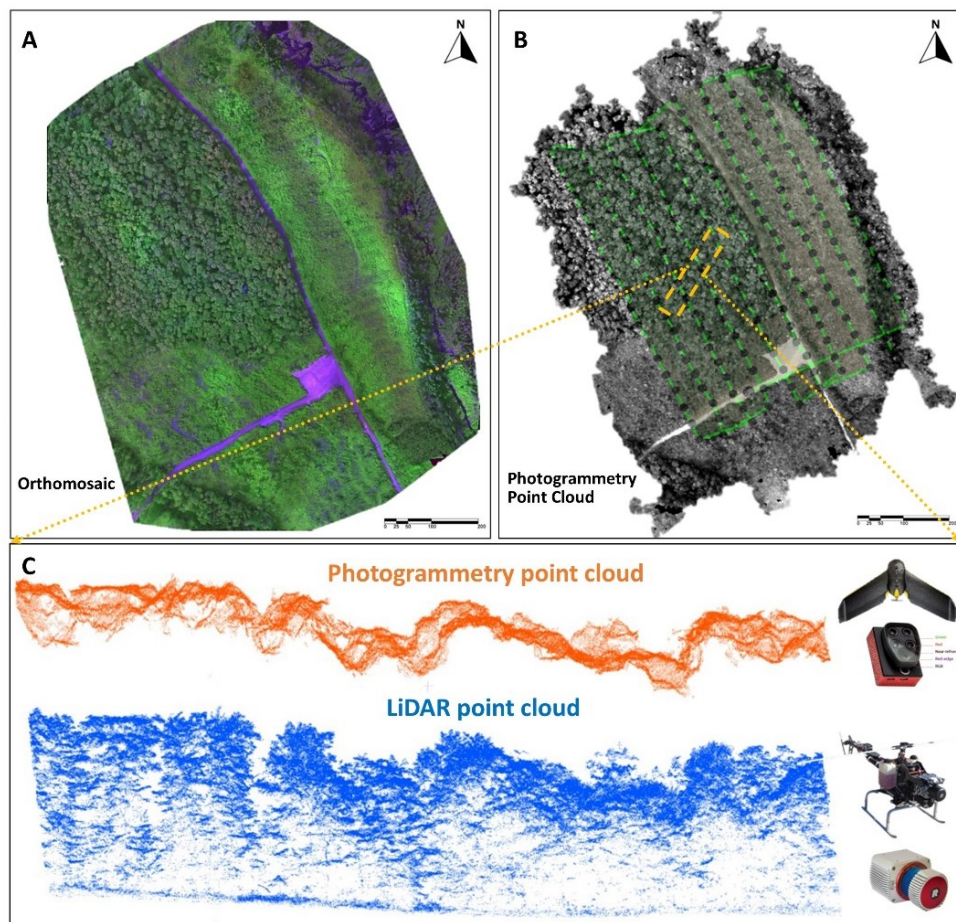


Figure 6: Exemple de produits issus de survols par drone au-dessus d'un peuplement dense de feuillus matures en feuilles (Edmundston, Nouveau Brunswick): (A) Orthomosaïque fausses couleurs (GNIRRE - *green, near-infrared, red edge*), (B) Nuage de points photogrammétrique, (C) Comparaison d'une tranche du nuage de points photogrammétrique (créé à partir d'un capteur Parrot Sequoia), avec un nuage de points lidar (issu d'un capteur Riegl-Vux 1-LR) acquis sur le même site d'étude.

#### 1.3.4 Imagerie terrestre

Les techniques de photogrammétrie SfM servent également à générer des nuages de points à partir d'images collectées au sol (Mosbrucker et al., 2017) (Figure 7). Bien que leur utilisation soit relativement émergente en milieu forestier, de récentes études ont démontré le potentiel d'acquisition d'imageries terrestres pour dériver des attributs d'inventaires en vue de supporter la collecte de données terrain (cfr revue bibliographie de Iglhaut et al. (2019)). La majorité de ces études s'est concentrée sur l'extraction de la position des arbres (Piermattei et al., 2019), du DHP (Liang et al., 2014; Mikita et al., 2016; Mokro et al., 2018) et du défilement de la partie basse des tiges (Mulverhill et al., 2019; Piermattei et al., 2019). Un nombre plus restreint d'études s'est également intéressé à l'estimation, la modélisation de formes complexes de tiges (Bauwens et al., 2017) et la reconstruction d'arbres individuels (Huang et al., 2018).

La précision des résultats SfM photogrammétriques varie en fonction de la résolution du capteur d'image (caméra vidéo, téléphone portable, appareil photo reflex), de la configuration de l'appareil photo (portrait ou paysage), de l'équipement utilisé pour supporter l'appareil photo (appareil à main, perche de mesure, trépied) et du schéma d'acquisition (Iglhaut et al., 2019). Des recherches supplémentaires sont actuellement nécessaires afin d'évaluer l'impact de ces nombreux paramètres sur l'estimation des attributs structuraux (Piermattei et al., 2019). En particulier, l'influence de la composition, de la structure et de la phénologie des peuplements (par ex. espèces d'arbres, dimension des tiges, densité, absence ou présence de feuilles) sur la détection des arbres, l'estimation du DHP et la modélisation des tiges doivent faire l'objet d'études plus approfondies pour le support de l'inventaire *in situ* (Piermattei et al., 2019; Mulverhill et al., 2020).

Les principaux avantages nuages de points DAP terrestres sont le faible coût de l'équipement nécessaire à la collecte des données, la simplicité des mesures sur le terrain et le traitement automatisé des données. Leur utilisation reste cependant limitée par le fait que la production de nuages de points DAP demande plus d'effort que ceux acquis au lidar terrestre (Liang et al., 2014). Par exemple, pour un jeu de données comprenant plusieurs centaines d'images, la mise en correspondance des images et la génération des points requièrent souvent plusieurs heures de traitement (Liang et al., 2014) (par ex. 3h30 heures par arbre en environnement tropical dans Bauwens et al. (2017)). A l'inverse, les lidar terrestres ou lidar mobiles (cfr section

1.4.4 et 1.4.5) sont coûteux à acquérir, mais fournissent des nuages de points prêts à l'emploi directement après la collecte des données terrain, ce qui permet un traitement rapide des données. Au vu des récents progrès technologiques en matière de traitement numérique, l'efficacité de l'application des nuages de points DAP terrestres en inventaire forestier représente un sujet de recherche actif.

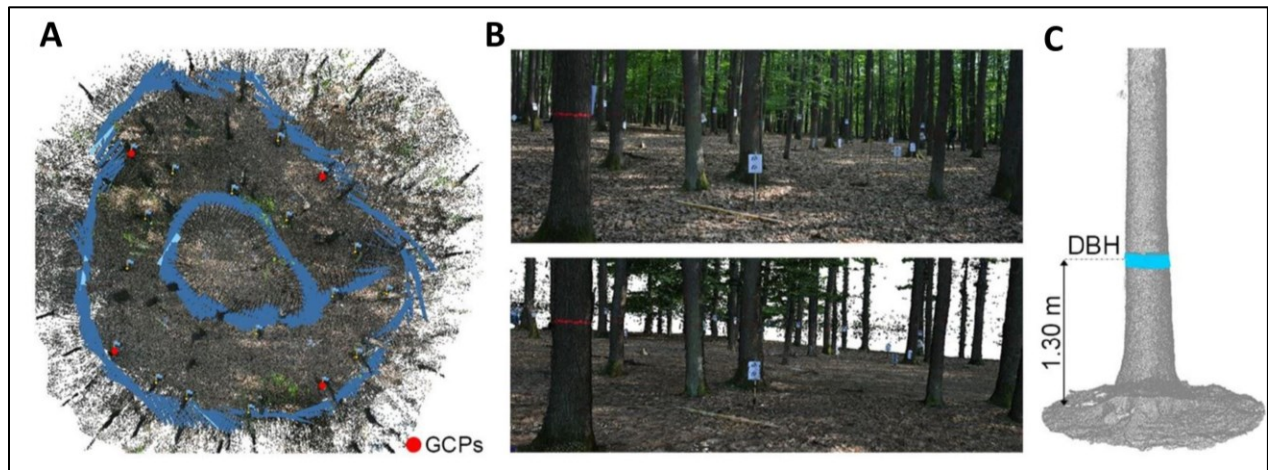


Figure 7. Exemple d'une acquisition SfM terrestre dans une parcelle de forêt ouverte montrant (A) la configuration des positions et orientations de la caméra, le nuage de points et les points de contrôle au sol ; (B) un exemple d'une image et du nuage de points provenant du même point de vue et (C) le nuage de points d'un seul arbre sans coloration RVB ainsi qu'une coupe transversale de 10 cm à 1,3 m (bleu clair). © Image et légende issues de la revue bibliographie de Iglhaut et al., 2019 : p.8.

#### 1.4 Télédétection active : le lidar en inventaire forestier

Le lidar (*light detection and ranging* ou détection et estimation de la distance par laser) est un outil de précision pour caractériser la distribution tridimensionnelle de la végétation. Il est utilisé en inventaire forestier depuis les années 1980 (Lim et al., 2003) et a fait l'objet de développements importants aux cours de ces dernières décennies. C'est une technique de télédétection active qui mesure des distances avec une très grande précision en émettant de l'énergie laser et en analysant l'énergie rétrodiffusée en fonction du temps (Wehr & Lohr, 1999). Il existe deux méthodes principales de mesures de distance. La première se base sur le concept de temps de vol du faisceau (ou TOF : *time-of-flight*) pour mesurer le temps que met une impulsion laser courte et intense pour atteindre un objet et être rétrodiffusée au capteur en fonction de la vitesse de la lumière. La précision de cette approche est définie par l'horloge interne de l'appareil qui déterminera le niveau de certitude sur les mesures acquises (Blanchette, 2015). Le temps de parcours aller-retour,  $t_L$ , pour une impulsion lidar est définie comme tel :

$$t_L = 2 \frac{R}{c} \quad (1)$$

où  $R$  est la distance et  $c$  est la vitesse de la lumière (approximativement  $3 \times 10^8$  m/s). En se basant sur cette équation, la distance entre le capteur lidar et l'objet peut donc être dérivée comme suit :

$$R = \frac{1}{2} ct_L \quad (2)$$

La deuxième méthode de mesure de distance ne considère pas le temps de vol, mais utilise un système de déphasage. Ces systèmes émettent de la lumière de façon continue et sont donc souvent appelés scanneur à onde continue (ou CW : *continuous wave*). Le signal transmis est modulé, à la manière des signaux GPS, par une fonction trigonométrique afin d'en déduire la portée (Wehr & Lohr, 1999). En connaissant le module du signal, le système lidar est alors en mesure de calculer le déphasage entre le module de départ et celui d'arrivée. C'est alors la précision du module qui permettra d'évaluer le niveau de certitude de la géométrie des points obtenus. Bien que de nombreuses études ont utilisé les scanneurs à onde continue pour évaluer la structure de la végétation (Dassot et al., 2012), la plupart des études de végétation emploient le lidar à temps de vol (Calders et al., 2014). Il est important de noter que le signal de retour ne contient pas seulement des informations sur la distance de l'objet intercepté, mais fournit



également des informations sur l'intensité, qui indique la force du signal de retour. En environnement forestier, les objets de forte réflectance désignent généralement les parties ligneuses de l'arbre alors que les retours de faible réflectance correspondent souvent aux feuilles (Yang et al., 2013). Plusieurs livres procurent des introductions sur la physique du lidar et ses applications en foresterie (par ex. Maltamo et al. (2014); Shan & Toth (2018))

Les capteurs lidar peuvent être montés sur un satellite, un aéronef avec pilote (ALS), un drone (ULS), ou sur une plateforme terrestre statique (TLS) ou mobile (MLS). Bien que cette classification soit définie sur base de la plateforme utilisée, des transitions entre les systèmes sont toujours possibles. Par exemple, un capteur ULS peut également être opéré à partir d'un avion à basse altitude (Pearse et al., 2019) et certains systèmes TLS ou MLS peuvent être embarqués sur drones (Schneider et al., 2019). Malgré cela, nous pouvons distinguer certaines spécifications clés des caractéristiques des nuages de points que ces systèmes respectifs fournissent. Ces caractéristiques définissent ainsi le niveau de détail avec lequel la structure de la forêt peut être caractérisée à partir d'un système spécifique. Cette section présente les types de lidar actuellement disponibles pour appuyer l'inventaire forestier et décrit leurs principales applications et leurs limites.

#### 1.4.1 Lidar satellitaire

Il existe deux lidars satellitaires en activité lancés par la NASA : le *Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite 2* (ICESat-2) et le *Global Ecosystem Dynamics Investigation Lidar* (GEDI) (Figure 8). ICESat-2 est un satellite lancé en septembre 2018 pour une mission de 3 ans ayant pour but d'estimer les caractéristiques de la végétation et la topographie terrestre (Markus et al., 2017). Il a pour but principal d'étudier l'élévation de la calotte glaciaire et l'épaisseur de la glace de mer (Neuenschwander & Pitts, 2019). ICESat-2 est équipé d'un lidar de comptage de photons à large empreinte appelé « *Advanced topographic laser altimeter system* » (ATLAS). Ce laser collecte des données en transect sur la surface de la terre avec un espacement des impulsions laser d'environ 70 cm, une empreinte au sol de ~13 m de rayon et une couverture allant jusqu'au 88<sup>ème</sup> degré nord et sud (Magruder et al., 2020). Il produit 1387 trajets orbitaux différents tous les 91 jours (Markus et al., 2017). ICESat-2 peut également être utilisé pour mesurer la structure des forêts (par ex. la

hauteur) et pour la surveillance de la biomasse aérienne des forêts (Montesano et al., 2015; Narine et al., 2019; Neuenschwander & Pitts, 2019; Silva et al., 2021).

GEDI a commencé à acquérir des données en avril 2019 pour une mission prévue de deux ans à bord de la station spatiale internationale (ISS). Ce capteur a été spécifiquement conçu pour mesurer la structure verticale des forêts et ainsi fournir des données sur la biomasse aérienne (Dubayah et al., 2022; Duncanson et al., 2022). GEDI utilise une empreinte lidar dite « *full waveform* » de 25 m de diamètre (~ 60 m *along-track* x 600 m *across track*) et couvre les zones biogéographiques tropicales, subtropicales et tempérées entre 51.6 degré nord et sud (Dubayah et al., 2020). GEDI complète 15.5 orbites par jour. Après ses deux ans d’opération, les échantillons scannés couvrent désormais environ 5% de la zone inventoriée par GEDI (Saarela et al., 2022).

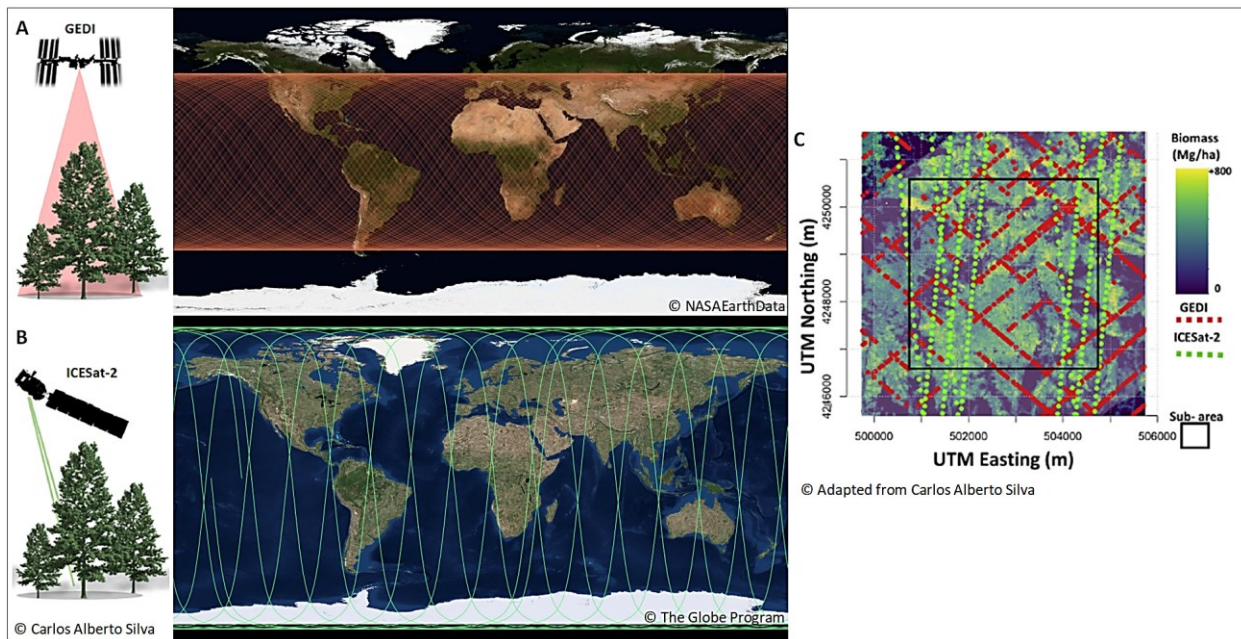


Figure 8. (A-B) Illustration des satellites GEDI et ICESat-2 (adaptée de © Silva et al., 2021) et de leurs orbites respectives : 700 orbites GEDI collectées entre avril et juin 2019 (© NasaEarthData; A) et une journée d’orbites d’ICESat-2 (© The Globe Program; B). (C) Illustration de données GEDI (rouges) et ICESat-2 (vertes) simulées - Californie (US) (adapté de © Silva et al., 2021).

#### 1.4.2 Lidar aérien (ALS)

Les systèmes lidar aéroportés sont composés de quatre éléments principaux : (i) un aéronef qui suit précisément les trajectoires de vol planifiées pour couvrir la zone d'intérêt avec des bandes de balayage qui se chevauchent, (ii) un scanneur laser avec un mécanisme de rotation du faisceau laser (qui peut différer d'un instrument à l'autre) pour échantillonner la surface d'intérêt et mesurer les distances au capteur, (iii) un récepteur différentiel du système mondial de navigation par satellite (GNSS) utilisé pour mesurer la position exacte (X, Y, Z) de l'avion et (iv) une unité de mesure inertielle (IMU) utilisée pour mesurer l'orientation du capteur (roulis, tangage, lacet) (Wehr & Lohr, 1999) (Figure 9-A).

L'ALS fonctionne en émettant des impulsions lumineuses à haute fréquence (généralement des centaines de kHz) dont la longueur d'onde varie généralement de 532 nm à 1550 nm (Danson et al., 2009). Il mesure ainsi l'intensité du signal rétrodiffusé en fonction du temps sous forme d'onde (Figure 9-B). Les pics du signal de retour de chaque impulsion (également appelés échos) correspondent aux endroits où le faisceau laser a intercepté un objet. En mesurant simultanément l'angle de balayage et la portée, le système peut ainsi déterminer la position 3D de ces intersections (pics de réflexion) par rapport au capteur. Ces pics peuvent ensuite être caractérisés en termes d'amplitude et de largeur. De plus, puisque la position et l'orientation précises de l'avion sont mesurées en permanence par la navigation GNSS/IMU, les coordonnées (x,y,z) du point d'intersection du laser peuvent également être déterminées dans une référence spatiale absolue (Wehr & Lohr, 1999).

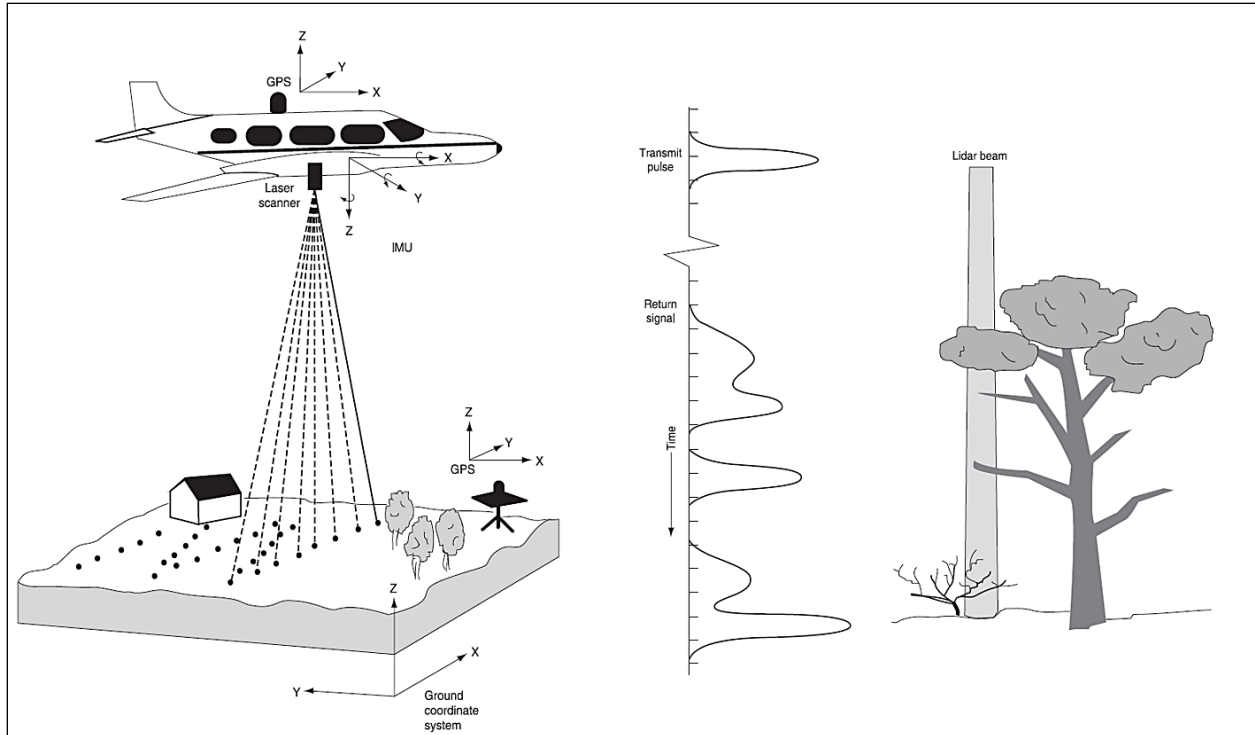


Figure 9. Représentation schématique d'un lidar topographique aéroporté (gauche) et illustration du signal de retour enregistré par un système lidar à retour d'onde complète lors de l'émission d'une impulsion lidar sur un arbre simplifié (droite). © Lillesand et al. (2015).

Bien qu'il soit possible d'exploiter la totalité des formes d'onde (ALS dits à forme d'onde complète ou *full-waveform*), la plupart des systèmes ALS discrétisent l'onde en une série de pics selon un seuil d'intensité pour ne préserver qu'une partie de la mesure originale. Cette discrétisation qui fournit un nuage de points 3D est la plus couramment utilisée car elle nécessite beaucoup moins d'espace de stockage, son traitement est moins coûteux en termes de calcul et les logiciels permettant de prétraiter la donnée brute sont plus répandus. Tous les systèmes modernes ALS sont ainsi capables d'enregistrer de multiples retours par pulsation, ce qui permet une caractérisation fine de la structure verticale de la surface inventoriée (Figure 10). Après l'acquisition, les points sont généralement classés en plusieurs catégories standard d'occupation du sol (par ex. sol, eau, végétation basse, végétation haute, bâtiment, etc.) définies par la société Américaine de photogrammétrie et de télédétection (ASPRS) en utilisant une série de procédures de classification automatique et manuelle. Le jeu de données final est généralement stocké sous le

format binaire ASPRS LAS ou son format compressé LAZ (ASPRS, 2013). Le format actuel LAS 1.4 supporte ainsi jusqu'à 15 retours discrets par pulsation incidente.

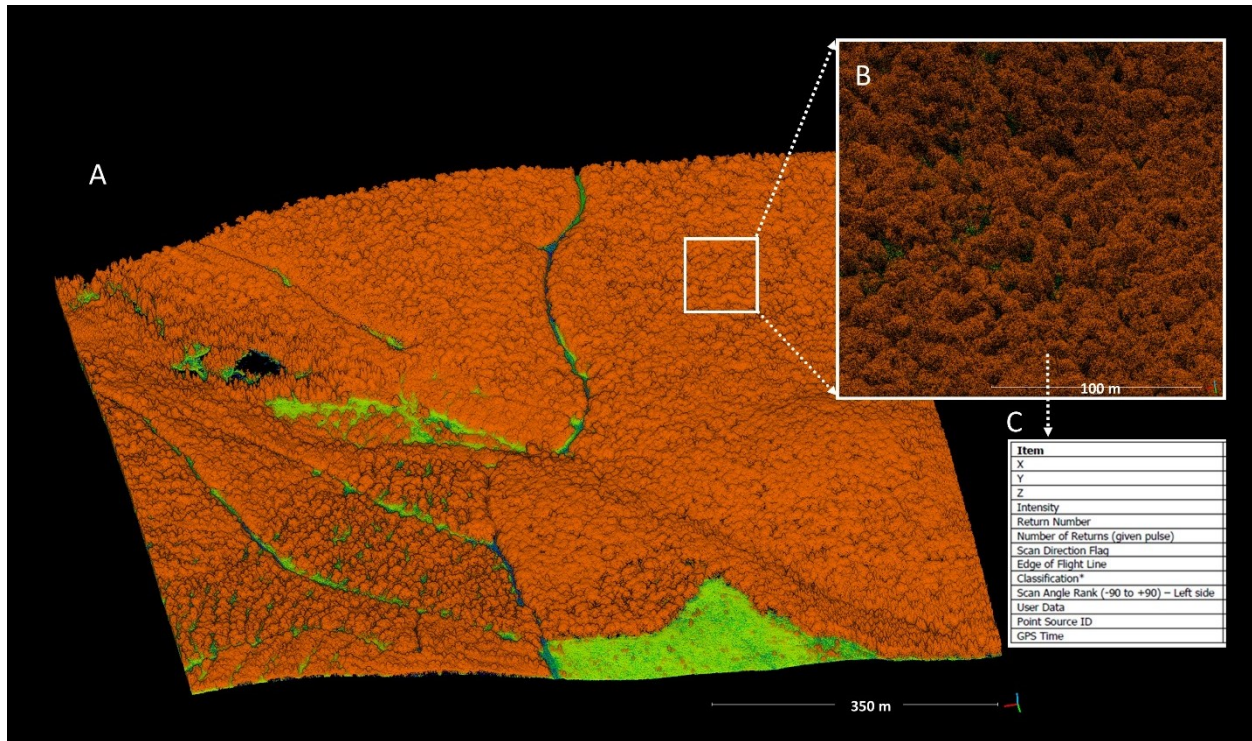


Figure 10. (A) Exemple d'un nuage de points ALS acquis au-dessus d'une forêt de la région de Madawaska au Nord-Ouest du Nouveau-Brunswick et colorié par classification (tuiles ALS disponibles en accès libre sur le portail web du GéoNB), (B) Zoom sur un peuplement dense de feuillus tempérés nordiques (en feuilles), (C) Liste des attributs disponibles pour chaque point du nuage LAZ selon la classification ASPRS.

A l'heure actuelle, l'intérêt du monde scientifique s'est fortement orienté vers l'exploitation de l'ALS pour la cartographie et la surveillance des ressources forestières sur de grands territoires. Deux grands principes de traitement de la donnée ALS existent : l'approche par région ou *Area-Based Approach* (ABA) (Næsset, 2002) et l'approche par détection et segmentation des couronnes d'arbres individuelles ou *Individual Tree Detection* (ITD) (Hyypä & Inkinen, 1999). L'approche ABA produit des résultats fiables et cohérents au point d'être considérée comme opérationnelle dans un grand nombre d'écosystèmes forestiers (Gobakken et al., 2015). L'inventaire basé sur l'ALS donne des niveaux d'erreur de 5% à 20% sur les attributs principaux des peuplements forestiers (Shan & Toth, 2018). Un grand nombre d'études s'est donc concentré sur le développement de l'approche ABA pour établir des modèles de prédiction des

attributs forestiers à l'échelle de la placette (Woods et al., 2011; White et al., 2013) (Figure 11). Ces modèles prédictifs, aujourd'hui communément adoptés par la communauté scientifique, se basent sur une forte relation entre le nuage de points tridimensionnel (3D) et les attributs structuraux des arbres à l'échelle des placettes d'échantillon forestières (Pitt et al., 2014). Les statistiques descriptives (métriques) issues du nuage de points servent donc de variables explicatives dans ces modèles pour caractériser les attributs structuraux de la forêt (volume de bois, biomasse, hauteur moyenne de la canopée, densité de recouvrement du couvert forestier, etc.) (Wulder et al., 2012; White et al., 2013; Penner et al., 2015). Les métriques du nuage de points lidar peuvent être très variées. Si la hauteur moyenne ou les quantiles de hauteur ont été largement utilisés, on remarque que les nouvelles métriques comme les indices de compétition, d'agrégation ou de caractérisation de l'organisation de points permettent d'améliorer les relations prédictives entre la donnée lidar et les attributs structuraux (Bouvier et al., 2015).

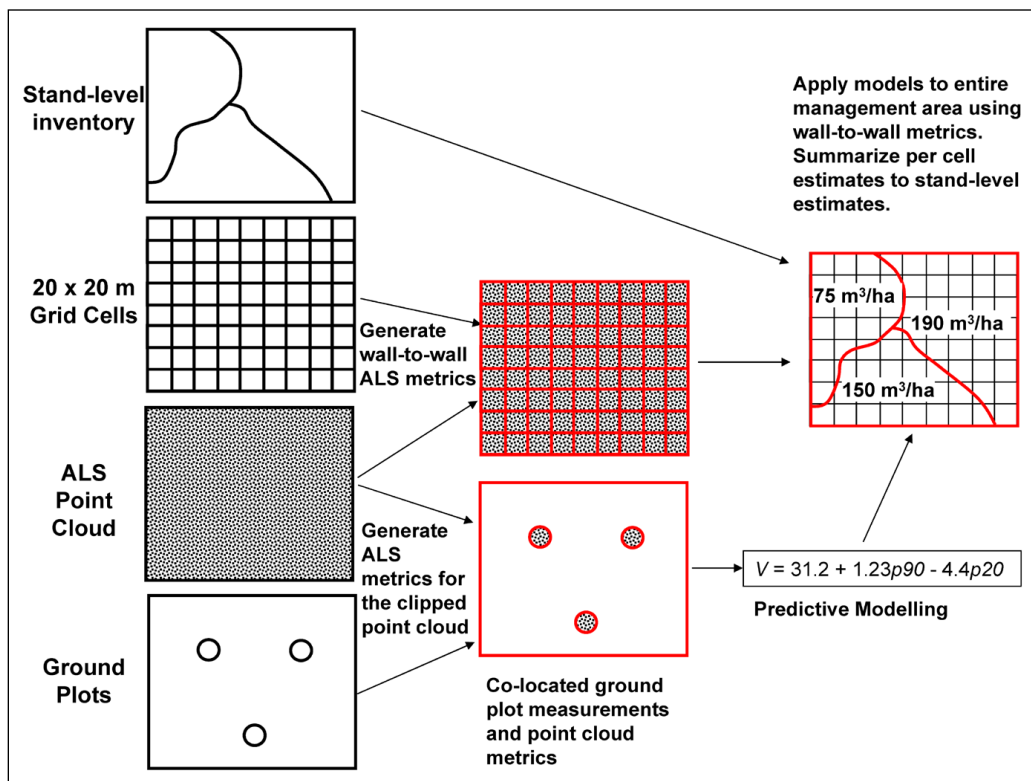


Figure 11. Schéma de l'approche par région ou "Area Based Approach". © White et al. (2013).

La principale limite de l'approche ABA est qu'elle nécessite l'établissement de vastes réseaux de placettes au sol pour relier les propriétés statistiques du nuage de points avec des propriétés de la forêt pour dériver les attributs de la placette (Wulder et al., 2012). L'étalonnage et la validation des modèles impliquent donc l'acquisition de mesures précises au niveau du peuplement et des arbres à l'aide d'une équipe au sol. En outre, l'ensemble de données ALS représente une estimation en un seul point dans le temps, ce qui signifie que toutes les parcelles au sol devront être remesurées pour en prédire la croissance (Lamb et al., 2017). L'introduction de nouvelles méthodes pour combler le fossé entre les attributs surfaciques dérivés du lidar et les mesures d'arbres au sein des placettes d'inventaire reste donc un défi majeur pour l'approche ABA.

Les méthodes d'ITD n'ont cessé de se développer depuis que les nuages de points ALS sont devenus disponibles à la fin des années 1990 (voir Zhen et al. (2016) pour une revue complète). L'approche la plus courante vise d'abord à détecter les maxima locaux au sein du modèle de hauteur de canopée (MHC – ou *canopy height model* : CHM); ces derniers correspondant à la cime des arbres individuels. Vient ensuite un processus de délimitation et de segmentation des couronnes, qui s'effectue directement sur le nuage de points ou sur un espace caractéristique interpolé à partir du nuage de points initial (généralement le MHC ou un espace de voxel) (Wallace et al., 2014). La dernière étape consiste à extraire les attributs d'intérêts de chaque arbre segmenté, tels que la position, la dimension de couronne et la hauteur (Figure 12).

Les méthodes ITD sont variées mais peuvent être regroupées en quatre grandes catégories (Zhen et al., 2016) : (1) méthodes basées sur des données matricielles (Popescu et al., 2002; Chen et al., 2006); (2) méthodes basées sur des nuages de points (Wang et al., 2008; Li et al., 2012; Ferraz et al., 2016); (3) méthodes combinant des informations matricielles et du nuage de points (Reitberger et al., 2009; Zhen et al., 2013) et (4) méthodes de reconstruction de la forme des arbres (Bucksch et al., 2014; Hackenberg et al., 2015). Les articles de référence de Vauhkonen et al. (2012), Kaartinen et al. (2012), Eysn et al. (2015) et Wang et al. (2016) fournissent un bon aperçu des algorithmes ITD disponibles et de leurs performances dans différents types de forêts et à partir de divers jeux de données ALS.

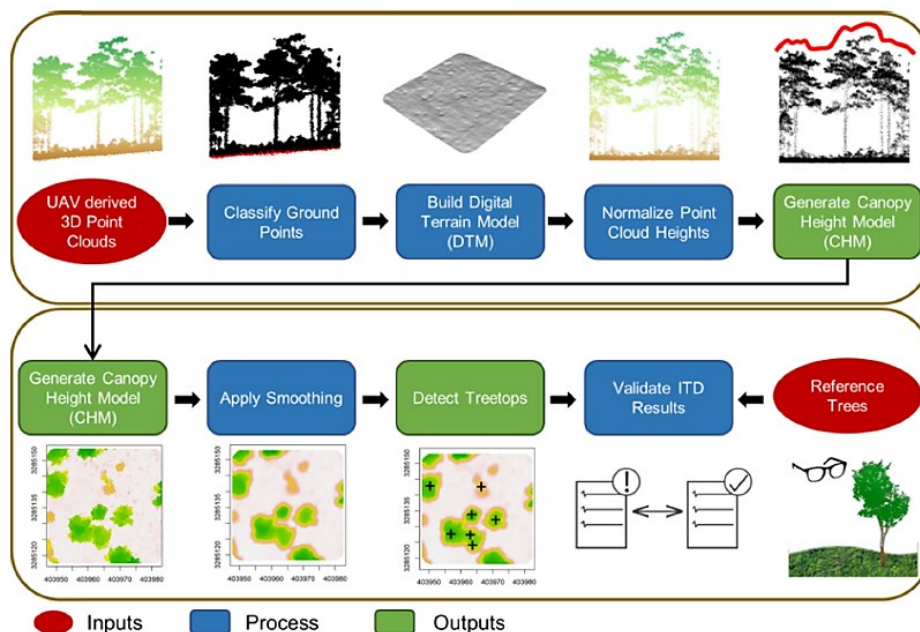


Figure 12. Schéma de l'approche par arbre individuel ou "*Individual Tree Detection*". © Mohan et al. (2021).

Bien que les algorithmes ITD actuels montrent des progrès significatifs, les chercheurs démontrent encore de nombreuses difficultés à segmenter les arbres individuels. Le taux de détection des arbres individuels varie de 40% et 80% pour un large éventail de types de forêts (Vauhkonen et al., 2012) et de 40% et 90% pour les forêts boréales (Kaartinen et al., 2012). La plupart des algorithmes ITD actuels sont efficaces pour détecter les arbres dominants et co-dominants, mais ils restent limités pour la détection et la segmentation des arbres intermédiaires (40 - 80%) et opprimés (jusqu'à 30%) (Wang et al., 2016). Les études comparatives de Vauhkonen et al. (2012) et Kaartinen et al. (2012) ont révélé que le succès des algorithmes ITD dépendait fortement de la densité des tiges et de la configuration spatiale des arbres dans le peuplement. La plupart des algorithmes ITD donnent ainsi de bons résultats dans les peuplements composés de couronnes uniformes, comme celles des conifères purs et équiennes, ou dans les peuplements à faible densité de tige ou relativement clairsemés. Cependant, leurs performances diminuent fortement lorsqu'ils sont appliqués à des peuplements plus complexes, tels que des feuillus denses avec des couronnes qui se chevauchent ou des peuplements mixtes. Contrairement à l'ABA, l'approche ITD n'est donc pas encore adoptée de manière opérationnelle et ne répond pas encore aux besoins des industries forestières (Wallace et al., 2014; Duncanson et al., 2015).



### 1.4.3 Lidar sur drone (ULS)

Avec la miniaturisation et la démocratisation de la technologie lidar, les capteurs lidar pour drone deviennent de plus en plus accessibles et ils sont déjà utilisés pour de nombreuses applications forestières (cfr revue de Guimarães et al., 2020). Leurs composants et leurs modes de fonctionnement sont relativement similaires à ceux des systèmes ALS (section 1.4.2). La popularité croissante des systèmes ULS tient au fait qu'ils offrent un certain nombre d'avantages par rapport à la collecte de données au sol : (i) ils ne sont pas affectés par les contraintes d'accès au terrain et la dégradation du signal GNSS sous la canopée (Liang et al., 2019); (ii) la flexibilité de leur trajectoire de vol facilite l'acquisition de données à partir de différents points de vue, ce qui réduit l'occlusion du signal; un problème courant pour tous les systèmes lidar ; et (iii) la résolution de l'acquisition peut être facilement ajustée pendant la configuration du vol, ce qui permet la collecte de nuages de points à haute (50 points/m<sup>2</sup> (Wallace et al., 2012, Torresan et al., 2020), très haute (1500 points/m<sup>2</sup> (Gottfried et al., 2015) et ultra-haute densité (4000 points/m<sup>2</sup> (Brede et al., 2017), réduisant ainsi les frontières entre les systèmes ALS et TLS (Brede et al., 2019; Liang et al., 2019).

L'émergence des nuages de points ULS à haute densité offre de nouvelles opportunités pour caractériser les ressources forestières à l'échelle de l'arbre individuel (Figure 13); un aspect qui pose encore un problème lors de survols ALS classiques (cfr Section 1.4.2). Ils représentent également une alternative intéressante aux relevés aériens sur des petites (jusqu'à 4 ha) à moyennes (4-400 ha) surfaces. De telles surfaces peuvent être coûteuses à inventorier à l'aide d'un ALS (Belmonte et al., 2020) ou nécessiter trop de temps pour une couverture complète par des capteurs terrestres (Ravel et al., 2014). Leur utilisation sur grande surface reste toutefois limitée dans les pays dont la législation exige d'avoir une ligne de visée constante vers le drone et une altitude de vol maximale de 120 m au-dessus du niveau du sol (Nex et al., 2022).

De plus en plus d'études démontrent que les systèmes ULS fournissent des données précises avec une bonne répétabilité (Wallace et al., 2012; Torresan et al., 2018; Kucharczyk et al., 2018; Sofonia et al., 2019) et présentent un grand potentiel pour l'extraction d'attributs forestiers tels que la hauteur des arbres, les dimensions de couronnes ou encore le DHP (Vepakomma & Cormier, 2017; Balsi et al., 2018; Li et al., 2019; Liang et al., 2019; Bruggisser et al., 2020). Certaines études

ont même réussi à reconstituer l'architecture des tiges à partir de données à très haute densité (Brede et al, 2019), cependant cela demande des données ULS de très haute densité (environ 4000 points/m<sup>2</sup>) acquises par des capteurs haut de gamme extrêmement coûteux. La transférabilité des ITD aux données ULS est désormais activement étudiée (Wallace et al., 2014; Jaakkola et al., 2017; Wang et al., 2019; Zaforemska et al., 2019). Malgré des résultats encourageants, la plupart des études récentes ont été menées sur des peuplements de résineux ou sur des forêts plantées. Il existe encore peu d'informations scientifiques sur le potentiel des systèmes ULS dans les forêts hétérogènes de feuillus ou mixtes (Sačkov et al., 2016; Wieser et al., 2017; Torresan et al., 2020). La complexité structurelle de ces types de forêts représente un défi de taille pour les algorithmes ITD à l'heure actuelle (Shendryk et al., 2016).

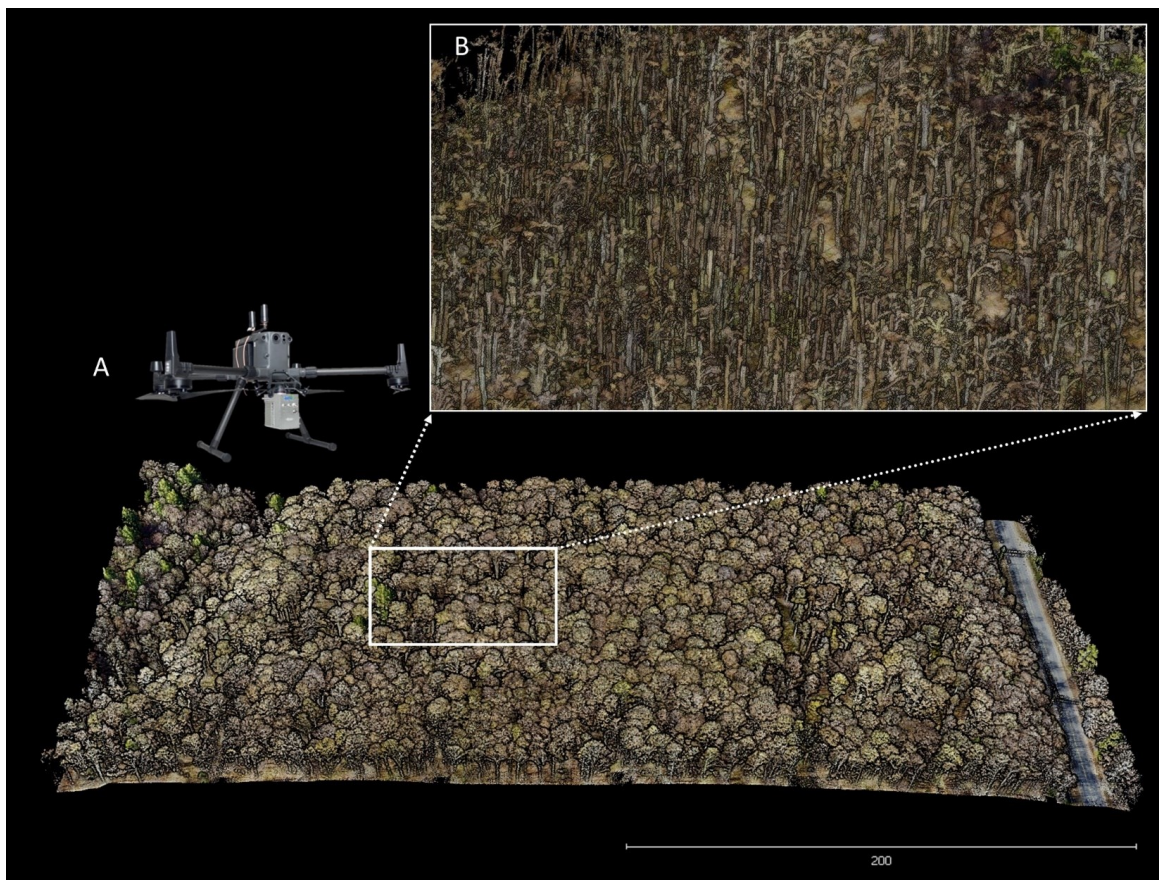


Figure 13. (A) Exemple de nuage de points à haute densité acquis par ULS au-dessus d'une forêt feuillue mature (sans feuilles) provenant de la Forêt de Recherche d'Haliburton (Sud-Est de l'Ontario); (B) Zoom au niveau des tiges sur une tranche de point de [0-12] m.

#### 1.4.4 Lidar terrestre (TLS)

Le lidar terrestre est un système de télédétection au sol qui permet de scanner une scène en 3D avec une précision millimétrique (Dassot et al., 2011). Bien que le TLS ait une couverture spatiale limitée par rapport aux autres plateformes lidar, il a le potentiel de réduire les incertitudes dans les données de calibration et de validation pour les produits de télédétection à grande échelle (Liang et al., 2016).

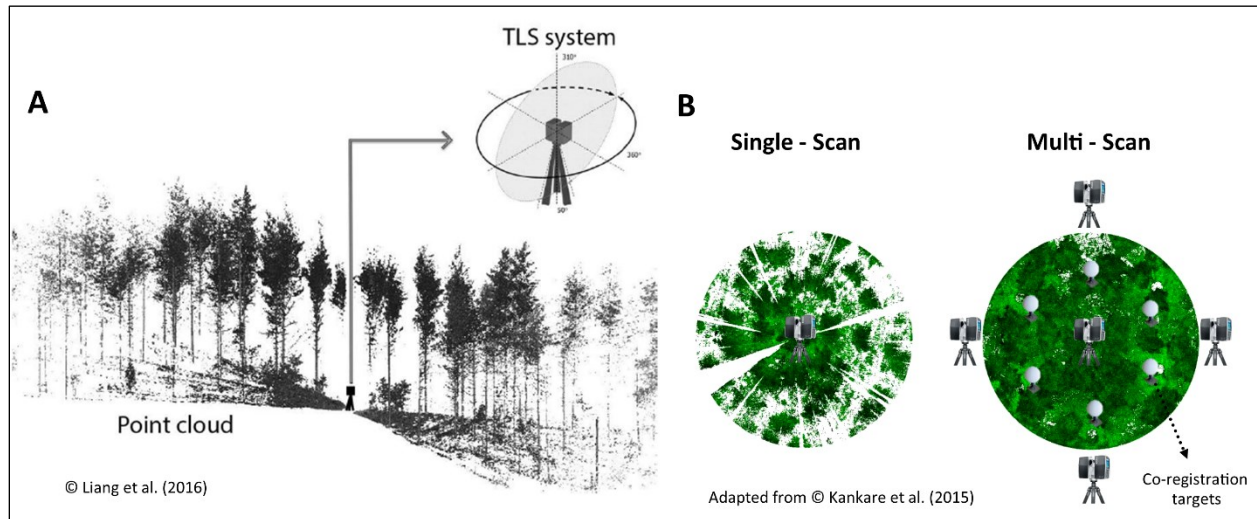


Figure 14. (A) Mécanisme de balayage laser du scanner TLS et nuage de points résultant (Liang et al., 2016); (B) Mode d'acquisition *single-scan* vs *multi-scan* sur une placette circulaire d'inventaire vue du dessus (400 m<sup>2</sup>); adapté de Kankare (2015).

Le mécanisme de scanning du TLS permet de capturer des scènes très denses en très peu de temps (environ un million de points par seconde). La plupart des systèmes TLS scannent leur environnement en utilisant une rotation verticale rapide et une rotation horizontale lente. La rotation se fait par un dispositif de miroir rotatif installé sur la tête du capteur, combiné à une rotation du boîtier TLS. Le système collecte ainsi des mesures à 360° à l'horizontale et ~310° à la verticale et possède un angle mort de 50° sous le capteur (Figure 14-A). Le nombre de tirs laser par ligne varie selon la résolution angulaire choisie. A haute résolution, le scanner génère un faisceau tous les 0,036°, ce qui donne une résolution d'environ un point tous les 6,3 mm pour une cible située à 10 m du capteur. Il est important de noter que la résolution angulaire de l'appareil ne change pas sur le plan horizontal ou vertical; c'est donc la vitesse de rotation des deux systèmes mécaniques de l'appareil qui détermine la résolution de l'acquisition (Blanchette, 2015). Une

acquisition à haute résolution demandera donc plus de temps qu'une résolution moyenne, ce qui crée des compromis non négligeables lors de la collecte des données (cfr Wilkes et al., 2017).

De nombreux modes d'acquisition TLS existent mais on les regroupe le plus souvent dans deux catégories : *single-scan* (c.-à-d. ne nécessitant qu'un scan TLS) et *multi-scan* (c.-à-d. nécessitant plusieurs scans TLS ainsi que la mise en place de cibles de correspondance pour l'alignement des scans) (Figure 14-B). En foresterie, l'acquisition *multi-scan* est la plus couramment utilisée pour minimiser l'occlusion du signal créé par la végétation. Des travaux ont démontré une réduction de l'occlusion de 30 à 40% dans des placettes d'inventaire forestière dans le cas de l'utilisation d'un protocole *multi-scan* de 5 scans vs 1 scan central (Nguyen et al., 2022). Pour plus de détails sur le mécanisme de scan du TLS et ses techniques de mesure, nous invitons le lecteur à consulter le livre de Shan & Toth (2018).

Les premières utilisations du TLS en inventaire forestier visaient à améliorer l'efficacité de la collecte de données dans les placettes d'échantillonnage. Par conséquent, le TLS était utilisé pour collecter des attributs de base tels que le DHP, la hauteur et la mesure de la position des arbres (Maas et al., 2008; Van Leeuwen & Nieuwenhuis, 2010). Des études plus récentes ont toutefois démontré le potentiel du TLS à extraire des attributs structuraux plus complexes tels que le volume de bois ou la biomasse aérienne, et ce avec une précision similaire aux modèles allométriques (Liang et al., 2014a; Newnham et al., 2015). La modélisation d'arbres individuels à partir de données 3D acquises par TLS a notamment fait l'objet de développements considérables au cours de ces dernières années (Côté et al., 2018; Åkerblom & Kaitaniemi, 2021). De plus en plus d'algorithmes de modélisation quantitative structurelle (QSM) tels que TreeQSM (Raumonen et al., 2013), SimpleTree (Hackenberg et al., 2015), AdTree (Du et al., 2019) sont désormais disponibles en accès libre. Ils permettent de reconstituer la structure d'arbres individuels à l'aide de squelettes et de modéliser leur tronc et leurs branches avec une série de formes géométriques (par ex. cercles ou cylindres). Enfin, le TLS est également fortement utilisé en écologie pour caractériser les trouées dans la canopée, la compétition, l'indice de surface foliaire ou la structure des couronnes (Côté et al., 2012; Hopkinson et al., 2013; Martin-Ducup et al., 2016, 2017). De plus amples informations sur la précision du TLS pour l'extraction d'attributs structuraux et sur les méthodes de traitement des données TLS sont disponibles dans les revues bibliographiques de

Liang et al. (2016) et de Calders et al. (2020), ainsi que dans la comparaison internationale des approches TLS en inventaire forestier de Liang et al. (2018).

Bien que le TLS soit capable de générer des données de très haute précision (Figure 15), son utilisation par les praticiens forestiers reste toutefois limitée par son manque d'opérationnalité (Dassot et al., 2011). Les principaux facteurs limitants sont les suivants : (i) le poids (de 15 kg à 25 kg incluant le scanneur, le trépied et les cibles) et le coût du matériel (de 20 000 à 180 000 \$CDN) , (ii) la complexité du protocole d'acquisition *multi-scan* (le positionnement des cibles et le déplacement du capteur sont particulièrement compliqués en forêts denses), (iii) la lenteur du processus d'acquisition (environ 45 min à 1h pour une placette d'inventaire de 400 m<sup>2</sup> scannée de 5 points de vue), (iv) l'occlusion du signal (vu que le TLS est statique, les arbres environnants causent de forts problèmes d'occlusion), (vi) la sensibilité au vent, dont l'effet cause des problèmes de dédoublement du houppier (majoritairement dû à la lenteur d'acquisition) et (vii) le manque de logiciels peu coûteux et faciles à utiliser pour l'extraction automatique d'attributs forestiers. Les capteurs lidar mobiles présentent un fort potentiel pour surmonter la plupart de ces limites et supporter la foresterie opérationnelle (Liang et al., 2018) (Section 1.4.5).



Figure 15. Exemple d'une acquisition TLS multi-scan (5 scans) dans une placette de feuillus (sans feuilles) de 11.28 m de rayon (+ 10 m de buffer) située à St-Quentin (NB).

### 1.4.5 Lidar mobile (MLS)

Un lidar mobile consiste en une plateforme de haute mobilité (par ex. une voiture, un véhicule tout terrain, un quad ou un sac à dos) avec un opérateur humain (Figure 16); un ou plusieurs instrument(s) lidar équipé(s) ou non de caméra(s); et un système de positionnement et d'orientation du capteur tel qu'un récepteur GNSS/IMU (Liang et al., 2014; Forsman et al., 2016; Bienert et al., 2018; Liang et al., 2018b). La qualité et la précision de ces trois composants et leur synchronisation définissent ainsi la qualité des jeux de données MLS.



Figure 16. Illustration de différentes plateformes de lidar mobile : (A) pick-up (Bienert et al., 2018); (B) véhicule tout-terrain (Liang et al., 2018); (C) sac à dos (Liang et al., 2018); (D) poignée portative (Vandendaele et al., 2022).

La dégradation du signal GNSS dans l'environnement forestier et la dynamique du mouvement observée par le IMU font que les données MLS sont généralement moins précises et plus bruitées que les données TLS (Liang et al., 2018b). Pour surmonter cette limitation de la dégradation du système GNSS, de nouveaux systèmes MLS ont vu le jour, dans lesquels le récepteur GNSS a été remplacé par un système de localisation et de cartographie simultanées (SLAM) (par ex. Figure 16-D). Ce système, issu du milieu de la robotique, permet de localiser le capteur mobile dans son environnement tout en générant une cartographie et une scène 3D de cet environnement (cfr Shao et al. (2020) pour plus d'informations sur la technologie SLAM). Plusieurs études ont démontré que ces dispositifs offrent d'ores et déjà une précision centimétrique et que la résolution des données dépend de la vitesse d'acquisition et de la distance des objets au scanneur (Cabo et al., 2018). Les MLS basés sur le SLAM ont le potentiel d'améliorer l'efficacité de la cartographie par rapport aux mesures conventionnelles sur le terrain, ainsi que de compenser les limites des autres méthodes de mesures lidar (Chen et al., 2019) (Figure 17).

Les principaux avantages du MLS par rapport au TLS sont les suivants (Liang et al., 2014; Di Stefano et al., 2021): (i) une vitesse accrue pour l'acquisition de données (~3-10 minutes pour le scan d'une placette échantillon de 400 m<sup>2</sup> avec un MLS contre 60-80 minutes avec un TLS), (ii) une plus grande mobilité entre les arbres pour éviter l'occlusion, (iii) un poids réduit de l'équipement, et (iv) un coût relativement abordable. Les niveaux de détails fournis par les nuages de points MLS sont comparables à ceux du TLS (cfr Balenović et al. (2020) pour une revue détaillée), permettant ainsi la détection des arbres et l'estimation des DHP (Bauwens et al., 2016; Cabo et al., 2018), mais aussi l'extraction du défilement des arbres et du volume de bois sur pied (Bienert et al., 2018; Liang et al., 2018b; Wang et al., 2019; Hyypä et al., 2020). Les nuages de points MLS sont toutefois plus bruités et moins précis que les nuages TLS, principalement dû à l'accumulation d'erreurs lors du mouvement et à la plus grande divergence de faisceau de la plupart des MLS (Bauwens et al., 2016). A l'heure actuelle, les observations MLS en environnement forestier n'en sont encore qu'à leurs débuts et la plupart des études ont été faites en forêts résineuses. Davantage d'études dans une variété de peuplements forestiers sont donc nécessaires pour évaluer la précision des capteurs MLS avant d'envisager leur intégration en inventaire forestier.

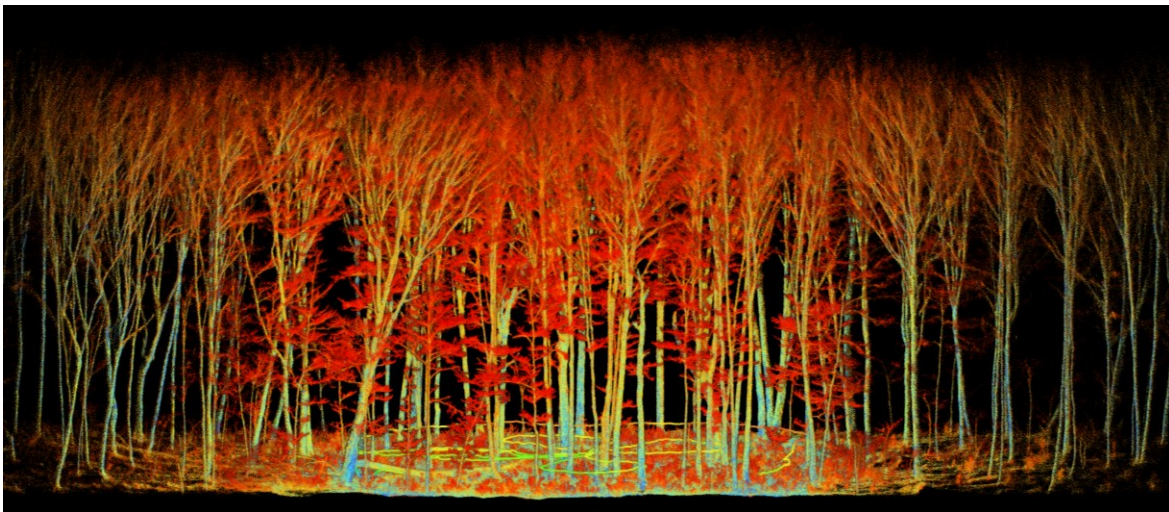


Figure 17. Exemple d'acquisition d'un nuage de points issu d'un capteur MLS-SLAM au sein d'une placette circulaire de 11.28 m de rayon située dans un peuplement de feuillus nordiques (hors feuilles). La trajectoire « en hélice », parcourue en moins de 5 minutes de marche, est représentée à la base des tiges.

## PROJET DE RECHERCHE

### 2 PROBLÉMATIQUES ET OBJECTIFS

Cette revue de littérature démontre que malgré la profusion de données satellitaires, aériennes et terrestres fournissant des caractérisations précises de la structure des forêts, il existe encore de nombreuses possibilités d'avancement dans le domaine de l'inventaire forestier amélioré par télédétection. Actuellement, les observations de terrain utilisées pour soutenir directement la prise de décision des gestionnaires forestiers sont peu efficaces et leur coût par unité de surface est relativement élevé. Cela limite considérablement l'étendue spatiale et temporelle des données de références, ce qui constitue un obstacle important à la gestion adaptative des forêts. Il existe deux besoins essentiels pour surmonter cet obstacle : premièrement, développer des systèmes d'inventaire précis capables de quantifier spatialement le volume de bois marchand ainsi que les services écosystémiques des environnements forestiers; et deuxièmement, promouvoir l'utilisation de ces systèmes d'inventaire pour améliorer la précision et l'exhaustivité de la modélisation des écosystèmes forestiers (Coops et al., 2021). Une façon de répondre à ces besoins est de développer de nouvelles techniques d'inventaire forestier qui améliorent l'exactitude et la précision des données de terrain tout en réduisant les coûts et en augmentant la vitesse de collecte de données.

**Problématique 1** - Au cours de ces dernières décennies, la technologie ALS s'est considérablement développée, à tel point qu'elle est désormais considérée comme un outil essentiel d'aide de prise à la décision en matière de gestion forestière. L'approche ABA, développée à partir des données ALS pour modéliser des attributs structuraux sur des zones d'environ 20 m × 20 m, fait désormais partie intégrante de l'inventaire forestier dans de nombreux pays, y compris le Canada. L'inconvénient de cette approche est qu'elle ne fournit toutefois aucune donnée à l'échelle des arbres individuels. Compte tenu de l'intérêt croissant des entreprises forestières pour les applications de foresterie de précision telles que la récolte et l'éclaircie sélective, il est nécessaire d'enrichir les produits ABA avec des données précises à l'échelle de l'arbre. Un besoin important des gestionnaires forestiers est notamment de développer des modèles allométriques adaptés aux conditions locales et d'améliorer la précision des modèles existants en augmentant le nombre d'arbres disponibles pour la calibration.



Les ULS ont un grand potentiel pour combler le fossé entre les relevés aériens et terrestres et appuyer le niveau opérationnel de l'inventaire forestier. D'une part, ils offrent une option intéressante pour répondre aux exigences de haute résolution temporelle et spatiale requises pour la collecte de données d'inventaire. D'autre part, ils ont la capacité de générer des nuages de points 3D à très haute densité, ce qui ouvre de nouvelles opportunités pour l'estimation d'attributs structuraux à l'échelle de l'arbre individuel. Le coût des ULS et les exigences complexes d'acquisition et de traitement des données limitent toutefois leur utilisation en milieu forestier. Le problème que nous observons actuellement est le manque d'algorithmes adaptés aux propriétés spécifiques aux nuages de points ULS. En effet, les propriétés des scanners laser légers et la faible hauteur de vol des drones sont susceptibles d'entraîner des différences significatives dans les propriétés des nuages de points produits par rapport aux systèmes ALS. Des recherches importantes sur la transférabilité des méthodes de traitement ALS et TLS aux données ULS, ainsi que le développement de nouveaux algorithmes sont donc nécessaires afin d'assurer que les attributs structuraux forestiers soient estimés de manière fiable par les systèmes ULS.

**Objectif 1** – Évaluer le potentiel des nuages de points lidar à haute densité provenant de drone lidar (ULS) pour le soutien du niveau opérationnel de l'inventaire en forêts feuillues. Deux objectifs spécifiques ont été définis :

- (i) Évaluer la transférabilité des algorithmes de détection et de segmentation des arbres individuels développés pour le traitement des données ALS et TLS aux données ULS collectées dans différentes conditions de canopée (c'est-à-dire avec et sans feuilles) ;
- (ii) Comparer différentes approches automatisées basées sur l'exploitation de données 3D pour l'estimation d'attributs forestiers à l'échelle de l'arbre individuel (hauteur, diamètre de la couronne (CD), DHP) et à l'échelle du peuplement (nombre d'arbres, surface terrière (BA), distribution diamétrale).

Pour les deux objectifs spécifiques, des comparaisons croisées entre les données ALS, TLS et ULS ont été effectuées afin de fournir une compréhension complète des défis auxquels font face les divers systèmes de collecte de données lidar et les algorithmes de traitement. Les résultats de ce chapitre devraient permettre d'orienter l'utilisation des systèmes ULS pour soutenir la gestion des forêts de feuillus.

**Hypothèse 1** – Les nuages de points à haute densité acquis par ULS en forêts feuillues hétérogènes permettent d’améliorer la segmentation des arbres individuels par rapport aux données ALS conventionnelles et d’estimer les attributs forestiers clefs à l’échelle de l’arbre individuel.

**Problématique 2** – Un autre obstacle important auquel font face les gestionnaires forestiers est que la précision des modèles prédictifs d’attributs forestiers dépend fortement du nombre et de la qualité des données de références terrain. Le problème est que, d’une part, l’utilisation de modèles allométriques au sein des placettes d’inventaire engendre des erreurs qui se propagent à l’échelle du paysage. D’autre part, peu d’outils existent actuellement pour calibrer et valider ces modèles prédictifs de télédétection. Un défi important est donc d’enrichir les inventaires traditionnels avec des données plus précises et plus complètes sur la structure 3D des placettes d’inventaires. A ce titre, on voit une utilisation croissante de la technologie TLS en milieu forestier. Toutefois, malgré les avancées significatives faites au cours de cette dernière décennie, l’acquisition de données TLS à grande échelle représente un défi logistique important car son utilisation demande un haut niveau d’expertise et requiert un temps de traitement considérable. Le TLS, bien que très précis, ne réduit actuellement ni les coûts ni la vitesse d’acquisition des données de référence terrain, ce qui limite encore fortement son utilisation.

Lors de ces dernières années, les MLS-SLAM ont fait leur apparition en milieu forestier et représentent déjà une alternative intéressante pour la collecte de données 3D de référence. Par rapport au TLS, ces nouveaux types de MLS sont simples et rapides d’utilisation et bénéficient d’un processus de traitement automatisé. L’inconvénient des capteurs MLS-SLAM actuels par rapport au TLS est que leurs nuages de points sont généralement plus bruités et ont une précision spatiale moindre; majoritairement dû à la propagation des erreurs de positionnement et à leur plus grande divergence de faisceau. Des études sont donc requises pour évaluer la précision des MLS-SLAM pour l’extraction de paramètres dendrométriques. Au vu de leur grande efficacité et de leur facilité d’utilisation, ces capteurs pourraient bien devenir un outil clef pour soutenir l’inventaire forestier au niveau opérationnel. Leur utilisation pourrait permettre d’extraire des attributs complexes à mesurer traditionnellement, tels que la hauteur des arbres, les dimensions des

couronnes, ou encore le volume de bois sur pied et ainsi venir enrichir les prédictions des modèles statistiques.

**Objectif 2** – Évaluer le potentiel des données à haute densité issues des MLS-SLAM pour l'estimation d'attributs forestiers dans un peuplement de feuillus matures tempéré, à savoir :

- (i) La hauteur, les dimensions de couronne et le DHP;
- (ii) Le volume de bois marchand via des analyses de Modèles Quantitatifs Structuraux (« QSM »).

Des mesures destructives sur le terrain et des données TLS ont été utilisées comme référence pour quantifier l'erreur sur les estimations des attributs de l'inventaire à partir des données MLS. Les résultats de ce chapitre devraient permettre de mieux comprendre le potentiel des systèmes MLS basés sur le SLAM pour soutenir l'inventaire forestier *in-situ*.

**Hypothèse 2** – La précision des estimations d'attributs forestiers (c.-à-d. hauteur, dimensions de couronne, DHP et volume de bois marchand) par MLS-SLAM rencontre les normes de qualité des inventaires et sont similaires à celles obtenues à partir de TLS fixes.

### 3 CONTEXTE DES ARTICLES

**Article 1** – Le premier article (Vandendaele et al., 2021) a été réalisé dans le cadre du projet collaboratif NSERC (« *Canadian Natural Sciences and Engineering Research Council* ») AWARE (« *Assessment of Wood properties using Remote Sensing* ») (Coops et al., 2021) (<https://awareproject.ca/>). Ce projet a été créé pour répondre aux besoins actuels d'améliorer la précision des inventaires forestiers tout en réduisant le coût et la vitesse de la collecte de données. Il a été développé en collaboration avec sept universités du Canada, sept compagnies forestières et avec le support du gouvernement fédéral. Le projet visait surtout à étudier le potentiel de la technologie lidar mais aussi d'autres technologies de télédétection telles que la photogrammétrie aérienne numérique et les données optiques aériennes et satellitaires. AWARE a été défini comme une série de thématiques à différentes échelles spatiales (Figure 18).

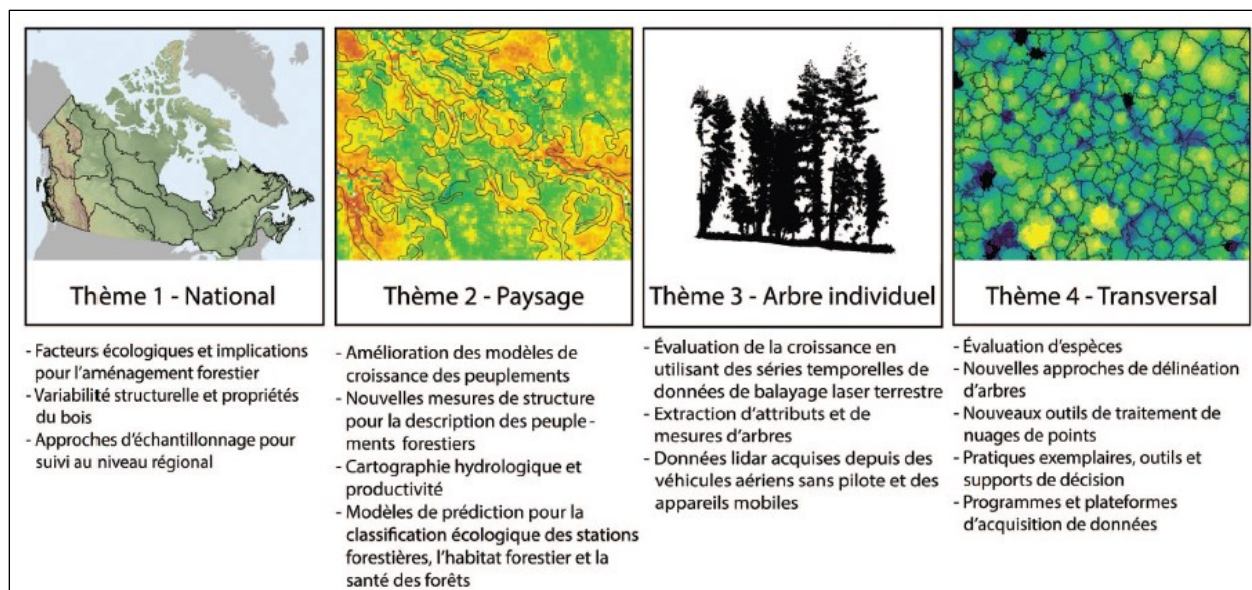


Figure 18. Illustration des quatre thématiques explorées au cours du projet AWARE. © Coops et al. (2021).

Le premier article présenté dans cette thèse est ainsi dérivé d'un projet de recherche associé à la thématique de l'échelle de l'arbre individuel. Il était le seul projet parmi 25 qui impliquait l'étude de données ULS pour l'inventaire forestier. En effet, début 2016, la technologie ULS était encore très coûteuse et très peu d'articles scientifiques avaient été publiés sur le sujet (moins de 10 à notre connaissance). Le but du projet était donc de tester différentes configurations d'acquisition ULS en milieu forestier et de renseigner les membres du projet sur leur potentiel pour l'extraction d'attributs d'inventaire à l'échelle de l'arbre individuel. Un partenariat a ainsi été réalisé avec FPInnovations et l'Institut de recherche sur les feuillus nordiques (IRFN) pour explorer cette technologie émergente. Au vu du manque de support existant pour la gestion de peuplements de feuillus irréguliers et du peu de documentation scientifique disponible sur le potentiel des ULS en milieu feuillu, nous avons mis en place un dispositif expérimental de 1 ha dans un peuplement de feuillus irrégulier situé dans la forêt de McCoy Brook (Nouveau-Brunswick). Nous avons ainsi localisé l'ensemble des tiges commerciales ( $\geq 9$  cm DHP) avec une station totale robotisée et ainsi fait l'inventaire d'environ 500 arbres. Au total, 12 placettes ont été réparties au sein de l'hectare et scannées avec du TLS en suivant un protocole *multi-scan* pour avoir des données 3D de référence d'environ 250 arbres. Le peuplement a ensuite été survolé avec deux types d'ULS (Riegl VUX-1 LR et Velodyne HDL-32E) dans des conditions de végétation

distinctes (c.-à-d. en feuilles et hors feuilles). Le but étant d'évaluer la transférabilité des algorithmes provenant du monde de l'ALS et du TLS pour extraire des informations pertinentes sur la structure des arbres issus des données ULS à haute densité. (Figure 19).

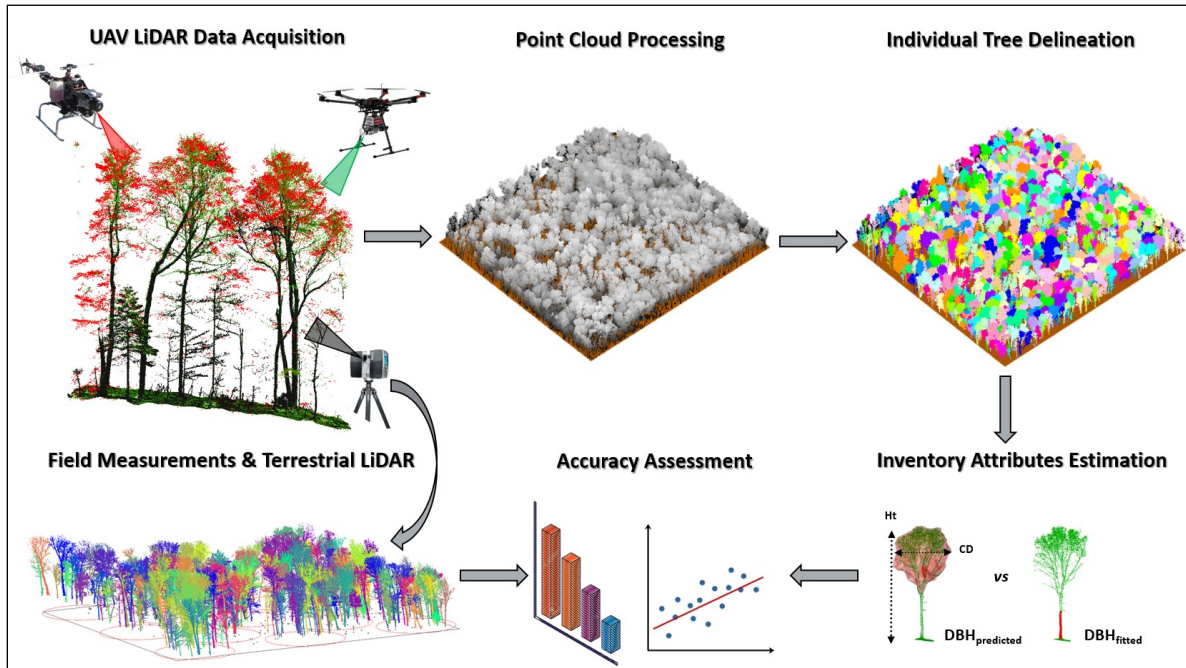


Figure 19. Résumé graphique de l'Article I réalisé dans le cadre du projet AWARE.

**Article 2** – Le deuxième article (Vandendaele et al., 2022) a été réalisé dans le cadre du projet Digital Timberland (Pelletier, 2022). Ce projet a été créé pour répondre à un besoin croissant d'outils pour supporter les opérations de foresterie de précision. Il implique trois universités du Canada, quatre compagnies forestières du Nouveau-Brunswick et reçoit le support du gouvernement fédéral. Ce projet se concentre principalement sur la partie amont de la chaîne de valeur et vise à permettre aux parties prenantes du secteur des produits forestiers du Nouveau-Brunswick de s'engager dans la transformation numérique de la chaîne de valeur des produits forestiers. Deux besoins spécifiques ont été identifiés dans le cadre de ce projet de thèse : (i) l'exploration de différentes technologies de télédétection capables d'effectuer des inventaires rapides qui capturent la structure 3D des arbres, et (ii) le développement d'outils capables d'estimer des attributs structuraux complexes à mesurer sur le terrain, comme la position des tiges, les dimensions de couronne et le volume de bois sur pied. Nous avons ainsi investigué le potentiel de l'imagerie drone, du lidar sur drone (cfr article 1), du lidar terrestre et du lidar mobile. Parmi

ces technologies, une des plus prometteuses pour répondre aux besoins cités ci-dessus s'est avérée être le lidar mobile. Au cours de ces 4 dernières années, nous avons effectué de nombreux tests avec une vaste gamme de lidar mobiles. Des collaborations ont notamment été réalisées avec FPInnovations pour évaluer la précision de ces capteurs mobiles dans la forêt de recherche de Petawawa (Ontario). La plupart des tests effectués à l'époque avec des MLS-SLAM se sont toutefois avérés infructueux. Les principales limites observées étaient principalement la courte portée du signal MLS ( $\leq 15$  m) et la faible qualité des nuages de points (Figure 20). En effet, avec une portée maximale de 15 m, les capteurs scannaient uniquement la partie basse de l'arbre et n'étaient pas en mesure de capturer la totalité de la couronne des arbres ou leur hauteur totale (Figure 20 – A). De plus, un bon nombre de capteurs MLS basés sur la technologie SLAM présentaient des erreurs d'alignement (Figure 20 – B), ce qui les rendait inutilisables pour l'extraction précise d'attributs structuraux.

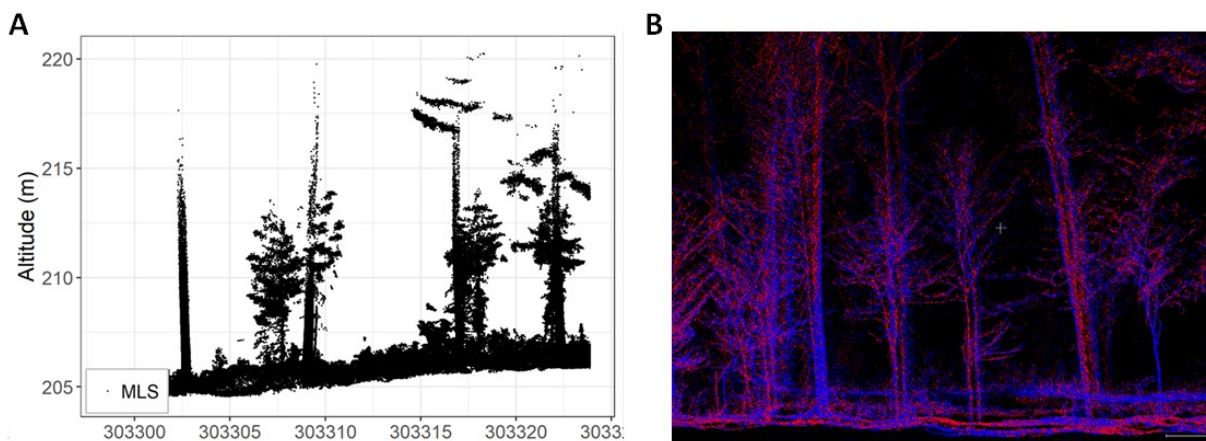


Figure 20. Illustration des limites des premières générations de capteurs MLS-SLAM : (A) Portée limitée à 10-15 m de haut et (B) Duplication des arbres dans le nuage 3D dû à des erreurs de propagation du SLAM.

Les capteurs MLS ont toutefois connu un développement rapide depuis les années 2020, notamment grâce aux avancées de l'industrie des voitures autonomes. Depuis, les algorithmes SLAM sont devenus plus robustes et les capteurs ont désormais une portée accrue allant jusqu'à 100 m, ce qui les rapproche des capacités des TLS. Nous avons donc effectué davantage de tests avec ces nouveaux capteurs et avons constaté que la nouvelle génération de MLS-SLAM présentait un fort potentiel pour soutenir la collecte de données au sol et faciliter la planification des opérations forestières. Dans ce contexte, nous avons notamment mis en place un autre site expérimental de 1 ha en milieu de feuillus matures qui a été scanné entièrement avec un lidar MLS-SLAM en moins de 45 minutes. Au sein de cet hectare, 9 placettes circulaires (11.28 m de rayon) ont été scannées au TLS et 26 arbres provenant de ces placettes ont été abattus et mesurés manuellement. Le but étant d'évaluer le potentiel du MLS-SLAM pour l'extraction d'attributs structuraux tels que la hauteur, les dimensions de couronnes, le DHP et le volume de bois marchand (Figure 21).

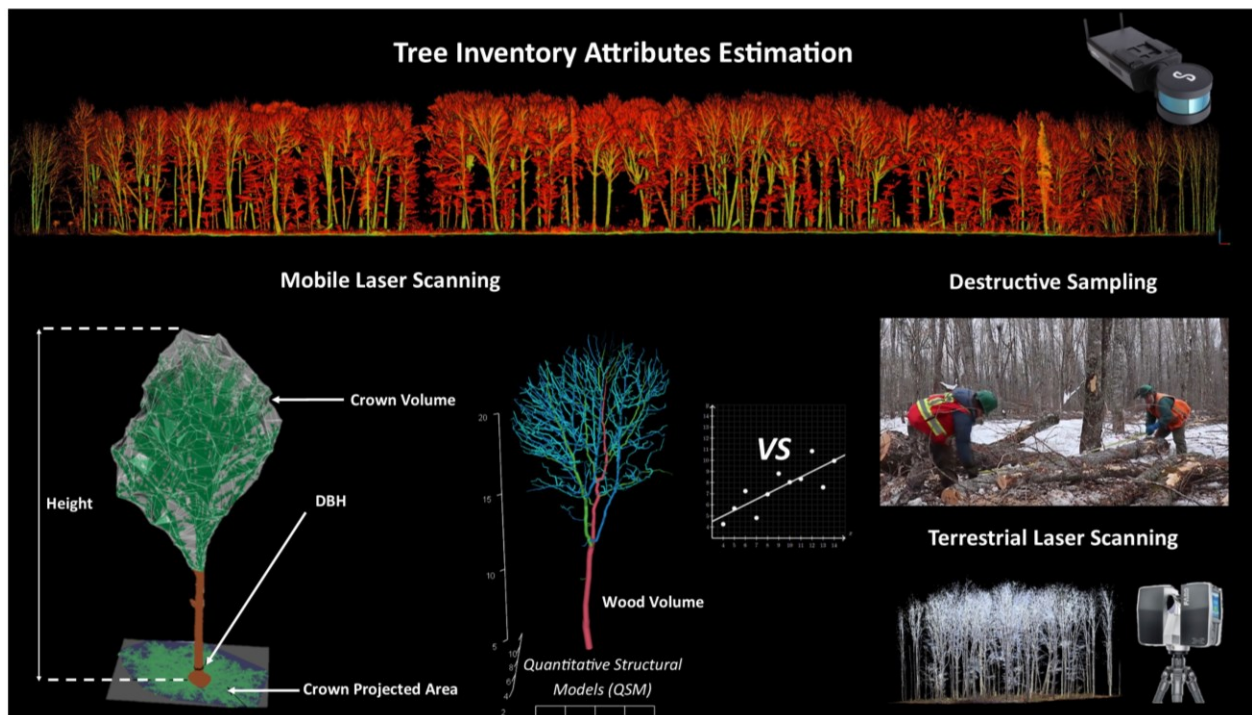


Figure 21. Résumé graphique de l'Article II réalisé dans le cadre du projet Digital Timberland.

**Amélioration de l'inventaire forestier à l'aide de nuages de points à haute densité acquis par drone lidar et lidar mobile :  
étude de cas en forêts feuillues tempérées**

PARTIE II : ARTICLES



---

**4      ARTICLE I: ESTIMATION OF NORTHERN HARDWOOD FOREST INVENTORY ATTRIBUTES  
USING UAV LASER SCANNING (ULS): TRANSFERABILITY OF LASER SCANNING METHODS AND  
COMPARISON OF AUTOMATED APPROACHES AT THE TREE- AND STAND-LEVEL**

Estimation des attributs de l'inventaire forestier des feuillus nordiques à l'aide de drone lidar  
(ULS) : Transférabilité des méthodes de balayage laser et comparaison des approches  
automatisées au niveau de l'arbre et du peuplement.

---

**Auteurs :**

Bastien Vandendaele <sup>1,4\*</sup>, Richard A. Fournier <sup>1</sup>, Udayalakshmi Vepakomma <sup>2</sup>, Gaetan Pelletier <sup>3</sup>,  
Philippe Lejeune <sup>4</sup> and Olivier Martin-Ducup <sup>5</sup>

<sup>1</sup> Department of Applied Geomatics, Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection  
(CARTEL), Université de Sherbrooke, 2500, Boul. de l'Université, Sherbrooke, QC J1K 2R1,  
Canada; richard.fournier@usherbrooke.ca

<sup>2</sup> FPInnovations, 570 Boul. Saint-Jean, Pointe-Claire, QC H9R 3J9, Canada;  
udayalakshmi.vepakomma@fpinnovations.ca

<sup>3</sup> Northern Hardwoods Research Institute Inc., 165 boulevard Hébert, Edmundston, NB E3V 2S8,  
Canada; gaetan.pelletier@hardwoodsnb.ca

<sup>4</sup> TERRA Teaching and Research Centre (Forest Is Life), Gembloux Agro-Bio Tech, University of  
Liege, Passage des Déportés 2, 5030 Gembloux, Belgium; p.lejeune@ulg.ac.be

<sup>5</sup> AMAP, IRD, CNRS, CIRAD, INRA, University Montpellier, botAnique et Modélisation de  
l'Architecture, des Plantes et des Végétations, TA A51/PS2, CEDEX 05, 34398 Montpellier, France;  
olivier.martin@ird.fr

\* Correspondance: bastien.vandendaele@usherbrooke.ca

**Revue :**

L'article I a été publié dans **Remote Sensing**:

Vandendaele, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P., Martin-Ducup, O.  
Estimation of Northern Hardwood Forest Inventory Attributes Using UAV Laser Scanning  
(ULS): Transferability of Laser Scanning Methods and Comparison of Automated Approaches at  
the Tree- and Stand-Level. *Remote Sensing*. 2021, 13, 2796. <https://doi.org/10.3390/rs13142796>

**Résumé :** Le drone lidar (ULS) a le potentiel de soutenir les opérations forestières puisqu'il fournit des données à haute densité avec des conditions opérationnelles flexibles. Cette étude a exploré l'utilisation de données ULS pour l'estimation d'attributs structuraux dans un peuplement irrégulier de feuillus nordiques. Plus spécifiquement, notre étude visait à (1) évaluer la transférabilité d'algorithmes de détection et de segmentation d'arbres individuels (ITD) aux données ULS (c.-à-d., un ITD qui segmente les arbres à partir du MHC vs un ITD qui segmente les arbres à partir du nuage de points); et (2) comparer différentes approches automatisées d'estimation d'attributs d'inventaire forestier à l'échelle de l'arbre (hauteur, diamètre de la couronne (CD), diamètre à hauteur de poitrine (DHP)) et du peuplement (nombre d'arbres, surface terrière (BA), distribution diamétrale). Ces objectifs ont été étudiés sur des données ULS acquises en feuilles et hors feuilles et ont été comparés à des données ALS et TLS afin de mieux comprendre le potentiel et les défis des différents systèmes lidar et des différentes approches méthodologiques en forêts feuillues. Les meilleurs résultats permettant de caractériser les arbres individuels à partir des données ULS ont été obtenus hors feuilles, à l'aide d'un ITD ascendant basé sur le nuage de points. Ce dernier a surpassé l'ITD basé sur le MHC, améliorant la précision de la détection des arbres (de 50 % à 71 %), de la délimitation des couronnes (de  $R^2 = 0,29$  à  $R^2 = 0,61$ ) et de la prédiction du DHP des arbres (de  $R^2 = 0,36$  à  $R^2 = 0,67$ ), par rapport aux valeurs estimées à partir des données TLS de référence. Des améliorations majeures ont été observées pour la détection des arbres dans la couche inférieure de la canopée (de 9 % avec le ITD basé sur le MHC à 51 % avec le ITD basé sur le nuage de points) et dans la couche intermédiaire de la canopée (de 24 % avec l'ITD basé le MHC à 59 % avec le ITD basé sur le nuage de points). En feuilles, les données lidar des systèmes aériens présentent une occlusion substantielle du signal causée par la canopée supérieure. Dans ces conditions, le ITD basé sur le MHC n'a pas été en mesure de détecter les arbres situés sous la canopée (de 5 % à 15 % des arbres détectés dans les couches inférieures et intermédiaires de la canopée, respectivement), engendrant un taux de détection total des arbres d'environ 40 % pour les données ULS et ALS. La méthode d'ajustement de cylindres appliquée aux données ULS (hors feuilles) n'a pas permis d'estimer le DHP avec une précision suffisante pour répondre aux normes de l'inventaire (RMSE = 7,4 cm, un biais = 3,1 cm et un  $R^2 = 0,75$ , comparé au TLS utilisé comme référence). Cependant, elle a généré des estimations plus précises du BA (+3,5 %) et de la distribution diamétrale du peuplement que les modèles allométriques (-

12,9 %), par rapport aux mesures *in situ* sur le terrain. Les résultats obtenus hors feuilles sur les données ULS à haute densité avec l'ITD de type ascendant (ou « *bottom-up* ») sont toutefois prometteurs pour l'estimation d'attributs structuraux à l'échelle de l'arbre individuel et du peuplement, offrant de nouvelles opportunités pour appuyer l'inventaire et les opérations forestières en forêt feuillue.

**Mots clés:** Drone lidar (ULS) ; feuillus ; forêt irrégulière ; détection et délimitation d'arbres individuels (ITD) ; inventaire forestier ; diamètre à hauteur de poitrine (DBH) ; lidar aérien (ALS) ; lidar terrestre (TLS) ; outils analytiques à code source ouvert.

**Abstract:** UAV laser scanning (ULS) has the potential to support forest operations since it provides high-density data with flexible operational conditions. This study examined the use of ULS systems to estimate several tree attributes from an uneven-aged northern hardwood stand. We investigated: (1) the transferability of raster-based and bottom-up point cloud-based individual tree detection (ITD) algorithms to ULS data; and (2) automated approaches to the retrieval of tree-level (i.e., height, crown diameter (CD), DBH) and stand-level (i.e., tree count, basal area (BA), DBH-distribution) forest inventory attributes. These objectives were studied under leaf-on and leaf-off canopy conditions. Results achieved from ULS data were cross-compared with ALS and TLS to better understand the potential and challenges faced by different laser scanning systems and methodological approaches in hardwood forest environments. The best results that characterized individual trees from ULS data were achieved under leaf-off conditions using a point cloud-based bottom-up ITD. The latter outperformed the raster-based ITD, improving the accuracy of tree detection (from 50% to 71%), crown delineation (from  $R^2 = 0.29$  to  $R^2 = 0.61$ ), and prediction of tree DBH (from  $R^2 = 0.36$  to  $R^2 = 0.67$ ), when compared with values that were estimated from reference TLS data. Major improvements were observed for the detection of trees in the lower canopy layer (from 9% with raster-based ITD to 51% with point cloud-based ITD) and in the intermediate canopy layer (from 24% with raster-based ITD to 59% with point cloud-based ITD). Under leaf-on conditions, LiDAR data from aerial systems include substantial signal occlusion incurred by the upper canopy. Under these conditions, the raster-based ITD was unable to detect low-level canopy trees (from 5% to 15% of trees detected from lower and intermediate canopy layers, respectively), resulting in a tree detection rate of about 40% for both ULS and ALS

data. The cylinder-fitting method used to estimate tree DBH under leaf-off conditions did not meet inventory standards when compared to TLS DBH, resulting in RMSE = 7.4 cm, Bias = 3.1 cm, and  $R^2 = 0.75$ . Yet, it yielded more accurate estimates of the BA (+3.5%) and DBH-distribution of the stand than did allometric models (-12.9%), when compared with in situ field measurements. Results suggest that the use of bottom-up ITD on high-density ULS data from leaf-off hardwood forest leads to promising results when estimating trees and stand attributes, which opens up new possibilities for supporting forest inventories and operations.

**Keywords:** UAV laser scanning (ULS); hardwood; uneven-aged forest; individual tree detection and delineation (ITD); forest inventory; diameter at breast height (DBH); airborne laser scanning (ALS); terrestrial laser scanning (TLS); open-source analytic tools.

#### 4.1 Introduction

Achieving sustainability in timber supply requires forest managers to evaluate the short- and long-term ecological and economic consequences of their silvicultural treatments based on the actual and predicted forest conditions. Forest planning processes over decades involve breaking down decision-making into three components: strategic ( $\approx 20$  years), tactical ( $\approx 5$  years), and operational ( $\approx 1$  year) (see [1,2]). The operational level focuses on scheduling harvest crews on a monthly or weekly basis and on optimizing wood flow. Accurate and up-to-date knowledge on the distribution of tree size, species, health, and growth of forest stands are essential for the planning and monitoring of forest operations. Tree-by-tree measurements are typically carried out in situ on forest sample plots and up-scaling approaches are used to assess forest resources over larger areas. However, the high labor and time costs of these conventional inventory techniques [3] currently lead to either the implementation being avoided all together or to sample size being reduced dramatically, thus limiting spatial and temporal resolution of field surveys and rendering them inadequate to provide high-resolution stand and tree characterization.

Limitations associated with current inventory practices are particularly acute for the management of uneven-aged forests, where objectives are usually consistent with close-to-nature silvicultural practices [4,5]. This leads to an increase in sophistication of silviculture regimes and is based on current stand and microsite conditions [6]. Instead of clearcutting or regular shelterwood systems, this approach often relies on long-term irregular shelterwood and individual

tree selection regimes that require repeated interventions. This aims to regenerate the stand continuously and increase species richness while leaving some permanent forest cover to promote favorable forest development [7]. In this context, improving timber quality through better selection of trees to remove and a stronger focus on the conditions that are desired post-harvest are key management objectives. Improved inventory methods, therefore, are needed to support these complex interventions [8].

The past two decades have seen significant progress in the development of laser scanning techniques for improving forest inventories beyond photo-interpretation methods [9–12]. Airborne laser scanning (ALS) systems have become a dominant form of support for predicting forest biophysical/inventory attributes at the plot- and stand -levels [13]. Continuous advances in technological developments allow the acquisition of higher density ALS data ( $>12$  points/m<sup>2</sup>), making it possible to derive individual tree attributes (see [14–21]). In this context, numerous algorithms have been developed for individual tree detection and delineation (ITD) from LiDAR point clouds (see [22–24] for reviews). ITD algorithms are generally based on three sequential steps involving tree detection, tree delineation, and tree attribute estimation [25]. The tree detection step can be raster-based, point cloud-based, or a combination of the two [22,25]. Raster-based ITD usually involves tree top detection (e.g., local maximum, image binarization, or template matching [16]) and crown delineation (e.g., valley-following, region-growing, or watershed segmentation [26,27]) from the canopy height model (CHM) to extract individual trees and further estimate their structural attributes (i.e., tree height and crown dimensions and predicted diameter at breast height (DBH), volume, or biomass, e.g., [28]). Point cloud-based ITD usually requires K-means clustering (e.g., [18,20,29–32]) or voxel-based tree segmentation techniques (i.e., [33,34]) to extract individual trees directly from the 3D point cloud and estimate their attributes through geometric modeling techniques (i.e., convex hull, alpha shape, super quadratic or Hough transform, e.g., [35–39]). So far, raster-based ITD is mostly used for ALS data processing [23] because it is computationally efficient over large forest areas and, unlike point cloud-based ITD, it is also more widely available and simpler to implement for the user.

However, the use of ITD approaches using ALS data remains operationally limited and is still under investigation [40]. This is mainly due to these approaches' limited applicability to

heterogeneous forest structures and the challenge that is associated with detecting understory trees (see benchmarks [41–44]). Crown of hardwood trees are also particularly difficult to detect for ITD algorithms, as a single tree can produce multiple crowns. ITD algorithms from terrestrial laser scanning (TLS) data are also available [45], but their adaptability and performance with respect to aerial LiDAR data is still unclear. The success of ITD depends on multiple factors, such as the density and the stand configuration [27,46–48], the point density of the LiDAR acquisition [49,50], the foliage condition [51–53], and the type of ITD algorithm that is applied (e.g., [30,42]). Research into ITD development is still actively needed to overcome the previously mentioned challenges and limitations.

With the recent accessibility of fully integrated compact LiDAR systems (i.e., laser scanner unit, GPS receivers, and inertial measurement unit (IMU)) and the continuous progress being made regarding unmanned aerial vehicles (UAVs) [54,55], UAV laser scanning systems (ULS) are becoming increasingly accessible for a wide range of applications [56], including forestry. The potential of UAVs for forestry lies in: (i) their flexible navigation systems that allow adapted flying patterns; (ii) their limited logistics and deployment permitting flights as needed in narrow window periods; and (iii) their ability to fly lower and slower than ALS or helicopters with an aerial perspective. In addition, ULS systems have certain advantages over ground-based data collection, for example: (i) they are not affected by the constraints of terrain access and the degradation of the Global Navigation Satellite System (GNSS) signals under the canopy [57]; (ii) the flexibility of their flying patterns facilitates multiple views of all points of a scene, which in turn reduces signal occlusion, an issue for all LiDAR systems; and (iii) their point density resolution can easily be adjusted during the flight configuration, permitting the collection of high (50 points/m<sup>2</sup> [58,59]), very-high (1500 points/m<sup>2</sup> [60]), to ultra-high (4000 points/m<sup>2</sup> [61]) density point clouds, thereby decreasing the boundaries between the ALS and TLS systems [57,62]. Most of all, the emergence of high-density ULS point clouds brings new opportunities to characterize forest resources at the tree-level.

ULS systems represent an interesting alternative to aerial surveys for small (up to 4 ha) to medium (4–400 ha) size areas. Such areas may be costly for an ALS data collection [63] or require too much time for full coverage by ground-based units [64]. More and more studies have

demonstrated that ULS provides accurate data with good repeatability [58,65–68] and has great potential to support forest inventories (e.g., [57,66–72]). Transferability of ITD to ULS data is now actively being investigated (e.g., [73–77]). Despite encouraging results, most recent studies were conducted on softwood stands or on planted forests. There is still little scientific information regarding the potential of ULS systems on heterogeneous mixedwood or hardwood forests [59,78,79]. The structural complexity of these forest types, which pose additional challenges to the ITD algorithms, also increases the difficulty of validating results at the tree-level [49].

The main objective of this study was to investigate methodological approaches using ULS data to estimate forest inventory attributes from a naturally grown hardwood stand. This was accomplished by: (i) assessing the transferability of ITD algorithms that were developed for processing ALS and TLS data to ULS data that were collected under various canopy conditions (i.e., leaf-on and leaf-off); and (ii) comparing automated approaches for the retrieval of forest inventory attributes at the tree-level (i.e., height, crown diameter (CD), DBH) and at the stand-level (i.e., tree count, basal area (BA), DBH-distribution). For both sub-objectives, cross-comparisons between ALS, TLS, and ULS data were performed to provide a comprehensive understanding of the challenges facing various LiDAR data collection systems and processing algorithms. Results are expected to provide guidance in the use of ULS systems in supporting hardwood forest management.

## 4.2 *Material*

### 4.2.1 Study Site

The study area (Figure 22) was located on a 25 ha stand in the McCoy Brook Forest, northeast of Edmundston (NB, Canada), about 320 m above sea level (47°27'01"N, 68°06'22"W). The area is located in the central uplands ecoregion in the Madawaska eco-district and belongs to the hardwood temperate zone [80]. The study site consisted of a 1 ha naturally grown hardwood stand with an uneven-aged structure. The last significant disturbance due to harvesting on this stand was about 100 years old. Sugar maple (*Acer saccharum* Marshall, 58%) is the dominant canopy tree species, with yellow birch (*Betula alleghaniensis* Britton, 16%), American beech (*Fagus grandifolia* Ehrhart, 11%), and red maple (*Acer rubrum* L., 6%) as co-dominant species. Suppressed understory trees are mainly juvenile balsam fir (*Abies balsamea* (L.) Miller, 9%).

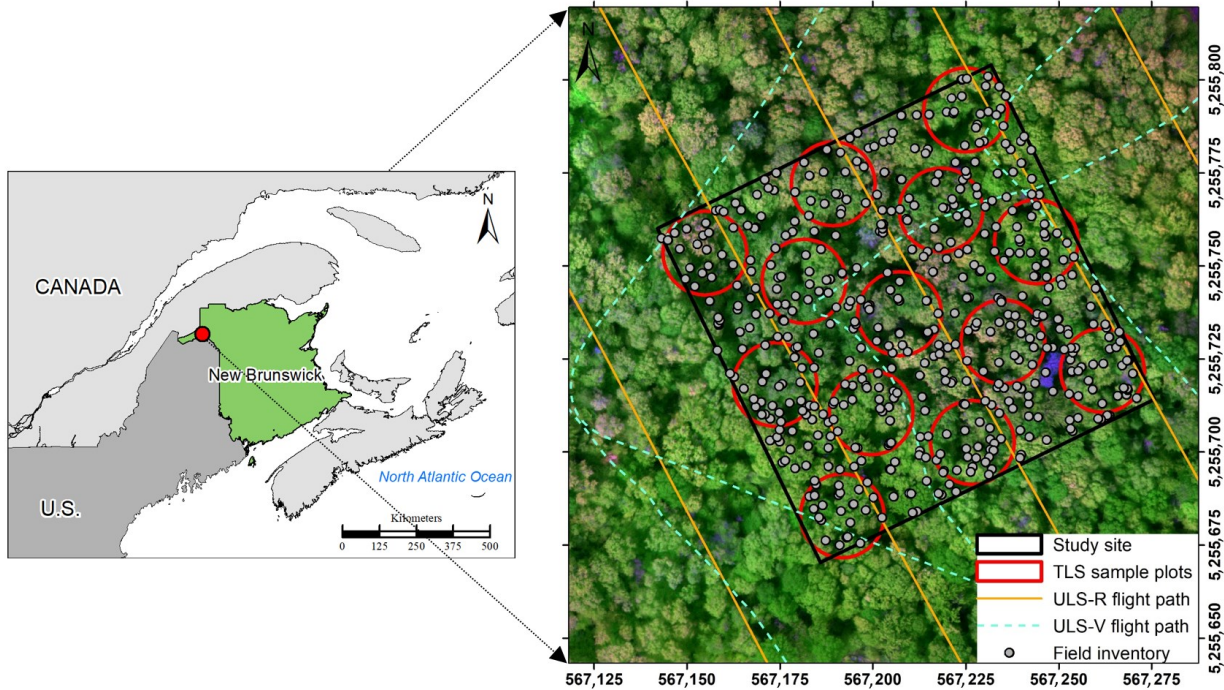


Figure 22. Study site located in McCoy Brook Forest, northeast of Edmundston, New Brunswick, Canada (WGS 1984 UTM-Zone 19N). List of abbreviations: UAV Laser Scanning (ULS) equipped with a Riegl Vux-1LR (ULS-R) sensor and a Velodyne HDL-32E (ULS-V) sensor; Terrestrial Laser Scanning (TLS).

#### 4.2.2 Field Inventory

Traditional field measurements were conducted in summer 2017 in the study site of 1 ha for all 477 merchantable stems of the stand ( $DBH \geq 9$  cm). Each tree was marked and numbered in the field, and geo-referenced using Topcon GNSS Real Time Kinematic (RTK) equipment. DBH (at 1.3 m) was measured with a measuring tape and tree height using a Haglöf Vertex IV hypsometer equipped with a T3 transponder (Haglöf Sweden, AB, Långsele, Sweden). The mean and median height of trees on the stand were 16.1 m and 16.2 m, respectively. The mean and median DBH of trees on the stand were 20.1 cm and 24.1 cm, respectively. The structural complexity of the stand can be captured in the DBH-distribution (Figure 23), which follows a reverse J-shaped curve [81], typical of uneven-aged stands.



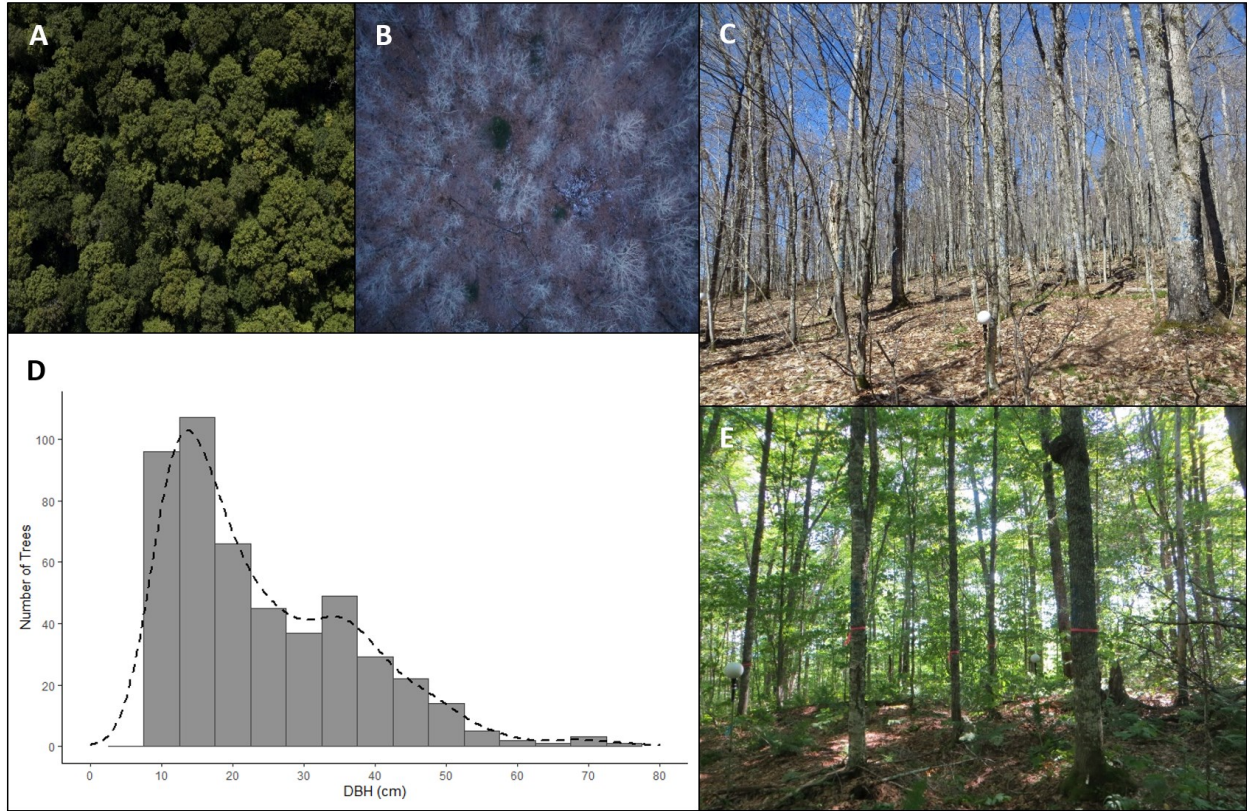


Figure 23. UAV photography that was taken above the study site during leaf-on (A) and leaf-off (B) acquisition, together with their corresponding in situ photographs ((C,E), respectively); (D) DBH-distribution by 5 cm diameter class of the 477 trees that were measured in the 1 ha study site.

#### 4.2.3 Terrestrial Laser Scanning (TLS) Data

The TLS data were collected in May 2017 using a FARO Focus3D S 120 (Faro Technologies Inc., Lake Mary, FL, USA). For the data acquisition, 13 circular sample plots (11.28 m radius) were established (Figure 22) to obtain laser point coverage of a subsample of trees ( $n = 258$ ) that were representative of the study site. Each plot was captured in leaf-off conditions from five scan positions to minimize signal occlusion: the plot center and along the north, east, south, and west plot edges, based on compass direction. The center-point of each TLS plot and two scan positions were measured with the RTK equipment used for the field inventory. They were used as ground control points (GCP) to georeference the TLS point cloud and served for co-registration with field inventory and aerial datasets [82]. The angular resolution between pulses was set to  $0.036^\circ$ , which resulted in a point spacing of 6.3 mm at 10 m distance from the scanner. Eight target

spheres (145 mm diameter) were distributed within the sample plots to serve as homologous points between scans and to enable scan co-registration. Mean absolute errors of scan co-registrations that were performed in FARO SCENE 5.5.3.16 software varied between 4.1 mm and 6.7 mm, with an average value of 5.4 mm.

#### 4.2.4 UAV Laser Scanning (ULS) Data



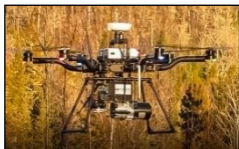

Two distinct ULS systems were deployed for unmanned aerial data acquisition. The first ULS system, which was subsequently referred to as ULS-V, consisted of a mid-range battery-powered hexacopter equipped with the commercial Phoenix Alpha ALS3-32 system (Phoenix LiDAR Systems, Los Angeles, CA, USA) which includes a Velodyne HDL-32E laser scanner (Velodyne, San Jose, CA, USA) and a KVH 1750 IMU/OEM6 GNSS receiver (NovAtel, Calgary, AB, Canada). ULS-V acquisition was conducted during leaf-off conditions in December 2015. The drone was manually piloted above the dedicated study site to capture the forest stand from different viewing positions. The flight path (Figure 22, blue trajectory) was performed at a mean flight altitude of ~40 m above the terrain and an average flying speed of 5 m/s. During the flight mission, a larger area around the site was covered by a total of 6 flight strips, of which the study site was present in three of these strips.

The second ULS system, which is subsequently referred to as ULS-R in this paper, consisted of a long-range gas-powered Renegade UAV helicopter (RME Geomatics, Carp, ON, Canada), equipped with the commercial Riegl VUX-1 LR laser scanner (RIEGL, Horn, Austria) and a KVH 1750 IMU/OEM6 GNSS receiver (NovAtel). ULS-R acquisition was carried out during leaf-on conditions in August 2016. The drone followed a regular scheme of parallel flight lines spaced 40 m apart (Figure 22, orange trajectory) at a mean flight altitude of around 185 m above the terrain and an average flying speed of 8.7 m/s. During the flight mission, a larger area around the site was covered by a total of 8 flight strips, of which the study site was present in three of these strips.

#### 4.2.5 Airborne Laser Scanning (ALS) Data

The ALS data across the study area were acquired under leaf-on conditions in June 2017 by the Government of New Brunswick, as part of a province-wide ALS acquisition campaign [83]. The data were collected with a Riegl Q680i scanner at an altitude of 1100 m above ground level (AGL). An overview of the system specifications and the resulting point cloud site is presented in Table 2 and Figure 24, respectively.

Table 2. Technical specifications of the deployed laser scanning systems, viz., Airborne Laser Scanning (ALS), UAV Laser Scanning (ULS) equipped with a Riegl Vux-1LR (ULS-R) sensor and a Velodyne HDL-32E (ULS-V) sensor, and Terrestrial Laser Scanning (TLS).

Parameter	ALS	ULS-R	ULS-V	TLS
Platform				
Sensor	Riegl LMS Q680i	Riegl Vux-1LR	Velodyne HDL-32E	FARO Focus 3D S 120
Acquisition conditions	Leaf-on (June 2017)	Leaf-on (August 2016)	Leaf-off (December 2015)	Leaf-off (May 2017)
Average flying altitude	1100 m	185 m	40 m	<i>na</i>
Pulse Repetition Frequency	310 kHz	600 kHz	700 kHz	244 kHz
Beam divergence	0.5 mrad	0.5 mrad	3 mrad	0.19 mrad
Field of view	[+30° to -30°]	[+40° to -40°]	[+ 10° to -30°] V x360° H	300° V x360° H
Accuracy	0.28 m @ 1100 m	1.5 cm @ 50 m	2.5 cm @ 50 m	6.3 mm @ 10 m
Wavelength	1550 nm	1550 nm	903 nm	905 nm
Echoes/pulse	5	7	2	1
Point density	27 points/m <sup>2</sup>	353 points/m <sup>2</sup>	1585 points/m <sup>2</sup>	60 K points/m <sup>2</sup>

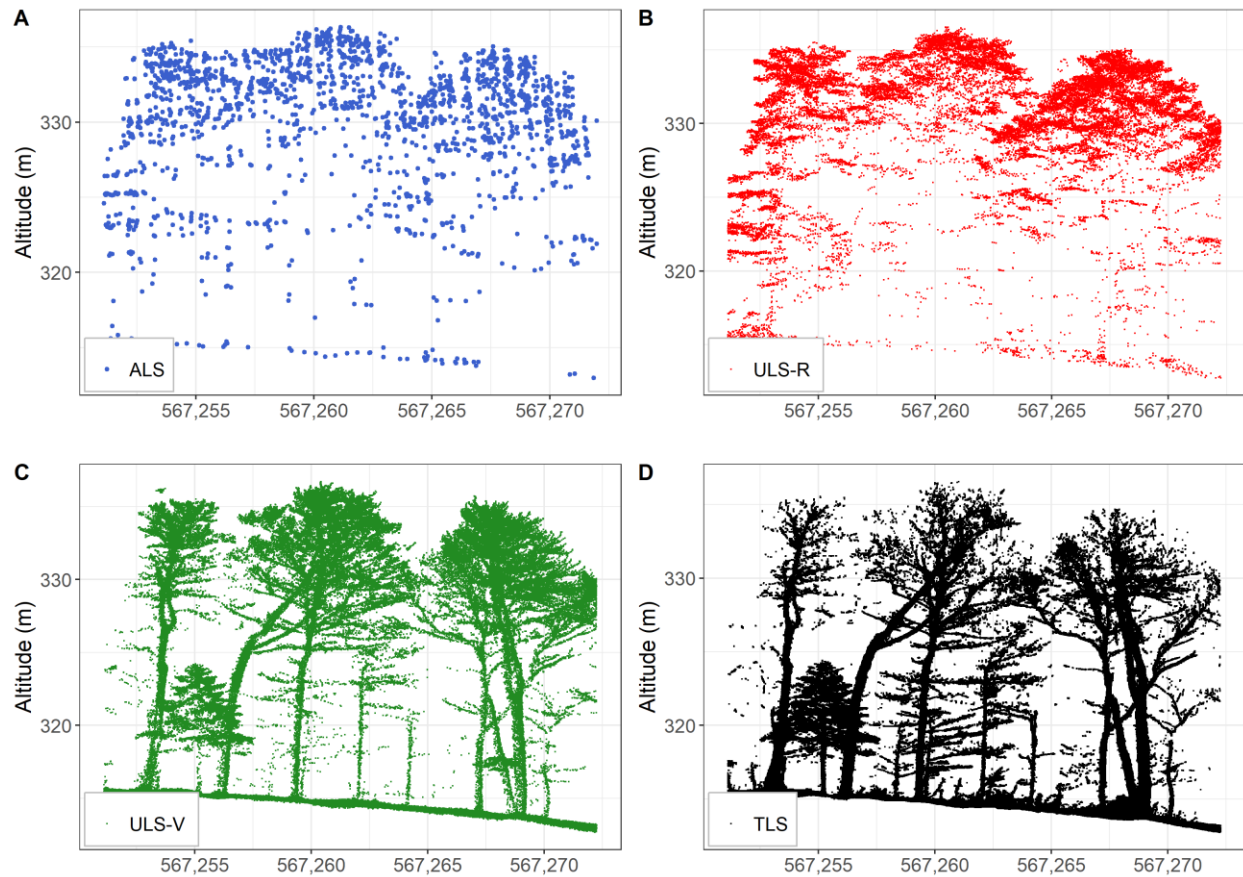


Figure 24. A 20 m-width slice in point clouds to illustrate the relative point density and 3D configuration acquired by each LiDAR system: (A) ALS (leaf-on conditions); (B) ULS-R (leaf-on conditions); (C) ULS-V (leaf-off conditions); and (D) TLS (leaf-off conditions).

### 4.3 Methods

#### 4.3.1 Experimental Design

We investigated the potential of ULS systems for the ITD and the estimation of forest structural attributes in an uneven-aged hardwood stand. Dealing with heterogeneous hardwood stands adds challenges when compared to plantations, coniferous stands, or even-aged stands. Method validation in such forest environments must consider:

1. Uncertainties when matching field measurements (location and DBH in the field) with aerial 3D point clouds that were collected from above the canopy. The complex form of hardwood crowns leads to:

- a. difficult identifications of crown apices compared to coniferous trees (convoluted vs. conical crown shape);
- b. offsets from the base of the trunk for leaning and forked trees, which are quite common in hardwood stands;
- c. confused crown identifications with respect to their neighborhoods, since crowns are often interlocked.

2. Inaccuracies that are inherent to field techniques for tree height and crown dimension measurements are commonly encountered in complex forest environments (see [3,84–86] for reviews).

We established a validation system at two scales (see Section 4.3.7), i.e., at the stand-level and at the individual tree-level (Figure 25), to deal with these uncertainties and inaccuracies. At the stand-level, field measurements of the 477 trees in the study site (Section 4.2.2) were collected to defined reference values for tree count, BA, and DBH-distribution. At the tree-level, 258 trees were extracted from the 13 multi-scan TLS plots (Section 4.2.3) to evaluate accuracy for: (i) tree detection; (ii) tree delineation; and (iii) three structural attributes (tree height, CD, and DBH). Tree heights that were estimated for trees from the leaf-off multi-scan TLS trees (Section 4.3.5.1) were used as the reference values because they were of higher accuracy when compared to field measurements, which was also observed in [85,86]. Using the same reasoning, we preferred TLS-driven estimates to field measurements as reference values for CD (Section 4.3.5.1) ([87–89]). During preliminary analysis, we confirmed that TLS-derived DBH using a conventional cylinder-fitting approach (Section 4.3.5.2) that provided accurate estimates (RMSE = 0.9 cm) compared to field measurements [39,90]. We therefore selected DBH that was estimated from TLS data as a reference at the individual tree-level. Recent studies (e.g., [91]) have also demonstrated the reliability of TLS as a validation tool for ULS data. Only the trees that were 6 m height or greater were recorded (i.e., in the ITD analysis, Section 4.3.4, and in the validation dataset) so that only merchantable trees were considered.

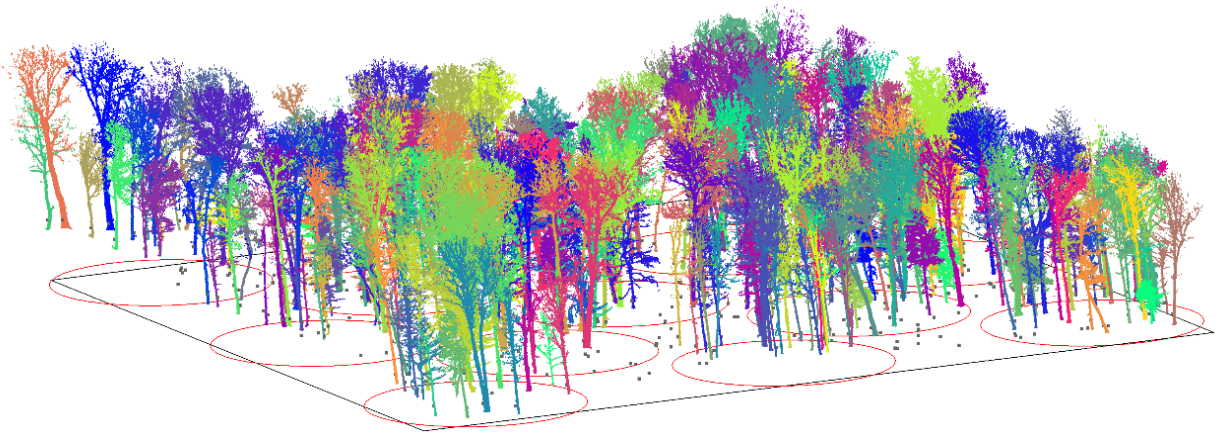


Figure 25. Illustration of the experimental design established for the study site. The field inventory included the geo-location of all trees (gray points) and delineation of all trees from the TLS point cloud within the 13 sample plots (colored trees).

#### 4.3.2 Global Workflow

The two sub-objectives of this study were achieved using a workflow that includes the following five steps (Figure 26): (1) co-registration of ULS-R and ULS-V data with ALS, TLS, and field inventory data (Section 4.3.3); (2) detection and delineation of individual trees (Section 4.3.4); (3) estimation of tree attributes, viz., tree height, CD, and DBH (the latter from either: (a) using an allometric predictive model that input height and CD as predictors; or (b) using a cylinder-fitting procedure on each tree stem (at 1.3 m above the base of the stem)) (Section 4.3.5); (4) estimation of stand-level attributes, viz., tree count, BA, and DBH-distribution (Section 4.3.6); and, additionally, (5) sensitivity analysis was performed at the stand-level to evaluate variation of tree count and BA to ITD parametrization that was used in this study (Section 4.3.7).

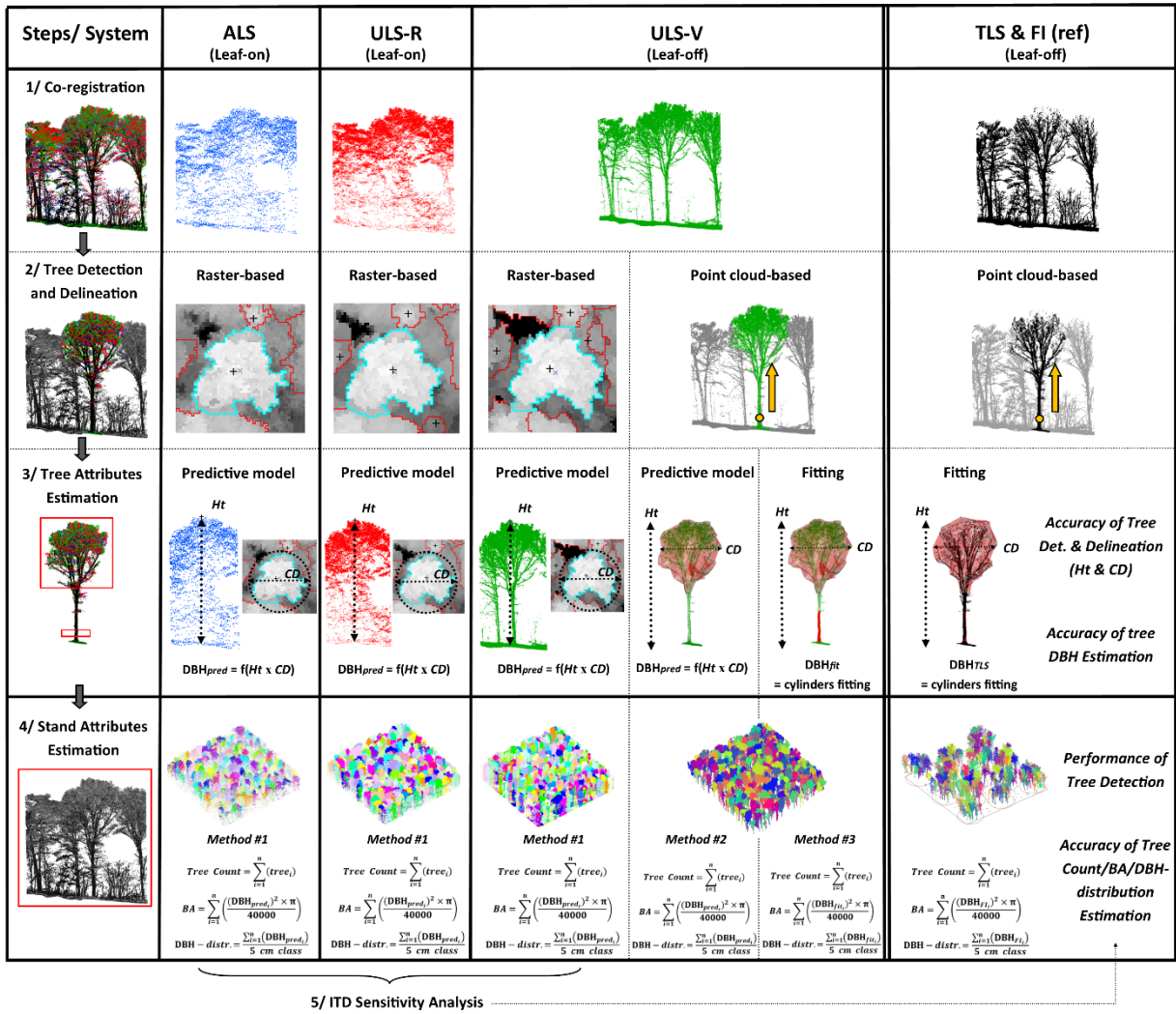


Figure 26. Global workflow illustrating the main steps applied to each aerial dataset, with TLS and FI as reference dataset (evaluation methods are written in italics). Abbreviations: ALS (Airborne Laser Scanning), ULS-R (UAV Laser Scanning—Riegl Vux-1LR), ULS-V (UAV Laser Scanning—Velodyne HDL-32E), TLS (Terrestrial Laser Scanning), FI (Field Inventory), Ht (Height), CD (Crown Diameter), DBH (Diameter at Breast Height),  $DBH_{pred}$  (DBH predicted),  $DBH_{fit}$  (DBH fitted), BA (Basal Area), and DBH distr. (DBH-distribution). Mathematical equations in steps 3 and 4 are described in Section 4.3.5 and 4.3.6, respectively. Methods #1, #2, and #3 are described in Section 4.3.5.2.

### 4.3.3 Data Co-Registration

The ALS point cloud was set as the reference dataset for data co-registration as suggested by the provincial government of New Brunswick and adopted by most land managers of the province. ULS-R and ULS-V point clouds were preprocessed, geo-referenced, and co-registered

against the ALS point cloud by the data provider (RME Geomatic and Phoenix Aerial Systems, respectively). A three-step procedure was applied to finely co-register the TLS point cloud with the field-inventory tree map and ALS and ULS datasets. First, a tree map was created from the TLS point clouds at 1.3 m AGL following the procedure that was suggested by [38] (Section 4.3.5.1). Second, coarse registration between TLS point clouds and the field-inventory tree map was performed by: (i) calculating the 3D roto-translation between the two tree maps using the “Iterative Closest Point (ICP)” tool that is available in CloudCompare [92]; and (ii) applying this 3D roto-translation to the TLS point clouds [93]. Third, a fine co-registration between TLS point clouds and the ULS-V geo-referenced point clouds was performed following the “K-4PCS” method used in [94]. This involved reducing the density of TLS point clouds (here set to one point/cm<sup>3</sup> using a voxel grid filter) to detect the main 3D key points that were necessary for the fine co-registration process. The latter was performed using the “fine registration (ICP) tool” that is available in CloudCompare. Figure 27 provides an example of the four co-registered datasets stacked together.

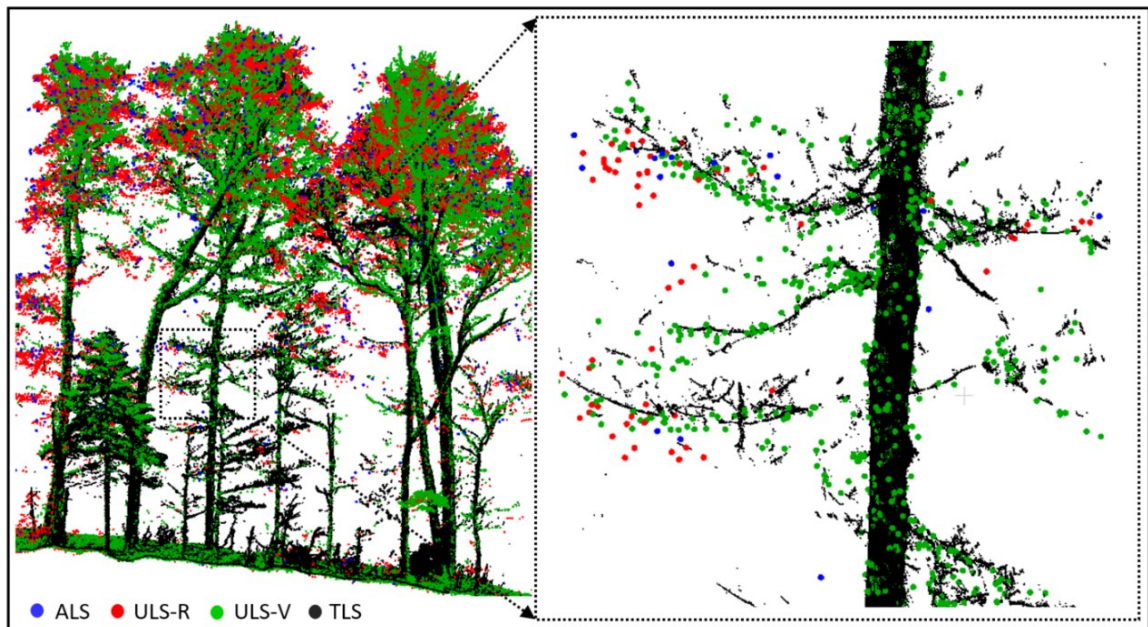


Figure 27. Co-registration of the ALS, ULS-R, ULS-V, and TLS point clouds with a zoom at the individual tree-level.



#### 4.3.4 Individual Tree Detection and Delineation (ITD)

The ITD algorithms that were used in this paper had been selected to be representative of the two main categories that are mainly used in the literature to process ALS and TLS data, i.e., raster-based and point cloud-based algorithms, respectively. One algorithm from each category was selected, among a pool of existing ITD algorithms available from recent studies and benchmarks [30,42–45,76,95,96] to assess their potential and limitations for transferability to ULS point clouds. The raster-based and point-based algorithms that gave the most accurate ITD results when visually compared to the TLS data were selected. As such, the raster-based ITD algorithm SEGMA [97] was selected to process the leaf-on ULS-R point cloud, while the point cloud-based ITD algorithm SimpleTree [36] was selected to process the leaf-off ULS-V point cloud. SEGMA was also applied to the leaf-off ULS-V point cloud to compare the results that were obtained by the two types of ITD algorithms from the same ULS-V raw point cloud (Figure 26). The leaf-on ALS point cloud was also processed using SEGMA to provide an additional comparison between ALS and ULS ITD results. TLS point clouds were processed semi-automatically, using: (i) the SimpleTree algorithm to detect and delineate individual trees; and (ii) CloudCompare software was used to visually inspect SimpleTree results and eventually manually improve tree delineation.

##### 4.3.4.1 Raster-Based ITD – SEGMA

Individual trees were detected and delineated from ALS, ULS-R, and ULS-V rasterized CHM (hereafter referred to as ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster, respectively) using SEGMA [30,97], which is a raster-based ITD algorithm developed in Python [98] and implemented in open-source in the Computree platform [99] (Figure 28). SEGMA ITD algorithm works on the CHM and involve six main steps: (i) creation of a pit-free CHM; the resolution of 25 cm was chosen based on [100,101] recommendations; (ii) adaptive Gaussian smoothing of the CHM and identification of its local maxima (Figure 28A); (iii) adaptive filtering of local maxima using exclusion distance criteria to identify tree tops; (iv) watershed delineation of individual tree crowns from the designed tree tops (Figure 28B); (v) iterative refinement of the delineated tree crowns on the basis of geometric quality criteria that were calculated from the crown shape and 3D features; and (vi) top to bottom delineation of trees in the point cloud from the delineated tree crowns (Figure 28C). CHM smoothing is largely controlled by the standard deviation ( $\sigma$ ) of

the CHM adaptive Gaussian filter. Higher sigma values lead to stronger CHM smoothing, resulting in a coarser tree crown delineation (and vice-versa). In this study, the sigma value was set to 0.45 (i.e., filter range = 3.46 m) and adjusted iteratively in Computree by visual comparison of the ITD results with the CHM and TLS reference trees.

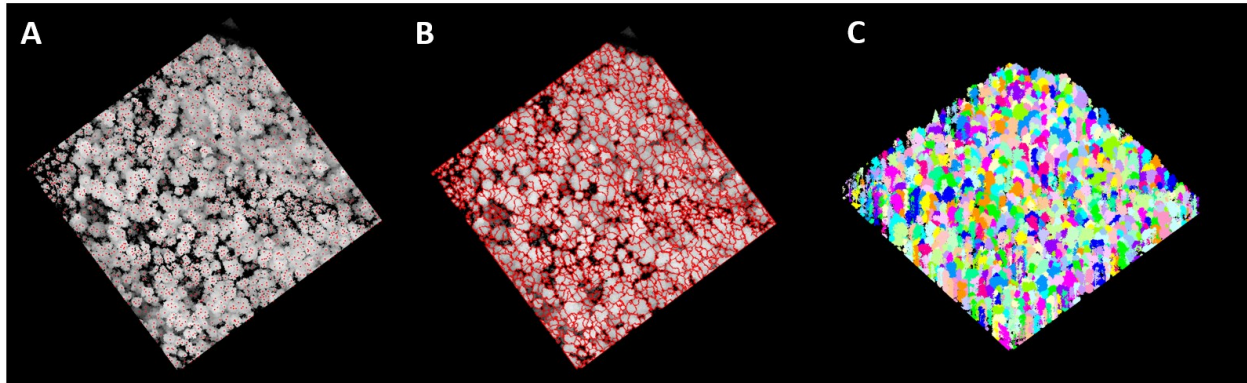


Figure 28. Summary of SEGMA main steps applied on the 1 ha (+ buffer) ULS-V rasterized CHM (ULS-V-Raster): (A) pit-free CHM at 25 cm resolution and initial identification of local maxima; (B) filtering of local maxima and watershed delineation of individual tree crowns; and (C) top to bottom delineation of individual trees in the point cloud.

#### 4.3.4.2 Point Cloud-Based ITD – SimpleTree

Individual trees from the ULS-V point cloud (hereafter referred to as ULS-V-Pcloud) were detected and delineated using SimpleTree [36], an open-source plugin that was developed in C++ and implemented in the Computree platform (Figure 29). One of the advantages of using SimpleTree for the point cloud-based ITD lies in the fact that it was initially developed and optimized to handle very high-density TLS point clouds with minimal parametrization. Therefore, it is quite fast when processing high-density ULS point clouds (~6 min for 1 ha (1585 points/m<sup>2</sup>) on a 32 Giga-byte RAM laptop). The SimpleTree ITD algorithm adopts a bottom-up approach, which implies that the stem base is identified first. It then uses this base as a seed to ascend the tree bole and delineate the entire tree. This is achieved by working directly in the raw point cloud (Figure 29A) following four main steps: (i) identification and extraction of vegetation points from the ground and creation of a digital terrain model from the ground points (DTM) (Figure 29A); (ii) extraction and de-noising of a horizontal slice around the DBH and isolation of individual tree stems using spatial Euclidean clustering (Figure 29B); (iii) bottom-up delineation of individual

trees using Dijkstra’s algorithm [102] (range set to 0.20 m; see [36,103,104] for a complete description); and (iv) de-noising of each delineated tree using Euclidean Clustering (Figure 29C).

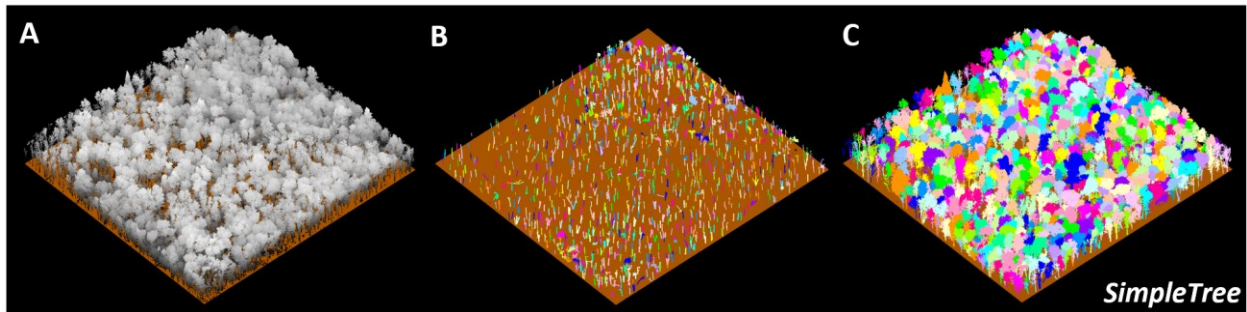


Figure 29. Summary of SimpleTree main steps that were applied on the 1 ha (+buffer) ULS-V point cloud (ULS-V-Pcloud): (A) initial point cloud with vegetation points isolated from the ground; (B) de-noising of a slice around the DBH and identification of individual tree stems; and (C) bottom-up tree delineated.

Individual trees from TLS sample plots were detected and delineated with SimpleTree, using the procedure that is described in this section. Parameters were adapted to the higher point density of TLS point clouds. Individual tree delineations also were visually inspected and eventually refined manually in CloudCompare.

#### 4.3.5 Tree-Level Structural Attributes Estimation

##### 4.3.5.1 Tree Height and Crown Diameter (CD)

Tree height was computed in SEGMA as the height of the local maximum for each tree that was identified in the ALS-Raster, ULS-R-Raster and ULS-V-Raster datasets (Section 4.3.4.1). Tree CD was also computed in SEGMA from the crown projected area ( $CD = 2 \times \sqrt{Crown\ projected\ area/\pi}$ ). SEGMA automatically refines its crown delineation process after computing individual tree attributes. To do so, the algorithm assigns a score to each delineated tree based on simple geometric criteria (e.g., minimum point density, ratios between tree height and CD), with eventual removal of erroneously detected trees to improve the ITD [30,97].

Tree height was computed in the R environment [105] for each tree that was delineated by SimpleTree from the ULS-V-Pcloud (Section 4.3.4.2). To do so, the vertical distance is computed between the highest point of the tree and the ground surface elevation directly beneath it. Tree CD

was computed for each tree in R following the method that was proposed by [106] (Figure 30). This method involves five steps for identifying the crown-based height (CBH) of the tree and then computes CD from the projected area of the classified crown points ( $CD = 2 \times \sqrt{\text{Crown projected area}/\pi}$ ) by:

- i. vertically dividing the tree point cloud into 10-cm height clusters;
- ii. fitting convex hull polygons to xy-coordinates of each cluster along the tree bole;
- iii. calculating maximum Euclidean distance between the centroid of each convex hull and its vertices, and plotting the results along the z-axis (Figure 30A);
- iv. identifying the CBH of the tree by fitting a segmented (piecewise) regression to the plotted points using the Segmented R package [107] (the CBH is defined as the lowest breakpoint (knot) of the segmented regression, which corresponds to the height where the regression slope starts to increase sharply because of the presence of branches) (Figure 30A “Breakpoint”); and
- v. classifying the points above the CBH as belonging to the crown (Figure 30B), and using them to compute CD.

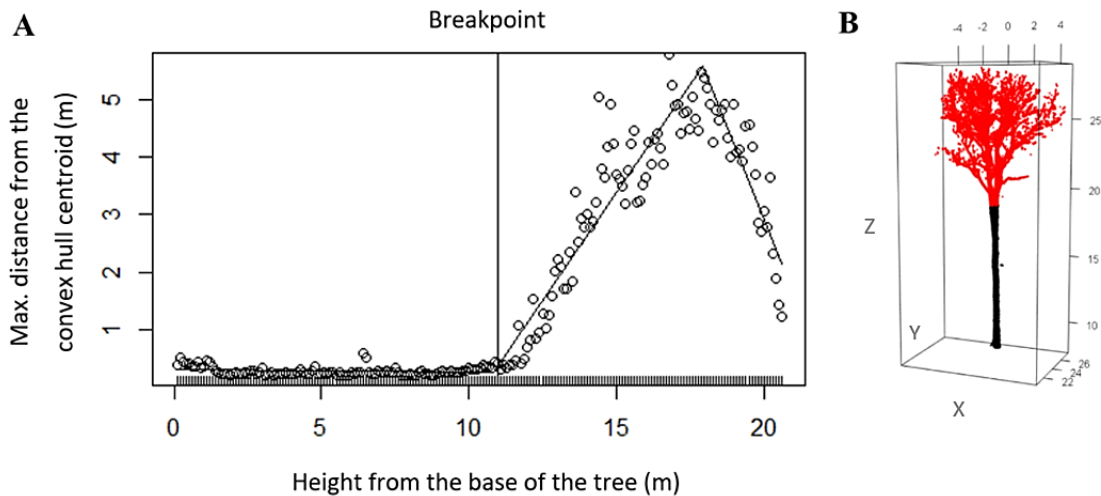


Figure 30. Crown-based height (CBH) identification of a tree that was delineated from the ULS-V-Pcloud using the method proposed by [106]. (A) The CBH is defined as the lowest breakpoint of the segmented regression, which corresponds to the point where the maximum distance from the convex hull centroid starts increasing sharply because of the presence of branches; (B) crown points are identified in red (i.e., points above the CBH) on the delineated point cloud.

Each tree crown with unnatural dimensions (i.e., an erroneously delineated tree) was automatically removed based on simple geometric criteria (e.g., minimum point density, ratios between tree height, and CD) to improve SimpleTree ITD.

Tree height from each tree that was delineated from TLS point clouds (Section 4.3.4.2) was estimated in R by calculating the vertical distance between the highest point of the tree and the ground surface elevation directly below it. Tree CD from each TLS tree was computed following the five-step procedure [106] that is described in this section. We also added a visual inspection step and an eventual manual adjustment of CBH performed in R for a last verification of the estimated TLS tree height and CD.

#### 4.3.5.2 Diameter at Breast Height (DBH)

Three methods were investigated for estimating tree DBH from the delineated trees:

1. Predicting DBH using height and CD allometry (Equation (3)) from raster-based ITD trees [28];
2. Predicting DBH using height and CD allometry (Equation (3)) from point cloud-based ITD trees [49];
3. Estimating DBH using a cylinder-fitting algorithm onto tree stems [39,45,90].

The choice of the approach differed from one dataset to another, and was guided by the level of detail in the point cloud for a given acquisition configuration (Figure 24). Method #2 and method #3 are more restrictive than method #1, as the tree stems need to be recorded in the 3D point cloud for these methods to work. As such, method #2 and method #3 were only assessed on the ULS-V-Pcloud data. ULS-V-Pcloud data was processed with each method (Figure 26): (i) to compare the accuracy of DBH predicted from a point cloud-based ITD and a raster-based ITD (method #1 vs. method #2); and (ii) to compare the accuracy of DBH predicted against DBH fitted with cylinders from the same ULS-V-Pcloud trees (method #2 vs. method #3). The idea behind method #2 is that in some cases, there might be sufficient numbers of points on the stems to allow a bottom-up ITD, but not enough points to perform an accurate cylinder-fitting procedure. The latter deficiency prevents the use of the cylinder-fitting approach, but allows DBH to be predicted through the use of allometric relationships (for example, see [49]).

Predicted DBH (hereafter, referred to as  $DBH_{pred}$ ) from ALS-Raster, ULS-R-Raster, ULS-V-Raster, and ULS-V-Pcloud trees was estimated using the model that was proposed by [28], and which was developed for the angiosperm forest type (Nearctic realm). This allometric model was adapted to local conditions using the TLS data. To do so, we performed a gradient descent analysis using  $Ht$ ,  $CD$ , and  $DBH$  from the TLS reference trees to refine the model coefficients of the original equation from [28], which resulted in:

$$DBH_{pred} = \exp [-0.625 + 0.84 \ln(Ht \times CD)] + \exp (\sigma^2/2) \quad (3)$$

where  $\sigma^2$  is the mean-square error of the regression,  $Ht$  is the tree height (m), and  $CD$  is the crown diameter (m).

Fitted DBH (hereafter, referred to as  $DBH_{fit}$ ) from ULS-V-Pcloud trees was estimated using the cylinder-fitting algorithm that is available in Computree [34,78,88,108]. The algorithm (Figure 31) proceeds in five main steps: (i) extraction of a stem slice (Figure 31A); (ii) clustering of the stem slice into horizontal clusters (20 cm widths, Figure 31B); (iii) aggregation of clusters into logs, based on their relative vertical and horizontal positions (Figure 31C); (iv) fitting cylinders (50 cm height [109]) onto the log using nonlinear least-squares estimation (Figure 31D); and (v) interpolation of tree DBH from the cylinders around 1.3 m above the ground surface (Figure 31E). Stem location was considered to be the center of the computed  $DBH_{fit}$ . A cylinder-fitting procedure, which was similar to the one used for  $DBH_{fit}$ , was applied to estimate TLS DBH (hereafter, referred to as  $DBHTLS$ ), but parameters were adapted to the higher point density of the TLS point cloud.

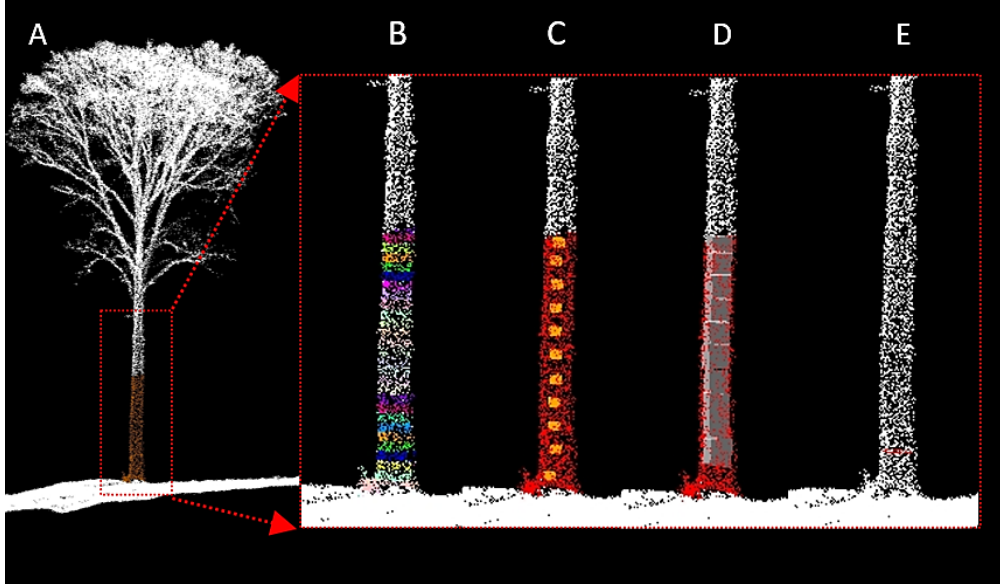


Figure 31. Tree cloud delineated from ULS-V-Pcloud with a slice of stem around the DBH; (B) clustered stem; (C) merged clusters into logs; (D) cylinder fitted onto the log; and (E) DBH estimate.

#### 4.3.6 Stand-Level Inventory Attribute Estimation

Tree count, BA, and DBH-distribution were respectively estimated, as follows:

$$Tree\ Count = \sum_{i=1}^n (tree_i) \quad (4)$$

$$BA = \sum_{i=1}^n \left( \frac{(DBH_{pred/fit_i})^2 \times \pi}{40,000} \right) \quad (5)$$

$$DBH - distribution = \frac{\sum_{i=1}^n (DBH_{pred/fit_i})}{5\ cm\ class} \quad (6)$$

where  $tree_i$  is the tree that was delineated from the CHM or point cloud (Section 4.3.4), and  $DBH_i$  is the DBH of  $tree_i$  that was estimated (Section 4.3.5.2). These estimates were: (i)  $DBH_{pred}$ , which was predicted from ALS-Raster, ULS-R-Raster ULS-V-Raster, and ULS-V-Pcloud  $tree_i$  (Equation (3)); and (ii)  $DBH_{fit}$ , which was estimated from ULS-V-Pcloud  $tree_i$  using the cylinder-fitting approach.

## 4.3.7 Evaluation Methods

### 4.3.7.1 ITD Performance

Tree detection performance was evaluated through two distinct assessment analyses. First, ITD performance was assessed at the stand-level by comparing the number of trees that were detected (hereafter, referred to as  $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$ ) from ALS-Raster, ULS-R-Raster, ULS-V-Raster, and ULS-V-Pcloud (Section 4.3.4) to the total number of field-measured trees ( $N = 477$ ). The tree crown polygons that overlapped the boundary of the stand were counted when their local maxima were located inside the stand.

Second, the ITD accuracy was further evaluated as the proportion of  $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$  from ALS-Raster, ULS-R-Raster, ULS-V-Raster, and ULS-V-Pcloud that were paired with a TLS tree (hereafter, referred to as  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$ ), to the number of TLS trees ( $N = 258$ ). This second step was only assessed within the TLS sample plots, as the TLS data did not cover the entire study site (see Figure 22). Following forestry inventory standards, a multi-stem tree is considered to be one tree if the beginning of the fork is above 1.3 m AGL. Conversely, it is inventoried as multiple trees if the fork is below 1.3 m AGL. Trees that were identified as multiple trees by the field inventory, but as one tree in the TLS dataset (i.e., 21 trees; 7%), were problematic for validating ITD performance. Therefore, they were excluded from the second analysis.

Our tree matching algorithm that identified  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$  was implemented in R, and it was derived from the three-step procedure proposed by [43]. We set the TLS tree crown centroid as reference for the matching procedure instead of using the x,y value at the bottom of the stem [43]. This minimized matching errors for tilted or curved stems. Crown centroids of ALS/ULS trees (hereafter, referred to as “test”) were used to test any possible match with TLS tree crown centroids (hereafter, referred to as “reference”). The first step involves “candidate searching”. It sorts test trees by height and the matching procedure processes from the highest to the lowest test tree. Candidate reference trees are determined using the neighborhood criterion  $\Delta D_{2D}$  and a height criterion  $\Delta H$  (Table 3). The second step involves “candidate voting.” It ranks candidate reference trees based on their  $\Delta H$  and  $\Delta D_{2D}$  with the test tree. The reference tree becomes the new best-voted candidate when  $\Delta H$  is the smallest and  $\Delta D_{2D}$  is  $\leq 2.5$  m from the initial candidates. The third step



involves “candidate testing.” This step evaluates the score of all best-voted candidate reference trees against the surrounding test trees. Two trees form a matched pair when the best-voted test tree is the closest tree with the smallest height difference. Search radius distances (Table 3) were determined empirically by testing different settings on a subset of the study site and visually interpreting the quality of the matching results.

Table 3. Height and neighborhood criteria for the candidate search.  $H_{Test}$ , height of test tree;  $\Delta H$ , height difference between test (i.e., ALS/ULS tree crown centroid) and reference (i.e., TLS tree crown centroid);  $\Delta D_{2D}$ , 2D distance between test and reference trees.

Criterion	Height Test & Distance Test	Distance Test
1	$H_{test} < 10 \text{ m} \ \& \ \Delta H < 2.5 \text{ m}$	$\Delta D_{2D} < 3 \text{ m}$
2	$10 \text{ m} \leq H_{test} < 15 \text{ m} \ \& \ \Delta H < 3 \text{ m}$	$\Delta D_{2D} < 3.5 \text{ m}$
3	$H_{test} \geq 15 \text{ m} \ \& \ \Delta H < 4 \text{ m}$	$\Delta D_{2D} < 4 \text{ m}$

#### 4.3.7.2 Accuracy Assessment on Estimated Attributes

Accuracies of the tree-level estimated attributes (i.e., tree height, CD, and DBH<sub>pred</sub>) were evaluated by calculating the root-mean-square error (RMSE), bias, and coefficient of determination ( $R^2$ ):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}, \quad (7)$$

$$bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i), \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2}, \quad (9)$$

where  $n$  is the number of  $N_{trees_{paired}}$  (i.e., number of tree<sub>*i*</sub> detected and paired with their TLS reference tree),  $\hat{y}_i$  is the estimated attribute for tree<sub>*i*</sub>,  $y_i$  is the reference TLS attribute that was measured for tree<sub>*i*</sub>, and  $\bar{y}_i$  is the mean of the TLS reference attribute.

The performance of tree DBH<sub>fit</sub> from the cylinder-fitting procedure (Section 4.3.5.2) was achieved by calculating the number of successful fits among the ULS-V-Pcloud  $N_{trees_{paired}}$  ( $N = 183$ ). Furthermore, the accuracy of these successful DBH<sub>fit</sub> was assessed against their paired DBH<sub>TLS</sub>, and directly compared to DBH<sub>pred</sub> that was estimated from the same ULS-V-Pcloud trees.

The accuracies of the stand-level estimated attributes (i.e., tree count, BA, and DBH-distribution) were evaluated against the field measurements, given that TLS data did not cover the entire 1 ha study site. Both stand- and tree-level attributes that were estimated using raster-based ITD are dependent on the level of CHM smoothing (e.g., [110,111]). Therefore, an additional sensitivity analysis was conducted at the stand-level by varying sigma, i.e., the parameter defining the level of CHM smoothing. This was done to assess how the ITD parametrization can affect: (i) tree detection (i.e., in terms of tree count for a given sigma value); (ii) tree delineation accuracy (i.e., in terms of median tree height and median tree CD); and (iii) estimation of stand BA. A summary of the processing techniques that were used for estimating forest inventory attributes is provided in Table 4.

Table 4. Summary of methods that were used for individual tree detection and delineation (ITD), and for tree DBH estimation from each dataset for a given foliage condition.

Dataset	Canopy Condition		ITD Approach	DBH Approach	
	Leaf-On	Leaf-Off		SimpleTree	Predicted
ALS-Raster	x		x		x
ULS-R-Raster	x		x		x
ULS-V-Raster			x		x
ULS-V-Pcloud		x		x	x
FI & TLS (Ref)		x		x	x

#### 4.4 Results

##### 4.4.1 ITD Performance

Automatic ITD algorithms over the stand detected 57%–73% of  $N_{trees_{det}}$ , of which 40% to 71% were  $N_{trees_{paired}}$  (Table 5). The best ITD performance was obtained from the ULS-V-Pcloud dataset that was acquired in leaf-off conditions using the SimpleTree bottom-up ITD (Figure 32D), with a total of 71%  $N_{trees_{det}}$  and 71%  $N_{trees_{paired}}$  (Table 5). The best raster-based ITD performance was achieved in leaf-off conditions on ULS-V-Raster, with a total of 73%  $N_{trees_{det}}$  and 50%  $N_{trees_{paired}}$ .

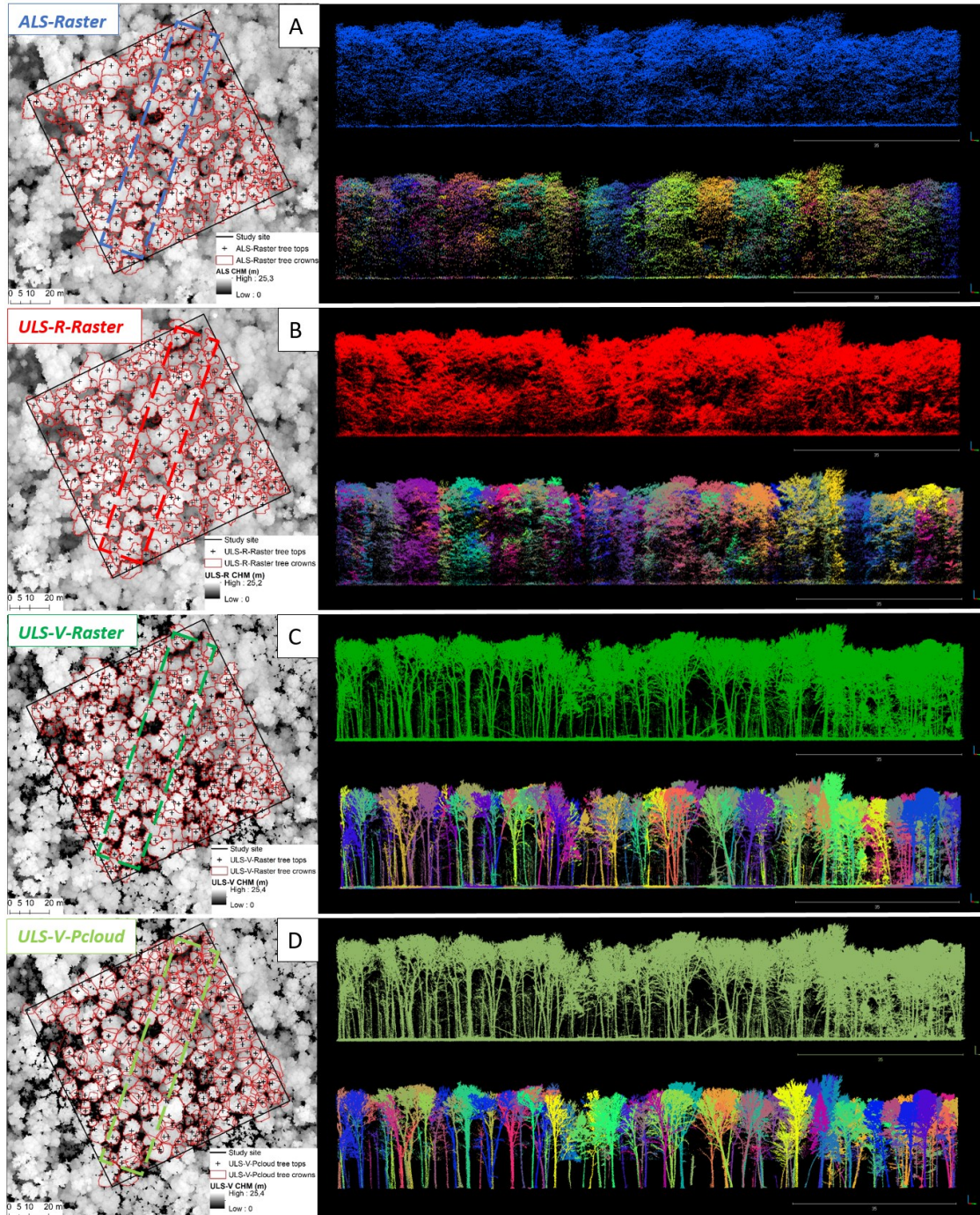


Figure 32. Total number of trees that were detected ( $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$ ) on the test site from (A) ALS-Raster (leaf-on); (B) ULS-R-Raster (leaf-on); (C) ULS-V-Raster (leaf-off); and (D) ULS-V-Pcloud (leaf-off). On the left is a graphical representation of the crowns that were identified by the ITD algorithm over the CHM. On the right is a representation of the original normalized point cloud (upper image) and the ITD results (lower image) from a slice of points of  $140 \text{ m} \times 20 \text{ m}$  across the stand (illustrated by dotted lines in the left hand images).

Table 5. Detailed ITD performance that was obtained from each aerial dataset with their main acquisition parameters and the ITD algorithm that was applied.  $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$  represents the total number of trees that detected over the stand among the  $N = 477$  trees that were measured in the field inventory ( $N_{\text{trees}_{\text{FI}}}$ ).  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$  represents the number of  $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$  that formed matched pairs with the  $N = 258$  TLS reference trees ( $N_{\text{trees}_{\text{TLS}}}$ ) and are presented by height class.

Dataset	Acquisition Parameters	ITD Approach	$N_{\text{trees}_{\text{det}}}$	$N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$ by Height Class			
				[6–12[ m	[12–18[ m	≥18 m	Total
ALS-Raster	Leaf-on (27 pts/m <sup>2</sup> )	SEGMA	275 (58%)	2 (5%)	18 (15%)	88 (91%)	108 (42%)
ULS-R-Raster	Leaf-on (353 pts/m <sup>2</sup> )	SEGMA	273 (57%)	1 (2%)	15 (13%)	87 (90%)	103 (40%)
ULS-V-Raster	Leaf-off (1585 pts/m <sup>2</sup> )	SEGMA	346 (73%)	4 (9%)	28 (24%)	96 (99%)	128 (50%)
ULS-V-PCloud		SimpleTree	340 (71%)	22 (51%)	70 (59%)	91 (94%)	183 (71%)
FI & TLS (ref)	Leaf-off (60 k pts/m <sup>2</sup> )	SimpleTree & Manual ITD	477 $N_{\text{trees}_{\text{FI}}}$	43 $N_{\text{trees}_{\text{TLS}}}$	118 $N_{\text{trees}_{\text{TLS}}}$	97 $N_{\text{trees}_{\text{TI}}}$	258 $N_{\text{trees}_{\text{TLS}}}$

Point density differences between ULS-R (353 points/m<sup>2</sup>, Figure 32A) and ALS point cloud (27 points/m<sup>2</sup>, Figure 32B), which were both collected under leaf-on conditions, did not change performance of the raster-based ITD for either  $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$  (58% and 57%, respectively) or  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$  (42% and 40%, respectively). A significant difference between  $N_{\text{trees}_{\text{det}}}$  was observed for leaf-on ULS-R-Raster (57%, Figure 32B; Table 5) versus leaf-off ULS-V-Raster (73%, Figure 32C; Table 5). However, a smaller difference was noted for  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$  with 40% for leaf-on ULS-R-Raster and 50% for leaf-off ULS-V-Raster. Again, the difference in point density between these two datasets (353 points/m<sup>2</sup> and 1585 points/m<sup>2</sup>, respectively) does not seem to have a major impact on the raster-based ITD results (Table 5).

ITD algorithms were further assessed for their ability to detect trees from multiple canopy layers using the TLS trees as reference (Figure 33; Table 5). Both point cloud-based and raster-based ITD were efficient for detecting trees in the upper canopy (over 90% of  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} \geq 18$  m height, for all datasets). However, the ability of raster-based ITD to detect trees in the intermediate (12–18 m height class) and lower canopy layers (6–12 m height class) was gradually

lower, with detection rates varying from 13% to 24% and from 2% to 9%, respectively. The graphical comparison of ULS-V-Pcloud and ULS-V-Raster distributions of  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$  (Figure 33) shows that the point cloud-based ITD ( $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} = 71\%$ ) outperformed the raster-based ITD ( $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} = 50\%$ ). Substantial improvements also occurred in both intermediate canopy layers ( $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} = 51\%$  with ULS-V-Pcloud vs.  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} = 24\%$  with ULS-V-Raster) and lower canopy layers ( $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} = 51\%$  ULS-V-Pcloud vs.  $N_{\text{trees}_{\text{paired}}} = 9\%$  with ULS-V-Raster). These results demonstrate the potential of the ULS-V-Pcloud to detect trees belonging to different canopy layers.

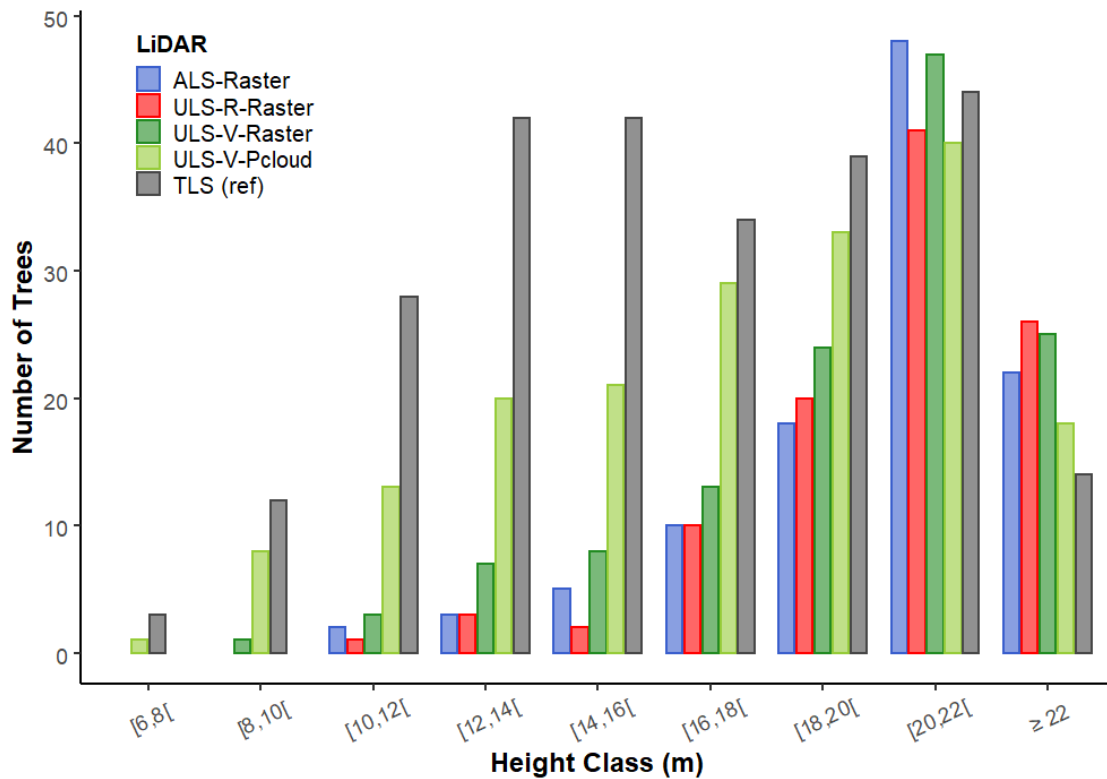


Figure 33. The distribution of trees, by height class, detected from ALS-Raster (leaf-on), ULS-R-Raster (leaf-on), ULS-V-Raster (leaf-off), and ULS-V-Pcloud (leaf-off) that were matched with a TLS reference tree ( $N_{\text{trees}_{\text{paired}}}$ ).

#### 4.4.2 Tree-Level Structural Attribute Accuracy

Tree height was estimated with high accuracy from all aerial datasets, with  $R^2$  values between 0.8 and 0.9 and bias less than 1 m (Figure 34A). Poor CD estimates were found for ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster datasets, with  $R^2$  values of 0.22, 0.24, and 0.29, respectively (Figure 34(B1–B3)). No major difference in CD estimation accuracy was found between ALS-Raster that was constructed from the 27 points/m<sup>2</sup> ALS point cloud ( $R^2 = 0.22$ , Figure 34(B1)) and ULS-R-Raster that was constructed from the 353 points/m<sup>2</sup> ULS-R point cloud ( $R^2 = 0.24$ , Figure 34(B2)); both were acquired under leaf-on conditions. A slight improvement in CD estimation accuracy was observed for leaf-off ULS-V-Raster ( $R^2 = 0.29$ , Figure 34(B3)), compared to the leaf-on ULS-R-Raster ( $R^2 = 0.24$ , Figure 34(B2)). Yet this improvement comes at the cost of decreasing delineation accuracy of large crowns (Figure 34(B3)), compared to leaf-on data (Figure 34(B2)). The most accurate estimates of CD were found when using the bottom-up, point cloud-based ITD on leaf-off ULS-V-Pcloud (Figure 34(B4)). The latter improved CD estimates from  $R^2 = 0.29$  (Figure 34(B3)) from ULS-V-Raster to  $R^2 = 0.61$  from ULS-V-Pcloud (Figure 34(B4)).

$DBH_{pred}$  estimated from method #1 (Section 4.3.5.2) by using tree height and CD from ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster (Equation (3)), performed poorly against the reference  $DBH_{TLS}$ , with similar RMSE of 12.2 cm, 11.8 cm, and 11.5 cm, respectively (Figure 34(C1–C3)).  $DBH_{pred}$  estimated from method #2 (Section 4.3.5.2) using tree height and CD from the bottom-up ULS-V-Pcloud yielded the best estimates against  $DBH_{TLS}$ , with a RMSE of 7.7 cm (Figure 34(C4)). The graphical assessment of  $DBH_{pred}$  from ULS-V-Raster ( $R^2 = 0.36$ , Figure 34(C3)) and ULS-V-Pcloud ( $R^2 = 0.67$ , Figure 34(C4)) illustrates the benefits of using a bottom-up ITD compared to a raster-based ITD for improving  $DBH_{pred}$  accuracy.

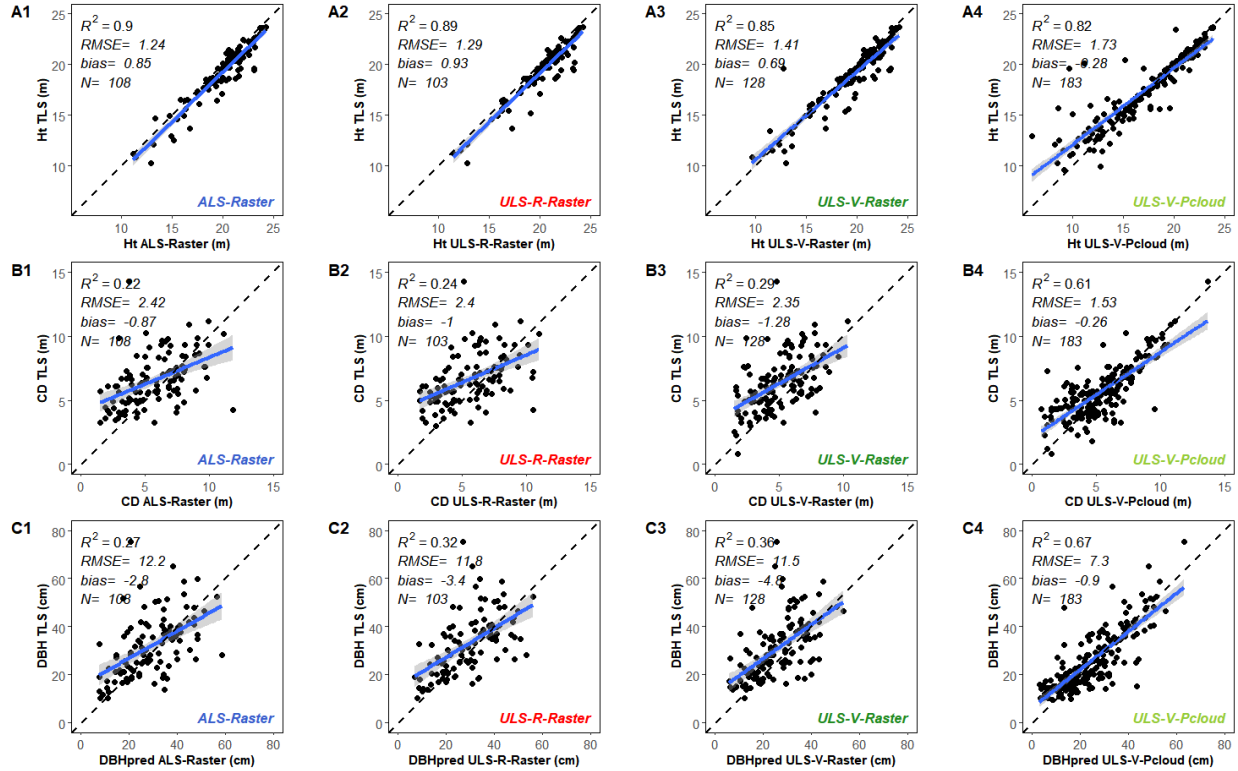


Figure 34. Comparison of (A) tree height, (B) tree crown diameter (CD), and (C) DBH predicted ( $DBH_{pred}$ ), which were estimated from (1) ALS-Raster, (2) ULS-R-Raster, (3) ULS-V-Raster, and (4) ULS-V-Pcloud, against their paired TLS reference trees ( $N_{trees_{paired}}$ ). The gray zone is the 95% confidence band for predictions.

Method #3 (Section 4.3.5.2), which fits cylinders onto tree stems automatically, identified 152  $DBH_{fit}$  among the 183 ULS-V-Pcloud ( $N_{trees_{paired}}$ ). The accuracy of these  $DBH_{fit}$  values was assessed against their paired  $DBH_{TLS}$  (Figure 35B) and compared to  $DBH_{pred}$  from the same 152 ULS-V-Pcloud trees (Figure 35A). Similar accuracy was obtained between  $DBH_{pred}$  (RMSE = 7.3 cm) and  $DBH_{fit}$  (RMSE = 7.4 cm), highlighting the great potential of both approaches for estimating tree DBH from bottom-up ITD trees. Yet,  $DBH_{fit}$  led to greater bias (3.1 cm), resulting in overestimation of small-sized trees (DBH < 30 cm) and underestimation of large-sized trees (DBH > 50 cm). In contrast,  $DBH_{pred}$  led to a lower bias -0.9 cm, resulting mainly in the underestimation of large-sized trees (DBH > 50 cm) (Figure 35A).

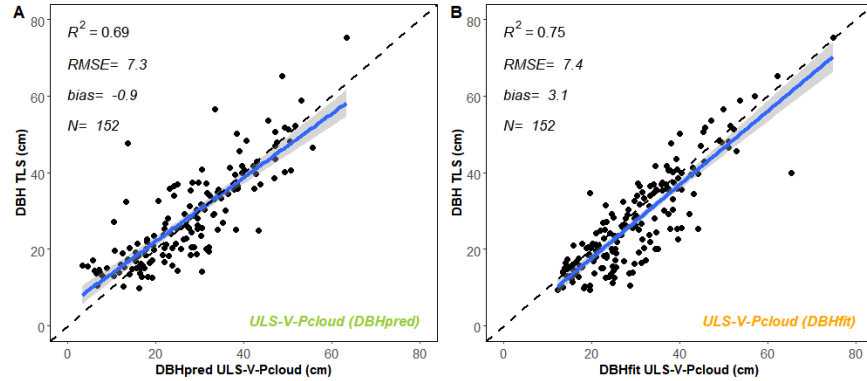


Figure 35. Comparison of the estimated DBH from ULS-V-Pcloud using (A) predictive modeling approach (DBH<sub>pred</sub>) and (B) cylinder fitting approach (DBH<sub>fit</sub>). Both estimates used the same trees that were delineated from SimpleTree (N = 152) against their paired reference trees (DBHTLS).

#### 4.4.3 Stand-Level Inventory Attributes Accuracy

The tree count estimated from all datasets and methods was significantly lower relative to the reference value, especially when using raster-based ITD. The closest estimate of tree count was obtained using method #3 on the ULS-V-Pcloud, i.e., using the point cloud-based ITD and the cylinder-fitting approach (84% of trees detected, i.e., 403 out of 477 trees; Figure 36F).

BA estimates were systematically underestimated using the predictive modeling (method #1), by  $-26.6\%$  for ALS-Raster (Figure 36B),  $-25.1\%$  for ULS-R-Raster (Figure 36C),  $-22.9\%$  for ULS-V-Raster (Figure 36D) and  $-12.9\%$  for ULS-V-Pcloud (DBH<sub>pred</sub>) (Figure 36E). Conversely, BA was slightly overestimated ( $+3.5\%$ ) using the cylinder-fitting (method #3) on ULS-V-Pcloud (DBH<sub>fit</sub>) (Figure 36F), which turned out to be the closest estimate of stand BA.

DBH-distribution of trees in 5-cm class increments (Figure 36) showed good estimates of large-sized trees (DBH > 35 cm), for all datasets and approaches. Yet, the ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster DBH-distributions failed to represent the typical field-measured inverse J-shaped DBH-distribution. This is mainly due to trees that were missing in the lower and intermediate size-classes ( $10 \text{ cm} < \text{DBH} \leq 30 \text{ cm}$ ). Instead, the estimated DBH-distribution approached a unimodal shape that was similar to a Gaussian curve. The ability to detect small-sized DBH trees improved gradually with the successive use of the following datasets: ALS-Raster, ULS-R-Raster, ULS-V-Raster, and ULS-V-Pcloud (DBH<sub>pred</sub> and DBH<sub>fit</sub>). Although



slightly right-biased with respect to the field reference, the ULS-V-Pcloud  $DBH_{fit}$  –distribution yielded the most accurate representation of the DBH-distribution shape (Figure 36F). This concurs with the tree-level DBH accuracy assessment presented in Figure 34C.

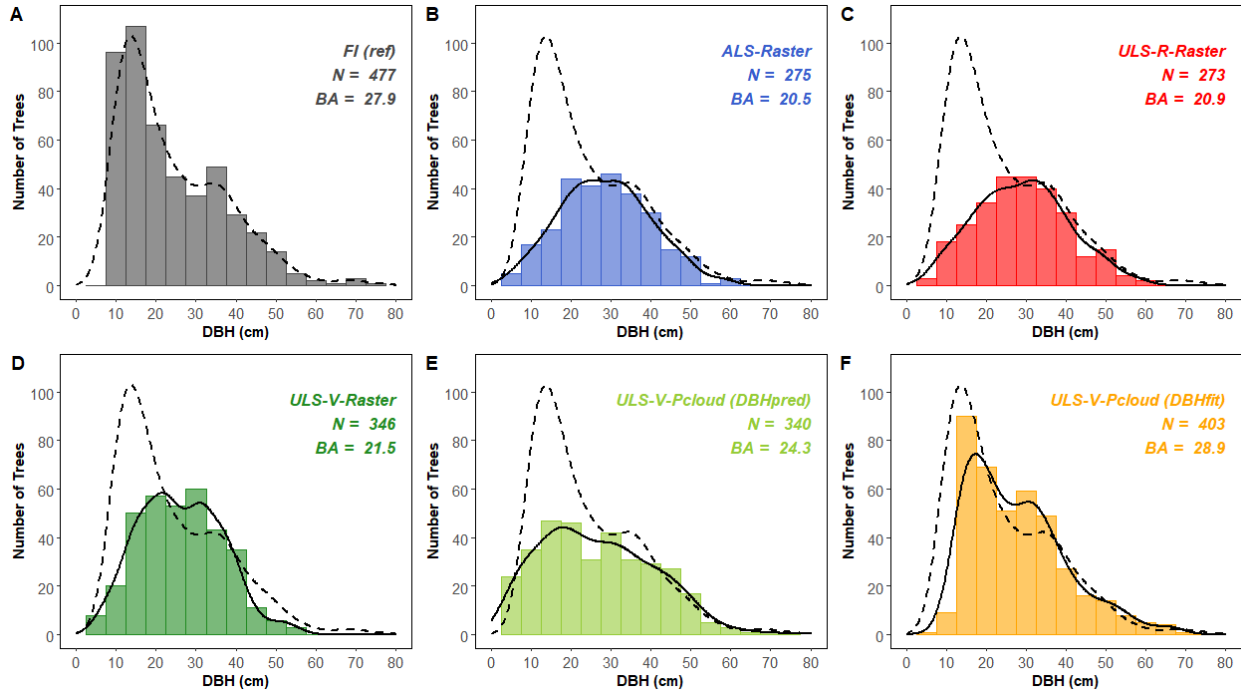


Figure 36. DBH-distribution of the stand (by 5 cm-class increments) (A) as measured from field-inventory (FI)—used as reference—and compared with estimates from (B) ALS-Raster (leaf-on), (C) ULS-R-Raster (leaf-on), (D) ULS-V-Raster (leaf-off), (E) ULS-V-Pcloud ( $DBH_{pred}$ ) (leaf-off) and (F) ULS-V-Pcloud ( $DBH_{fit}$ ) (leaf-off). The dashed line represents fitting curve from the FI reference histogram. Lines represent fitted curves that were produced from a spline. N is the estimated tree count ( $(N_{trees_{det}})$ ) and BA is the estimated basal area ( $m^2/ha$ ).

#### 4.4.4 Sensitivity Analysis

A sensitivity analysis was applied to assess how the sigma parameter of the SEGMA Gaussian filter affect estimates from ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster of tree count, median tree height, median tree crown diameter, and BA over the stand (Figure 37). Graphical representation of stand attributes revealed that on the one hand, a higher sigma value resulted in detection of fewer trees (Figure 37A) and the delineation of larger crowns (Figure 37C). On the other hand, tree height (Figure 37B) and BA estimates (Figure 37D) were much less affected by

the sigma value than was tree count or crown diameter. Sigma slowly affected tree height estimation.

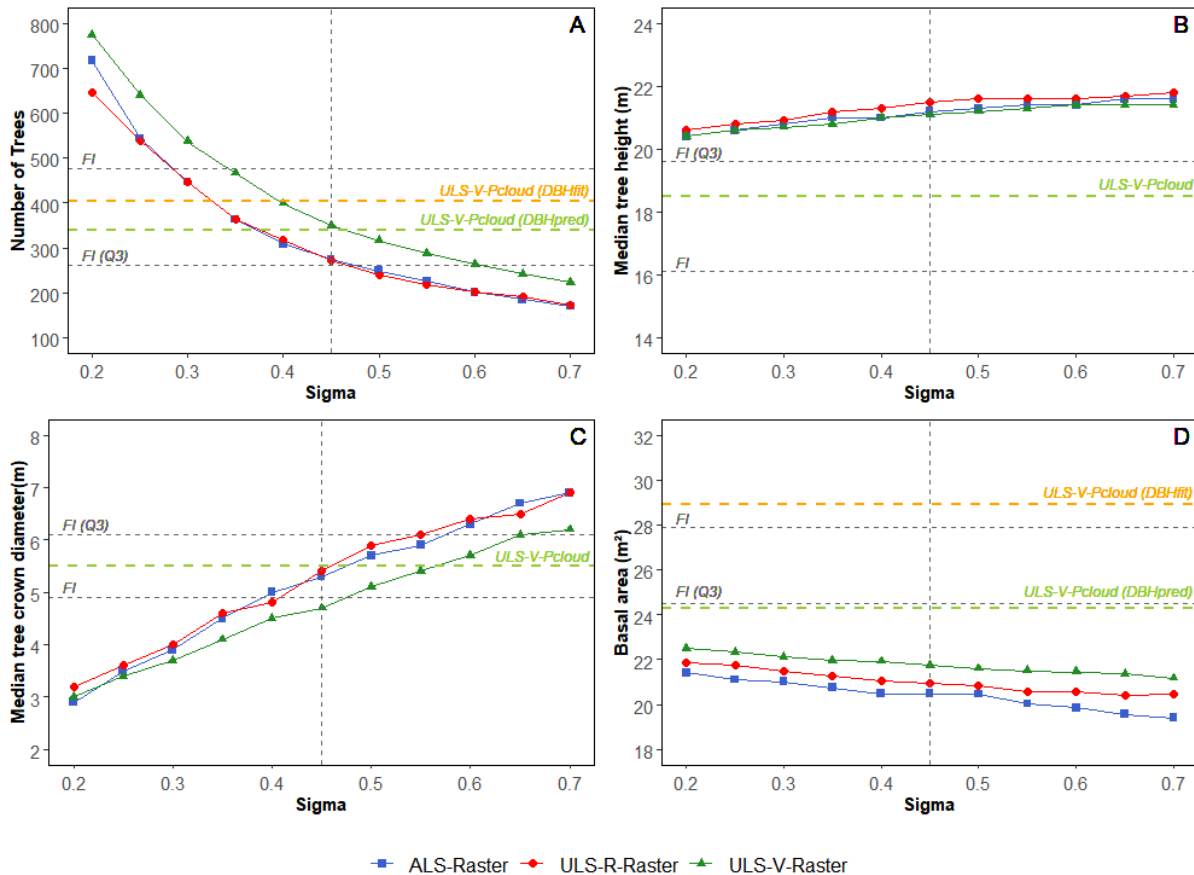


Figure 37. Sensitivity analysis of the raster-based ITD (SEGMA) to sigma value, i.e., the parameter of the Gaussian filter affecting the magnitude of CHM smoothing. Each colored line represents changes in estimated (A) number of trees; (B) median tree height; (C) median tree crown diameter; and (D) basal area with increased sigma values (x-axis) for the ALS-Raster, ULS-R-Raster, and ULS-V-Raster datasets. The colored horizontal dashed lines represent the estimated values from ULS-V-Pcloud (DBHpred) and ULS-V-Pcloud (DBHfit). The vertical dashed line represents the sigma value that was used for this study (sigma = 0.45); the horizontal dashed line represents reference attributes from field inventory (FI); and from the third quartile (75th percentile) of FI trees (FI Q3) that was calculated from all trees above median tree height (i.e., 16.1 m).

## 4.5 Discussion

### 4.5.1 Transferability of ITD Algorithms to ULS data

Our first specific objective focused on assessing transferability of point cloud-based and raster-based ITD algorithms (SimpleTree and SEGMA, respectively) to an uneven-aged hardwood stand that was surveyed during leaf-on and leaf-off conditions. Our results demonstrated transferability of both ITD to ULS data under certain conditions.

In leaf-off conditions, SimpleTree achieved the best ITD performance on ULS-V data, detecting 71% of the trees in the stand, with 71% of the trees correctly paired with TLS reference trees. Applying SEGMA to the same dataset was less efficient, with 73% of trees detected over the stand, but for only 50% of the trees that were correctly paired with TLS reference trees. This situation was caused by false positive tree detection from the CHM. Three main advantages were identified using SimpleTree ITD on leaf-off ULS-V data, compared to SEGMA. First, it provides substantial improvement for the detection of trees in the low (9% with SEGMA; 51% with SimpleTree) and intermediate canopy layers (24% with SEGMA; 59% with SimpleTree), while providing comparable detection of trees in the uppermost canopy layer (99% with SEGMA; 94% with SimpleTree) (Figure 33, Table 5). Second, SimpleTree minimized hardwood tree crown over- and under-delineation problems, providing better estimates of CD (Figure 34). Thirdly, bottom-up ITD like SimpleTree provide information on both tree morphology (Figure 31) and crown dimensions (Figure 30), which in turn can be used to model additional attributes currently not exploited by conventional raster-based ITD.

Three main limitations were encountered transferring SimpleTree onto ULS-V data. First, trees with relatively low point densities along the boles may be omitted. Second, isolating ULS tree stems from the surrounding vegetation is more complex than for TLS point clouds. Indeed, as point distributions along the stem are less dense and more scattered than for TLS point clouds [36], the edges of tree stems are less well defined and more easily confused with low vegetation during the de-noising procedure. Adapting the de-noising procedure for the ULS point cloud implies tradeoffs where point filtering must be strong enough to suppress understory noise, but not so strong as to avoid filtering out smaller-sized stems. Third, SimpleTree is more computationally intensive than conventional raster-based ITD; up to 6 min may be required to process a 1 ha ULS-

V point cloud (1585 points/m<sup>2</sup>), instead of a few seconds for applying a raster-based method to the same area.

Awareness of limitations that are related to processing ULS data can facilitate applying specific procedures to maximize results. For instance, one way to overcome the two first limitations is to fly the ULS in parallel lines crossing at 90° to obtain multiple views of all areas. This pattern reduces signal occlusion and facilitates de-noising, thereby improving tree detection in the lower canopy layers. Increasing the point density during data acquisition may also help improve bottom-up ITD results. For most methods that have been developed for point cloud processing, the computation time follows an exponential growth curve with increased data size due to computational complexity [112]. This suggests an important trade-off: ULS point density must be high enough to locate individual stems and possibly use geometric fitting, but it must be kept to a reasonable level to avoid lengthy processing times. We showed that a point density of about 1500 points/m<sup>2</sup> already yielded good bottom-up ITD performance. Constraints on processing may require applying bottom-up ITD only on small areas or partitioning large forested areas into separate tiles. Last, another possible solution for improving bottom-up ITD performance would combine automated stem detection with canopy segmentation (e.g., [113–115]).

Despite the abovementioned limitations, an increasing number of studies have demonstrated that bottom-up ITD on high-density aerial LiDAR data are more suitable for processing complex hardwood forests than conventional raster-based ITD (see [22,49,116]). Improving ITD by integrating a stem detection step from high-density aerial LiDAR data is still an active research topic (e.g., [22,49,114–117]). From an application point of view, collecting ULS data in leaf-off hardwood stands supports a wide array of tree-level analyses, such as selective logging [118], allometric model development [119], tree stem modeling [62], tree species identification [120], health and vigor evaluation [121], or tree competition [122]. One aspect that seems particularly important to explore further is the use of deep learning analysis for species identification from bottom-up ITD trees from high-density ULS [123]. Integrating ULS data with TLS data could also be further studied for estimating the biomass of individual trees.

In leaf-on conditions, substantial LiDAR signal occlusion from the upper canopy on dense canopy foliage of hardwood trees is an unavoidable constraint of aerial systems [124]. Although

the ULS-R system collected up to 7 returns per pulse with an average point density of 353 points/m<sup>2</sup>, most tree stems were missed and trees from the intermediate and lower canopy layers were hardly identifiable (Figures 24B and 32B). Under these circumstances, the raster-based ITD SEGMA was more efficient than point cloud-based ITD. This was also observed by [59]. SEGMA results obtained from leaf-on data are comparable to ALS-based ITD performance over heterogeneous forest, where typical tree detection ranged from 40% to 80% (see [22,30,43,44] reviews). Interestingly, similar performances were achieved by SEGMA on ALS (27 points/m<sup>2</sup>) and ULS-R (353 points/m<sup>2</sup>) point clouds, which were both collected under similar foliage conditions (Figure 33, Table 5). In our analysis, an increase in point density with the ULS-R did not improve raster-based ITD performance. A similar conclusion was reported in [117].

The main limitation of SEGMA that was applied to the uneven-aged hardwood stand is its inability to detect understory trees, which is mainly caused by the loss of 3D information when oversimplifying the point cloud into a CHM [20,32]. This led to poor results in lower (around 5%) and intermediate (15%) canopy layers, for both ALS and ULS-R data (Figure 33, Table 5). Similar detection rates were reported in the ITD benchmark of [43] in heterogeneous forests. These results illustrate an important limitation of the raster-based ITD in supporting uneven-aged hardwood forest interventions and assist-harvesting activities, especially for applications requiring information on successional forest stages.

A potential way to overcome raster-based ITD inability to detect understory trees from leaf-on hardwood forests is to develop hybrid approaches that combine raster and point cloud-based ITD (e.g., [125]). Algorithms such as 3D adaptive mean shift clustering ITD also show great promise for detecting trees in uneven-aged forested areas (e.g., [20,31,126]). However, their transferability to various forest types is still experimental. Future studies should therefore investigate their potential for transferability to ULS data from a variety of forest stands. Integrating methods that can delineate or merge trees based on the analysis of similarities between segments (e.g., [113,117]) and their assignment to a specific canopy layer also present some potential for processing high-density point clouds (e.g., [20,127]). Last, including some evaluation criteria that are based on dendrometric criteria and machine learning (e.g., [123,128]) should also be further

explored to really benefit from gleaning the full information that is available in high density ULS data.

#### 4.5.2 Forest Inventory Attributes of an Uneven-Aged Hardwood Stand using ULS

The second specific objective of this study was to compare automated methods for the retrieval of forest inventory attributes at the tree-level (i.e., height, crown diameter (CD), DBH) and at the stand-level (i.e., tree count, BA, DBH-distribution). We observed that LiDAR point cloud properties strongly influenced the methodological choices for ITD and attribute estimation. Leaf-on and leaf-off conditions lead to specific and distinct methods for estimating inventory attributes. Overall, three methods stand out based on DBH estimation from point cloud properties (Figure 26). These include:

1. Predicting DBH using height and CD allometry (Equation (3)) from raster-based ITD trees;
2. Predicting DBH using height and CD allometry (Equation (3)) from point cloud-based ITD trees;
3. Estimating DBH using cylinder-fitting algorithm.

Method #1 is the most commonly-used approach for processing ALS data. It aims to detect and delineate individual trees based on the CHM, and it uses allometric models to predict DBH. This method does not require very high-density point clouds to work and there is no need to identify the stems in the point cloud. DBH prediction depends on the accuracy of tree height and CD predictors (Equation (3)) that are derived from the CHM. The authors of [129] achieved relatively good DBH prediction with this method in Norwegian boreal coniferous forests and temperate forests in the Italian Alps (RMSE of 5.17–5.39 cm and 9.9 cm, respectively). Our results were less accurate, for both the ULS-R point cloud and ALS point cloud (RMSE of about 12 cm; Figure 34(C1–C3)). Dominance of hardwood trees in our study explains these differences. Crown apices of hardwood trees are more difficult to detect and tree boundaries are less evident than for coniferous trees (typically exhibiting “crown shyness”), leading to poorer ITD performance when the stand is dominated by hardwoods [95,130]. The low accuracy of tree CD estimates that were obtained for all airborne sensors (Figure 34B) using the raster-based ITD algorithm also confirms this tendency. Since tree heights were accurately estimated (Figure 34A), we assume that the poor

prediction of tree  $DBH_{pred}$  was mostly caused by the estimation of CD, combined with uncertainties of the allometric model. Our findings accord with those of [130] and [28], who identified that the greatest constraint of using height and CD predictive models is finding reliable ITD algorithms from aerial point clouds.

At the stand-level, method #1 resulted in underestimation of BA from about 25% for both ALS and ULS-R datasets (Figure 36(B–C)). BA estimation is based on all individual tree DBHs in the stand. Its underestimation can therefore be explained by an underestimation of tree numbers by the ITD, underestimation of tree DBH by the allometric model, or both. We found that BA underestimation was slightly attenuated when using leaf-off ULS-V data (Figure 36D). Under leaf-off conditions, LiDAR penetrates deeply into the canopy cover, thereby improving the detection of understory trees [130]. However, the increase of LiDAR pulse penetration also results in more gaps within larger crowns, resulting in detection of multiple crowns for a single large tree [130]. As a result, overestimation of the number of intermediate-sized trees and underestimation of large-sized trees compared to the field reference is observed and explains the differences between leaf-on and leaf-off predicted DBH-distribution. Considering our results, method #1 seems mostly limited to estimating BA of dominant hardwood trees (Figure 36). Interestingly, our results also show that although BA was underestimated, its value was quite robust with respect to the sigma parameter controlling the strength of the Gaussian filter that was applied to the CHM (Figure 37D). Graphical assessment of Figure 37 showed us that this stable behavior of BA is mainly due to a compensation effect between the number of trees detected and their CD for a given sigma value. A low sigma value leads to the detection of many trees of smaller CD dimensions, while a high sigma value leads to the detection of fewer trees with larger CDs, resulting in comparable estimates of BA. In addition to improving tree  $DBH_{pred}$  accuracy [28], this shows that integrating CD into the allometric equation may also improve stand BA robustness relative to variation in sigma values when raster-based ITD are used. One way to improve estimates of BA is to integrate a theoretical DBH model (e.g., [131]) or an algorithm to match histogram distributions (e.g., [132]). Another alternative is the use of other types of ITD algorithms that are better adapted to the detection of understory trees (e.g., [133]), but their transferability to various forest types is still experimental.

Method #2 is more restrictive than method #1 because it requires stems to be identified in the point cloud for the bottom-up ITD to work. This method must therefore be favored when dealing with point clouds in which stems were completely or partially recorded (e.g., [22,49]). Method #2 minimizes crown delineation problems when compared with method #1. Compared to the raster-based ITD, the bottom-up ITD improved CD estimates from  $R^2 = 0.29$  to  $R^2 = 0.61$  on the same ULS-V raw data, when compared to TLS CD. This resulted in improving DBH prediction from RMSE of 11.5 cm to RMSE of 7.7 cm, compared to  $DBH_{TLS}$ .

At the stand-level, method #2 improved BA estimation, but still underestimated it by 12.9% (Figure 36E). Improved prediction of intermediate and large-size trees DBH-distribution (Figure 15D) minimized BA underestimation when compared to method #1. Yet, the remaining BA underestimation was caused by the omission of understory trees while applying the point cloud-based ITD. A drawback of method #2 is the difficulty in dealing with multi-stemmed hardwood trees. We found that during seed identification at the base of tree stems, some multi-stemmed trees were identified as one unique tree by the bottom-up ITD, but as multiple trees by the field inventory. This resulted in some discrepancies in the extreme of the predicted DBH-distribution. We do recommend that efforts should be put into algorithm refinement to deal with multi-stemmed trees. One possible solution is to integrate additional steps that cluster crowns from multi-stemmed trees based on stem section analysis to refine their  $DBH_{pred}$  (e.g., [114,115]).

Method #3 can only be applied under the most restrictive point cloud properties requiring a high-density point cloud; the base of tree stems must be clearly identifiable to apply the cylinder-fitting algorithm [72]. Therefore, this method can mostly be applied when acquiring high-density ULS data under leaf-off conditions. Method #3 does not require allometry; therefore, it avoids predictive model error propagation. Cylinder fitting performed well, with 83% of tree  $DBH_{fit}$  automatically fitted with accuracy comparable with  $DBH_{pred}$  that was obtained using method #2. However, compared to method #2, the cylinder-fitting approach produced greater bias for large-size trees and coarser estimates for small-size trees ( $DBH \geq 30$  cm and  $< 30$  cm, respectively). Our results align closely with recent papers [57,79], suggesting that even if ULS data showed great potential for DBH estimation with the cylinder-fitting approach, uncertainties are still too high at the tree-level to reach field inventory standards. Most of the uncertainties that we found are related



to the greater beam divergence of the ULS sensor (e.g., footprint size of the Velodyne HD32-e sensor ranges up to 2.5 cm in this study), compared to TLS. This generally translates into sparser points being recorded around the stem edges, which in turn leads to some DBH overestimation during the cylinder-fitting process (as reported in [79]). Improving our results may require introducing a correction factor or developing integrating algorithms that can account for occlusion, and which are capable of dealing with complex stem structures in the cylinder-fitting process, should be further investigated to improve the results (e.g., [37,134]). Another limitation relates to signal occlusion problems that may occur at the stem-level. One way to overcome this limitation is to use long cylinders during the fitting process, as was used in this study. Our study has led us to suggest three additional recommendations that would maximize the DBH-fitting algorithm efficiency on ULS point clouds: (i) use a laser scanner with a narrower beam divergence and a higher ranging accuracy when possible; (ii) use a cylinder-fitting algorithm that takes into account tree structures such as tapering, branching or curvature to avoid DBH overestimation; and (iii) add a post-processing step that includes allometric rules for identifying and correcting gross errors that could occur on complex forked stems or stems with non-circular shapes. It is also important to note that the cylinder-fitting algorithm process may not be as successful in coniferous stands. Indeed, although data collection in leaf-off conditions allowed us to mitigate the effects of occlusion on deciduous trees, the problem of occlusion remains important when considering coniferous stands [57]. At this stage, the use of semi-automatic approaches, which include some manual supervision, are recommended to avoid gross errors that may be incurred during automated  $DBH_{fit}$  procedures.

At the stand-level, the cylinder-fitting method yielded the most accurate estimates of BA, overestimating it by only 3.5% compared to field measurements (Figure 36F). Two major improvements were found when compared to method #2: (i) error accumulation from allometry is avoided; and (ii) most of multi-stemmed trees are dealt with, as the fitting algorithm was able to discern individual tree stems and fit multiple cylinders when required. Another clear advantage of method #3 compared to predictive modeling is its ability to extract accurate stem positions. In general, cylinder fitting from leaf-off ULS data appears more suitable for supporting operations that require accurate tree maps and a good representation of the DBH-distribution of the stand.

Overall, our study demonstrated the importance of choosing a priori the point cloud properties and consequently the characteristics of the UAV flight before ULS acquisition because these will define which general method can be used. Important improvements in ITD and attribute estimation accuracy were observed when the point cloud is sufficiently detailed to apply the point cloud-based (bottom-up) methods when compared with the raster-based (top-down) methods. Taking advantage of ULS data can be tied to the ability to apply the bottom-up methods. Further studies should evaluate the applicability of the methods investigated when applied to younger or older hardwood forest before more general conclusions can be drawn.

#### 4.6 *Conclusion*

Tree-based forest management has gained interest with the development of high-resolution remote sensing data. However, some important challenges remain for the extraction of inventory attributes in the presence of irregular hardwood canopy. The emergence of ULS systems brings new types of 3D point clouds, which need to be studied to better understand how they can support forest inventories. This study was designed to explore different types of ITD algorithms and compare methodological approaches for the extraction of tree and stand-level inventory attributes. We demonstrated, under certain conditions, the transferability of ITD algorithms that were initially developed for ALS and TLS data to ULS data. Under leaf-on conditions, we showed that the physical limits of occlusion by the dense cover of hardwood trees is an important constraint on the application of ITD and attribute estimation methods to ULS data. Accurate tree delineation of hardwood tree crowns is especially challenging. In these conditions, allometric models ( $DBH = f(Ht \times CD)$ ) from raster-based ITD trees led to relatively large crown delineation uncertainties and poor DBH predictions. In this paper, we showed that one way to overcome ITD uncertainties in hardwood forests was applying bottom-up methods to high-density ULS data that were acquired in leaf-off conditions. Bottom-up ITD algorithms such as SimpleTree can be applied when individual tree crowns and stems are clearly identifiable in the point cloud. The results from the bottom-up method outperformed the raster-based ITD SEGMA for tree detection, tree delineation, and prediction of tree DBH. Furthermore, high-density ULS data in leaf-off conditions are suitable for performing cylinder-fitting methods for the retrieval of DBH. Unfortunately, the accuracy of cylinder fitted DBH is still beyond acceptable for field inventory standards. Imminent improvement in the technical specification of portable LiDAR sensors would provide narrower

beams and higher ranging accuracy. These improvements will translate to improvements in ITD and attribute estimation accuracy. Given that ULS sensors are becoming more affordable, additional studies evaluating available methods are required to test them under a wide range of forest conditions before more general conclusions can be drawn. Overall the use of a bottom-up ITD on leaf-off ULS point clouds demonstrate a strong potential for overcoming ITD limitations that are currently encountered when using raster-based methods in hardwood stands. Further developments in tree mapping and estimates of crown or stem structural attributes can take place using ULS data that are taken during leaf-off conditions, because canopy occlusion under leaf-on conditions on any above-crown LiDAR data is strongly limiting any method's improvement. From a management perspective, leaf-off ULS acquisition may open up new opportunities for developing local allometric models, feed up deep learning analysis for species identification, and assist precision harvesting operations.

**Author Contributions:** Conceptualization, B.V., R.A.F., U.V., P.L. and G.P.; Methodology, B.V., R.A.F. and U.V.; Software, B.V. and O.M.-D.; Validation B.V.; Formal Analysis, B.V.; Investigation, B.V., R.A.F., U.V. and G.P.; Resources, R.A.F., G.P., U.V., P.L.; Data Curation, B.V.; Writing—Original Draft Preparation, B.V.; Writing—Review & Editing, B.V. and R.A.F.; Visualization, B.V.; Supervision, R.A.F., U.V. and P.L.; Project Administration, R.A.F.; Funding Acquisition, R.A.F. and P.L. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was funded by the Assessment of Wood Attributes using Remote Sensing (AWARE) Project (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), Canada, CRDPJ-462973-14, grantee Nicholas Coops, University of British Columbia, Canada), in collaboration with the Northern Hardwood Research Institute Inc. (NHRI) and FPInnovations. Support for ULS data acquisition was in part made possible by Natural Resources Canada under the Transformative Technologies contribution agreement with FPInnovations. Other funding support was provided by the TERRA (Teaching and Research Centre/Forest is Life of the University of Liege Gembloux Agro-Bio Tech, Belgium).

**Acknowledgments:** We wish to acknowledge NHRI and FPInnovations for contributing the datasets used in this study and for sharing their expertise and vision for Forestry 4.0. In

particular, we are grateful for the technical and logistical support provided by Pamela Hurley-Poitras (NHRI) for the data collection. We are also grateful to Vhan Tho Nguyen, Jean-François Prieur, Safia Abdelmounaime, Sebastien Bauwens and Nicolas Latte for their comments and suggestions on programming development, and to Adrien Michez for his contribution to the R code development on the tree matching procedure. Special thanks to Alexandre Piboule and Joris Ravaglia for their support on the Computree platform and to W.F.J. Parsons for English language revision.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript, or in the decision to publish the results.

### Abbreviations

ALS	Airborne Laser Scanning
ALS-Raster	ALS dataset delineated using a Raster-based ITD
AGL	Above Ground Level
BA	Basal Area
CBH	Crown Based Height
CD	Crown Diameter
CHM	Canopy Height Model
DBH	Diameter at Breast Height
DBHfit	DBH estimated from cylinder fitting technique
DBHpred	DBH predicted from allometric models
DBHTLS	DBH derived from TLS data
DTM	Digital Terrain Model
FI	Forest Inventory
GCP	Ground Control Point
GNSS	Global Navigation Satellite System
Ht	Height
IMU	Inertial Measurement Unit
ITD	Individual Tree Detection and Delineation
LiDAR	Light Detection and Ranging
RMSE	Root Mean Square Error
TLS	Terrestrial Laser Scanning
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
ULS	UAV Laser Scanning
ULS-R	ULS-Riegl Vux-1LR
ULS-R-Raster	ULS-R dataset delineated using a Raster-based ITD
ULS-V	ULS-Velodyne HDL-32E
ULS-V-Pcloud	ULS-V dataset delineated using a Point cloud-based ITD
ULS-V-Raster	ULS-V dataset delineated using a Raster-based ITD

#### 4.7 References

1. Church, R.L.; Murray, A.T.; Barber, K.H. Forest Planning at the Tactical Level. *Ann. Oper. Res.* **2000**, *95*, 3–18. [[CrossRef](#)]
2. Andersson, D. Approaches to Integrated Strategic/Tactical Forest Planning. 2005, pp. 1–29. Available online: <https://pub.epsilon.slu.se/928/> (accessed on 12 February 2019).
3. Luoma, V.; Saarinen, N.; Wulder, M.A.; White, J.C.; Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Hyypä, J. Assessing Precision in Conventional Field Measurements of Individual Tree Attributes. *Forests* **2017**, *8*, 38. [[CrossRef](#)]
4. Brang, P.; Spathelf, P.; Larsen, J.B.; Bauhus, J.; Bončina, A.; Chauvin, C.; Drössler, L.; García-Güemes, C.; Heiri, C.; Kerr, G.; et al. Suitability of Close-to-Nature Silviculture for Adapting Temperate European Forests to Climate Change. *Forestry* **2014**, *87*, 492–503. [[CrossRef](#)]
5. Diaci, J.; Kerr, G.; O’Hara, K. Twenty-First Century Forestry: Integrating Ecologically Based, Uneven-Aged Silviculture with Increased Demands on Forests. *Forestry* **2011**, *84*, 463–465. [[CrossRef](#)]
6. Banas, J.; Zieba, S.; Bujoczek, L. An Example of Uneven-Aged Forest Management for Sustainable Timber Harvesting. *Sustainability* **2018**, *10*, 3305. [[CrossRef](#)]
7. Nolet, P.; Kneeshaw, D.; Messier, C.; Béland, M. Comparing the Effects of Even- and Uneven-Aged Silviculture on Ecological Diversity and Processes: A Review. *Ecol. Evol.* **2018**, *8*, 1217–1226. [[CrossRef](#)]
8. Leak, W.B.; Yamasaki, M.; Holleran, R. Silvicultural Guide for Northern Hardwoods in the Northeast. General Technical Report NRS-132; United States Department of Agriculture: Delaware, OH, USA, 2014; p. 46. Available online: <https://www.nrs.fs.fed.us/pubs/45874> (accessed on 20 June 2020).
9. Næsset, E. Practical Large-Scale Forest Stand Inventory Using a Small-Footprint Airborne Scanning Laser. *Scand. J. For. Res.* **2004**, *19*, 164–179. [[CrossRef](#)]
10. Bouvier, M.; Durieu, S.; Fournier, R.A.; Renaud, J.P. Generalizing Predictive Models of Forest Inventory Attributes Using an Area-Based Approach with Airborne LiDAR Data. *Remote Sens. Environ.* **2015**, *156*, 322–334. [[CrossRef](#)]
11. White, J.C.; Tompalski, P.; Vastaranta, M.; Wulder, M.A.; Saarinen, N.; Stepper, C.; Coops, N.C. A Model Development and Application Guide for Generating an Enhanced Forest Inventory Using Airborne Laser Scanning Data and an Area-Based Approach. 2017. Available online: <https://cfs.nrcan.gc.ca/publications?id=38945> (accessed on 10 January 2019).
12. Woods, M.; Pitt, D.; Penner, M.; Lim, K.; Nesbitt, D.; Etheridge, D.; Treitz, P. Operational Implementation of a LiDAR Inventory in Boreal Ontario. *For. Chron.* **2011**, *87*, 512–528. [[CrossRef](#)]
13. Treitz, P.; Lim, K.; Woods, M.; Pitt, D.; Nesbitt, D.; Etheridge, D. LiDAR Sampling Density for Forest Resource Inventories in Ontario, Canada. *Remote Sens.* **2012**, *4*, 830–848. [[CrossRef](#)]
14. Brandtberg, T.; Warner, T.A.; Landenberger, R.E.; McGraw, J.B. Detection and Analysis of Individual Leaf-off Tree Crowns in Small Footprint, High Sampling Density Lidar Data from the Eastern Deciduous Forest in North America. *Remote Sens. Environ.* **2003**, *85*, 290–303. [[CrossRef](#)]

15. Hyypä, J.; Kelle, O.; Lehtikoinen, M.; Inkinen, M. A Segmentation-Based Method to Retrieve Stem Volume Estimates from 3-D Tree Height Models Produced by Laser Scanners. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2001**, *39*, 969–975. [[CrossRef](#)]
16. Popescu, S.C.; Wynne, R.H.; Nelson, R.F. Measuring Individual Tree Crown Diameter with Lidar and Assessing Its Influence on Estimating Forest Volume and Biomass. *Can. J. Remote Sens.* **2003**, *29*, 564–577. [[CrossRef](#)]
17. Popescu, S.C. Estimating Biomass of Individual Pine Trees Using Airborne Lidar. *Biomass Bioenergy* **2007**, *31*, 646–655. [[CrossRef](#)]
18. Yao, W.; Krzystek, P.; Heurich, M. Tree Species Classification and Estimation of Stem Volume and DBH Based on Single Tree Extraction by Exploiting Airborne Full-Waveform LiDAR Data. *Remote Sens. Environ.* **2012**, *123*, 368–380. [[CrossRef](#)]
19. Gleason, C.J.; Im, J. Forest Biomass Estimation from Airborne LiDAR Data Using Machine Learning Approaches. *Remote Sens. Environ.* **2012**, *125*, 80–91. [[CrossRef](#)]
20. Ferraz, A.; Bretar, F.; Jacquemoud, S.; Gonçalves, G.; Pereira, L.; Tomé, M.; Soares, P. 3-D Mapping of a Multi-Layered Mediterranean Forest Using ALS Data. *Remote Sens. Environ.* **2012**, *121*, 210–223. [[CrossRef](#)]
21. Coomes, D.A.; Dalponte, M.; Jucker, T.; Asner, G.P.; Banin, L.F.; Burslem, D.F.R.P.; Lewis, S.L.; Nilus, R.; Phillips, O.L.; Phua, M.H.; et al. Area-Based vs Tree-Centric Approaches to Mapping Forest Carbon in Southeast Asian Forests from Airborne Laser Scanning Data. *Remote Sens. Environ.* **2017**, *194*, 77–88. [[CrossRef](#)]
22. Lu, X.; Guo, Q.; Li, W.; Flanagan, J. A Bottom-up Approach to Segment Individual Deciduous Trees Using Leaf-off Lidar Point Cloud Data. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2014**, *94*, 1–12. [[CrossRef](#)]
23. Zhen, Z.; Quackenbush, L.J.; Zhang, L. Trends in Automatic Individual Tree Crown Detection and Delineation-Evolution of LiDAR Data. *Remote Sens.* **2016**, *8*, 333. [[CrossRef](#)]
24. Lindberg, E.; Holmgren, J. Individual Tree Crown Methods for 3D Data from Remote Sensing. *Curr. For. Rep.* **2017**, *3*, 19–31. [[CrossRef](#)]
25. Maltamo, M.; Næsset, E.; Vauhkonen, J. Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies. *Manag. Ecosyst.* **2014**, *27*, 2014.
26. Chen, Q.; Baldocchi, D.; Gong, P.; Kelly, M. Isolating Individual Trees in a Savanna Woodland Using Small Footprint Lidar Data. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2006**, *72*, 923–932. [[CrossRef](#)]
27. Koch, B.; Heyder, U.; Weinacker, H. Detection of Individual Tree Crowns in Airborne LIDAR Data. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2006**, *72*, 357–363. [[CrossRef](#)]
28. Jucker, T.; Caspersen, J.; Chave, J.; Antin, C.; Barbier, N.; Bongers, F.; Dalponte, M.; van Ewijk, K.Y.; Forrester, D.I.; Haeni, M.; et al. Allometric Equations for Integrating Remote Sensing Imagery into Forest Monitoring Programmes. *Glob. Chang. Biol.* **2017**, *23*, 177–190. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
29. Li, W.; Guo, Q.; Jakubowski, M.K.; Kelly, M. A New Method for Segmenting Individual Trees from the Lidar Point Cloud. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2012**, *78*, 75–84. [[CrossRef](#)]
30. Aubry-Kientz, M.; Dutrieux, R.; Ferraz, A.; Saatchi, S.; Hamraz, H.; Williams, J.; Coomes, D.; Piboule, A.; Vincent, G. A Comparative Assessment of the Performance of Individual

- Tree Crowns Delineation Algorithms from ALS Data in Tropical Forests. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 1086. [[CrossRef](#)]
31. Xiao, W.; Xu, S.; Elberink, S.O.; Vosselman, G. Individual Tree Crown Modeling and Change Detection from Airborne Lidar Data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2016**, *9*, 3467–3477. [[CrossRef](#)]
  32. Vega, C.; Hamrouni, A.; El Mokhtari, A.; Morel, M.; Bock, J.; Renaud, J.P.; Bouvier, M.; Durrieue, S. PTrees: A Point-Based Approach to Forest Tree Extraction from Lidar Data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2014**, *33*, 98–108. [[CrossRef](#)]
  33. Wang, Y.; Weinacker, H.; Koch, B. A Lidar Point Cloud Based Procedure for Vertical Canopy Structure Analysis and 3D Single Tree Modelling in Forest. *Sensors* **2008**, *8*, 3938–3951. [[CrossRef](#)]
  34. Xu, S.; Ye, N.; Xu, S.; Zhu, F. A Supervoxel Approach to the Segmentation of Individual Trees from LiDAR Point Clouds. *Remote Sens. Lett.* **2018**, *9*, 515–523. [[CrossRef](#)]
  35. Raunonen, P.; Casella, E.; Calders, K.; Murphy, S.; Åkerblom, M.; Kaasalainen, M. Massive-Scale Tree Modelling from TLS Data. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* **2015**, *2*, 189–196. [[CrossRef](#)]
  36. Hackenberg, J.; Spiecker, H.; Calders, K.; Disney, M.; Raunonen, P. SimpleTree —An Efficient Open Source Tool to Build Tree Models from TLS Clouds. *Forests* **2015**, *6*, 4245–4294. [[CrossRef](#)]
  37. Ravaglia, J.; Bac, A.; Fournier, R.A. Extraction of Tubular Shapes from Dense Point Clouds and Application to Tree Reconstruction from Laser Scanned Data. *Comput. Graph.* **2017**, *66*, 23–33. [[CrossRef](#)]
  38. Othmani, A.; Piboule, A.; Krebs, M.; Stolz, C. Towards Automated and Operational Forest Inventories with T-Lidar. In Proceedings of the 11th International Conference on LiDAR Applications for Assessing Forest Ecosystems (SilviLaser 2011), Hobart, Australia, 16–20 October 2011. Available online: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00646403/> (accessed on 15 September 2018).
  39. Liang, X.; Hyypä, J.; Kaartinen, H.; Lehtomäki, M.; Pyörälä, J.; Pfeifer, N.; Holopainen, M.; Broly, G.; Francesco, P.; Hackenberg, J.; et al. International Benchmarking of Terrestrial Laser Scanning Approaches for Forest Inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2018**, *144*, 137–179. [[CrossRef](#)]
  40. White, J.C.; Coops, N.C.; Wulder, M.A.; Vastaranta, M.; Hilker, T.; Tompalski, P. Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. *Can. J. Remote Sens.* **2016**, *42*, 619–641. [[CrossRef](#)]
  41. Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Yu, X.; Hyypä, J.; Mäkinen, A.; Rasinmäki, J.; Melkas, T.; Kaartinen, H.; Hyypä, H. Effects of Individual Tree Detection Error Sources on Forest Management Planning Calculations. *Remote Sens.* **2011**, *3*, 1614–1626. [[CrossRef](#)]
  42. Kaartinen, H.; Hyypä, J.; Yu, X.; Vastaranta, M.; Hyypä, H.; Kukko, A.; Holopainen, M.; Heipke, C.; Hirschmugl, M.; Morsdorf, F.; et al. An International Comparison of Individual Tree Detection and Extraction Using Airborne Laser Scanning. *Remote Sens.* **2012**, *4*, 950–974. [[CrossRef](#)]
  43. Eysn, L.; Hollaus, M.; Lindberg, E.; Berger, F.; Monnet, J.M.; Dalponte, M.; Kobal, M.; Pellegrini, M.; Lingua, E.; Mongus, D.; et al. A Benchmark of Lidar-Based Single Tree Detection Methods Using Heterogeneous Forest Data from the Alpine Space. *Forests* **2015**, *6*, 1721–1747. [[CrossRef](#)]

44. Wang, Y.; Hyyppä, J.; Liang, X.; Kaartinen, H.; Yu, X.; Lindberg, E.; Holmgren, J.; Qin, Y.; Mallet, C.; Ferraz, A.; et al. International Benchmarking of the Individual Tree Detection Methods for Modeling 3-D Canopy Structure for Silviculture and Forest Ecology Using Airborne Laser Scanning. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2016**, *54*, 5011–5027. [[CrossRef](#)]
45. Calders, K.; Adams, J.; Armston, J.; Bartholomeus, H.; Bauwens, S.; Bentley, L.P.; Chave, J.; Danson, F.M.; Demol, M.; Disney, M.; et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Ecology: Expanding the Horizon. *Remote Sens. Environ.* **2020**, *251*, 112102. [[CrossRef](#)]
46. Weinacker, H.; Koch, B.; Heyder, U. Development of Filtering, Segmentation and Modelling Modules for Lidar and Multispectral Data as a Fundament of an Automatic Forest Inventory System. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2004**, *36 Pt 8*, W2.
47. Jing, L.; Hu, B.; Li, J.; Noland, T. Automated Delineation of Individual Tree Crowns from Lidar Data by Multi-Scale Analysis and Segmentation. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2012**, *78*, 1275–1284. [[CrossRef](#)]
48. Smrec̆ek, R.; Sac̆kov, I.; Michn̆ová, Z.; Tuc̆ek, J. Automated Tree Detection and Crown Delineation Using Airborne Laser Scanner Data in Heterogeneous East-Central Europe Forest with Different Species Mix. *J. For. Res.* **2017**, *28*, 1049–1059. [[CrossRef](#)]
49. Shendryk, I.; Broich, M.; Tulbure, M.G.; Alexandrov, S.V. Bottom-up Delineation of Individual Trees from Full-Waveform Airborne Laser Scans in a Structurally Complex Eucalypt Forest. *Remote Sens. Environ.* **2016**, *173*, 69–83. [[CrossRef](#)]
50. Wallace, L.; Lucieer, A.; Watson, C.S. Evaluating Tree Detection and Segmentation Routines on Very High Resolution UAV LiDAR Data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2014**, *52*, 7619–7628. [[CrossRef](#)]
51. Davison, S.; Donoghue, D.N.M.; Galiatsatos, N. The Effect of Leaf-on and Leaf-off Forest Canopy Conditions on LiDAR Derived Estimations of Forest Structural Diversity. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2020**, *92*, 102160. [[CrossRef](#)]
52. Ørka, H.O.; Næsset, E.; Bollandsås, O.M. Effects of Different Sensors and Leaf-on and Leaf-off Canopy Conditions on Echo Distributions and Individual Tree Properties Derived from Airborne Laser Scanning. *Remote Sens. Environ.* **2010**, *114*, 1445–1461. [[CrossRef](#)]
53. Wasser, L.; Day, R.; Chasmer, L.; Taylor, A. Influence of Vegetation Structure on Lidar-Derived Canopy Height and Fractional Cover in Forested Riparian Buffers During Leaf-Off and Leaf-On Conditions. *PLoS ONE* **2013**, *8*, e54776. [[CrossRef](#)]
54. Colomina, I.; Molina, P. Unmanned Aerial Systems for Photogrammetry and Remote Sensing: A Review. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2014**, *92*, 79–97. [[CrossRef](#)]
55. Torresan, C.; Berton, A.; Carotenuto, F.; Di Gennaro, S.F.; Gioli, B.; Matese, A.; Miglietta, F.; Vagnoli, C.; Zaldei, A.; Wallace, L. Forestry Applications of UAVs in Europe: A Review. *Int. J. Remote Sens.* **2017**, *38*, 2427–2447. [[CrossRef](#)]
56. Guimarães, N.; Pádua, L.; Marques, P.; Silva, N.; Peres, E.; Sousa, J.J. Forestry Remote Sensing from Unmanned Aerial Vehicles: A Review Focusing on the Data, Processing and Potentialities. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 1046. [[CrossRef](#)]
57. Liang, X.; Wang, Y.; Pyörälä, J.; Lehtomäki, M.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Kukko, A.; Honkavaara, E.; Issaoui, A.E.I.; Nevalainen, O.; et al. Forest in Situ Observations Using Unmanned Aerial Vehicle as an Alternative of Terrestrial Measurements. *For. Ecosyst.* **2019**, *6*. [[CrossRef](#)]



58. Wallace, L.; Lucieer, A.; Watson, C.; Turner, D. Development of a UAV-LiDAR System with Application to Forest Inventory. *Remote Sens.* **2012**, *4*, 1519–1543. [[CrossRef](#)]
59. Torresan, C.; Carotenuto, F.; Chiavetta, U.; Miglietta, F.; Zaldei, A.; Gioli, B. Individual Tree Crown Segmentation in Two-Layered Dense Mixed Forests from UAV Lidar Data. *Drones* **2020**, *4*, 10. [[CrossRef](#)]
60. Gottfried, M.; Hollaus, M.; Glira, P.; Wieser, M.; Milenkovi, M.; Riegl, U.; Pfennigbauer, M. First Examples from the RIEGL VUX-SYS for Forestry Applications. *Proc. SilviLaser* **2015**, *2015*, 105–107.
61. Brede, B.; Lau, A.; Bartholomeus, H.M.; Kooistra, L. Comparing RIEGL RiCOPTER UAV LiDAR Derived Canopy Height and DBH with Terrestrial LiDAR. *Sensors* **2017**, *17*, 2371. [[CrossRef](#)]
62. Brede, B.; Calders, K.; Lau, A.; Raunonen, P.; Bartholomeus, H.M.; Herold, M.; Kooistra, L. Non-Destructive Tree Volume Estimation through Quantitative Structure Modelling: Comparing UAV Laser Scanning with Terrestrial LIDAR. *Remote Sens. Environ.* **2019**, *233*. [[CrossRef](#)]
63. Belmonte, A.; Sankey, T.; Biederman, J.A.; Bradford, J.; Goetz, S.J.; Kolb, T.; Woolley, T. UAV-Derived Estimates of Forest Structure to Inform Ponderosa Pine Forest Restoration. *Remote Sens. Ecol. Conserv.* **2020**, *6*, 181–197. [[CrossRef](#)]
64. Raveland, L.; Bodin, X.; Deline, P. Using Terrestrial Laser Scanning for the Recognition and Promotion of High-Alpine Geomorphosites. *Geoheritage* **2014**, *6*, 129–140. [[CrossRef](#)]
65. Jaakkola, A.; Hyypä, J.; Kukko, A.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Lehtomäki, M.; Lin, Y. A Low-Cost Multi-Sensoral Mobile Mapping System and Its Feasibility for Tree Measurements. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2010**, *65*, 514–522. [[CrossRef](#)]
66. Kucharczyk, M.; Hugenholtz, C.H.; Zou, X. UAV-LiDAR Accuracy in Vegetated Terrain. *J. Unmanned Veh. Syst.* **2018**, *6*, 212–234. [[CrossRef](#)]
67. Torresan, C.; Berton, A.; Carotenuto, F.; Chiavetta, U.; Miglietta, F.; Zaldei, A.; Gioli, B. Development and Performance Assessment of a Low-Cost UAV Laser Scanner System (LasUAV). *Remote Sens.* **2018**, *10*, 1094. [[CrossRef](#)]
68. Sofonia, J.J.; Phinn, S.; Roelfsema, C.; Kendoul, F.; Rist, Y. Modelling the Effects of Fundamental UAV Flight Parameters on LiDAR Point Clouds to Facilitate Objectives-Based Planning. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2019**, *149*, 105–118. [[CrossRef](#)]
69. Vepakomma, U.; Cormier, D. Potential of Multi-Temporal UAV-Borne Lidar in Assessing Effectiveness of Silvicultural Treatments. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2017**, *42*, 393–397. [[CrossRef](#)]
70. Balsi, M.; Esposito, S.; Fallavollita, P.; Nardinocchi, C. Single-Tree Detection in High-Density LiDAR Data from UAV-Based Survey. *Eur. J. Remote Sens.* **2018**, *51*, 679–692. [[CrossRef](#)]
71. Li, J.; Yang, B.; Cong, Y.; Cao, L.; Fu, X.; Dong, Z. 3D Forest Mapping Using a Low-Cost UAV Laser Scanning System: Investigation and Comparison. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 717. [[CrossRef](#)]
72. Bruggisser, M.; Hollaus, M.; Otepka, J.; Pfeifer, N. Influence of ULS Acquisition Characteristics on Tree Stem Parameter Estimation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2020**, *168*, 28–40. [[CrossRef](#)]

73. Wallace, L.; Musk, R.; Lucieer, A. An Assessment of the Repeatability of Automatic Forest Inventory Metrics Derived from UAV-Borne Laser Scanning Data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2014**, *52*, 7160–7169. [[CrossRef](#)]
74. Jaakkola, A.; Hyypä, J.; Yu, X.; Kukko, A.; Kaartinen, H.; Liang, X.; Hyypä, H.; Wang, Y. Autonomous Collection of Forest Field Reference—The Outlook and a First Step with UAV Laser Scanning. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 785. [[CrossRef](#)]
75. Liu, K.; Shen, X.; Cao, L.; Wang, G.; Cao, F. Estimating Forest Structural Attributes Using UAV-LiDAR Data in Ginkgo Plantations. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2018**, *146*, 465–482. [[CrossRef](#)]
76. Zaforemska, A.; Xiao, W.; Gaulton, R. Individual Tree Detection from UAV Lidar Data in a Mixed Species Woodland. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2019**, *42*, 657–663. [[CrossRef](#)]
77. Wang, Y.; Pyörälä, J.; Liang, X.; Lehtomäki, M.; Kukko, A.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Hyypä, J. In Situ Biomass Estimation at Tree and Plot Levels: What Did Data Record and What Did Algorithms Derive from Terrestrial and Aerial Point Clouds in Boreal Forest. *Remote Sens. Environ.* **2019**, *232*, 111309. [[CrossRef](#)]
78. Sac'kov, I.; Santopuoli, G.; Bucha, T.; Lasserre, B.; Marchetti, M. Forest Inventory Attribute Prediction Using Lightweight Aerial Scanner Data in a Selected Type of Multilayered Deciduous Forest. *Forests* **2016**, *7*, 307. [[CrossRef](#)]
79. Wieser, M.; Mandlbürger, G.; Hollaus, M.; Otepka, J.; Glira, P.; Pfeifer, N. A Case Study of UAS Borne Laser Scanning for Measurement of Tree Stem Diameter. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 1154. [[CrossRef](#)]
80. Ecosystem Classification Working Group Our Landscape Heritage: The Story of Ecological Land Classification in New Brunswick. 2007, pp. 1–16. Available online: <https://www2.gnb.ca/> (accessed on 20 June 2019).
81. Todd, W. Bowersox, The Practice of Silviculture—Applied Forest Ecology, Ninth Edition. *Forest Sci.* **1997**, *43*, 455–456. [[CrossRef](#)]
82. Alba, M.; Scaioni, M. Comparison of Techniques for Terrestrial Laser Scanning Data Georeferencing Applied to 3D Modeling of Cultural Heritage. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2007**, *36*, 25–33.
83. GeoNB. Province of New Brunswick's Gateway to Geographic Information. Available online: <http://www.snb.ca/geonb1/e/index-E.asp> (accessed on 5 January 2020).
84. Larjavaara, M.; Muller-Landau, H.C. Measuring Tree Height: A Quantitative Comparison of Two Common Field Methods in a Moist Tropical Forest. *Methods Ecol. Evol.* **2013**, *4*, 793–801. [[CrossRef](#)]
85. Wang, Y.; Lehtomäki, M.; Liang, X.; Pyörälä, J.; Kukko, A.; Jaakkola, A.; Liu, J.; Feng, Z.; Chen, R.; Hyypä, J. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed—A Comparison Study of Tree Height Estimates from Field Measurement, Airborne Laser Scanning and Terrestrial Laser Scanning in a Boreal Forest. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2019**, *147*, 132–145. [[CrossRef](#)]
86. Jurjević, L.; Liang, X.; Gašparović, M.; Balenović, I. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed—Part II, A Comparison Study of Tree Height Estimates from Conventional Field Measurement and Low-Cost Close-Range Remote Sensing in a Deciduous Forest. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2020**, *169*, 227–241. [[CrossRef](#)]

87. Metz, J.Ô.; Seidel, D.; Schall, P.; Scheffer, D.; Schulze, E.D.; Ammer, C. Crown Modeling by Terrestrial Laser Scanning as an Approach to Assess the Effect of Aboveground Intra- and Interspecific Competition on Tree Growth. *For. Ecol. Manag.* **2013**, *310*, 275–288. [[CrossRef](#)]
88. Seidel, D.; Fleck, S.; Leuschner, C. Analyzing Forest Canopies with Ground-Based Laser Scanning: A Comparison with Hemispherical Photography. *Agric. For. Meteorol.* **2012**, *154–155*, 1. [[CrossRef](#)]
89. Srinivasan, S.; Popescu, S.C.; Eriksson, M.; Sheridan, R.D.; Ku, N.W. Terrestrial Laser Scanning as an Effective Tool to Retrieve Tree Level Height, Crown Width, and Stem Diameter. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 1877–1896. [[CrossRef](#)]
90. Liang, X.; Kankare, V.; Hyyppä, J.; Wang, Y.; Kukko, A.; Haggrén, H.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Jaakkola, A.; Guan, F.; et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2016**, *115*, 63–77. [[CrossRef](#)]
91. Levick, S.R.; Whiteside, T.; Loewensteiner, D.A.; Rudge, M.; Bartolo, R. Leveraging TIs as a Calibration and Validation Tool for MIs and UIs Mapping of Savanna Structure and Biomass at Landscape-Scales. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 257. [[CrossRef](#)]
92. Rajendra, Y.D.; Mehrotra, S.C.; Kale, K.V.; Manza, R.R.; Dhupal, R.K.; Nagne, A.D.; Vibhute, A.D. Evaluation of Partially Overlapping 3D Point Cloud's Registration by Using ICP Variant and Cloudcompare. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* **2014**, *40*, 891–897. [[CrossRef](#)]
93. Hilker, T.; Coops, N.C.; Culvenor, D.S.; Newnham, G.; Wulder, M.A.; Bater, C.W.; Siggins, A. A Simple Technique for CoRegistration of Terrestrial LiDAR Observations for Forestry Applications. *Remote Sens. Lett.* **2012**, *3*, 239–247. [[CrossRef](#)]
94. Theiler, P.W.; Wegner, J.D.; Schindler, K. Keypoint-Based 4-Points Congruent Sets—Automated Marker-Less Registration of Laser Scans. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2014**, *96*, 149–163. [[CrossRef](#)]
95. Vauhkonen, J.; Ene, L.; Gupta, S.; Heinzl, J.; Holmgren, J.; Pitkänen, J.; Solberg, S.; Wang, Y.; Weinacker, H.; Hauglin, K.M.; et al. Comparative Testing of Single-Tree Detection Algorithms under Different Types of Forest. *Forestry* **2012**, *85*, 27–40. [[CrossRef](#)]
96. Roussel, J.R.; Auty, D.; Coops, N.C.; Tompalski, P.; Goodbody, T.R.H.; Meador, A.S.; Bourdon, J.F.; de Boissieu, F.; Achim, A. LidR: An R Package for Analysis of Airborne Laser Scanning (ALS) Data. *Remote Sens. Environ.* **2020**, *251*, 112061. [[CrossRef](#)]
97. St-Onge, B.; Audet, F.-A.; Bégin, J. Characterizing the Height Structure and Composition of a Boreal Forest Using an Individual Tree Crown Approach Applied to Photogrammetric Point Clouds. *Forests* **2015**, *6*, 3899–3922. [[CrossRef](#)]
98. Python Software Foundation. Python Language Reference, Version 2.7. Available online: <http://www.python.org> (accessed on 1 February 2019).
99. Computree Core Team. Computree Platform. 2017. Available online: <http://rdinnovation.onf.fr/computree> (accessed on 20 May 2019).
100. Steren'czak, K.; Be'ckowski, K.; Weinacker, H. Accuracy of Crown Segmentation and Estimation of Selected Trees and Forest Stand Parameters in Order to Resolution of Used DSM and NDSM Models Generated from Dense Small Footprint LIDAR Data. In Proceedings of the ISPRS Congress, Commission VI, WG VI/5, Beijing, China, 3–11 July 2008; pp. 27–32.

101. Barnes, C.; Balzter, H.; Barrett, K.; Eddy, J.; Milner, S.; Suárez, J.C. Individual Tree Crown Delineation from Airborne Laser Scanning for Diseased Larch Forest Stands. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 231. [[CrossRef](#)]
102. Dijkstra, E. A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numer. Math* **1959**, *1*, 269–271. [[CrossRef](#)]
103. Hackenberg, J.; Morhart, C.; Sheppard, J.; Spiecker, H.; Disney, M. Highly Accurate Tree Models Derived from Terrestrial Laser Scan Data: A Method Description. *Forests* **2014**, *5*, 1069–1105. [[CrossRef](#)]
104. Hackenberg, J.; Wassenberg, M.; Spiecker, H.; Sun, D. Non Destructive Method for Biomass Prediction Combining TLS Derived Tree Volume and Wood Density. *Forests* **2015**, *6*, 1274–1300. [[CrossRef](#)]
105. R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*; R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2019; Available online: <https://www.R-project.org/> (accessed on 5 January 2019).
106. Schneider, R.; Calama, R.; Martin-Ducup, O. Understanding Tree-to-Tree Variations in Stone Pine (*Pinus Pinea* L.) Cone Production Using Terrestrial Laser Scanner. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 173. [[CrossRef](#)]
107. Muggeo, V.R.M. Segmented: An R Package to Fit Regression Models with Broken-Line Relationships. *R. News* **2008**, *3*, 343–344.
108. Ravaglia, J.; Bac, A.; Piboule, A. Laser-Scanned Tree Stem Filtering for Forest Inventories Measurements. *Digit. Herit. Int. Congr.* **2013**, *1*, 649–652. [[CrossRef](#)]
109. Koreň, M.; Huncága, M.; Chudá, J.; Mokroš, M.; Surový, P. The Influence of Cross-Section Thickness on Diameter at Breast Height Estimation from Point Cloud. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* **2020**, *9*, 495. [[CrossRef](#)]
110. Pitkänen, J.; Maltamo, M. Adaptive Methods for Individual Tree Detection on Airborne Laser Based Canopy Height Model. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Info. Sci.* **2004**, *36*, 187–191.
111. Tanhuanpää, T.; Saarinen, N.; Kankare, V.; Nurminen, K.; Vastaranta, M.; Honkavaara, E.; Karjalainen, M.; Yu, X.; Holopainen, M.; Hyyppä, J. Evaluating the Performance of High-Altitude Aerial Image-Based Digital Surface Models in Detecting Individual Tree Crowns in Mature Boreal Forests. *Forests* **2016**, *7*, 143. [[CrossRef](#)]
112. Che, E.; Jung, J.; Olsen, M.J. Object Recognition, Segmentation, and Classification of Mobile Laser Scanning Point Clouds: A State of the Art Review. *Sensors* **2019**, *19*, 810. [[CrossRef](#)]
113. Chen, W.; Hu, X.; Chen, W.; Hong, Y.; Yang, M. Airborne LiDAR Remote Sensing for Individual Tree Forest Inventory Using Trunk Detection-Aided Mean Shift Clustering Techniques. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 1078. [[CrossRef](#)]
114. Dersch, S.; Heurich, M.; Krueger, N.; Krzystek, P. Combining Graph-Cut Clustering with Object-Based Stem Detection for Tree Segmentation in Highly Dense Airborne Lidar Point Clouds. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2021**, *172*, 207–222. [[CrossRef](#)]
115. Wang, X.; Zhang, Y.; Luo, Z. Combining Trunk Detection with Canopy Segmentation to Delineate Single Deciduous Trees Using Airborne LiDAR Data. *IEEE Access* **2020**, *8*, 99783–99796. [[CrossRef](#)]

116. Jaskierniak, D.; Lucieer, A.; Kuczera, G.; Turner, D.; Lane, P.N.J.; Benyon, R.G.; Haydon, S. Individual Tree Detection and Crown Delineation from Unmanned Aircraft System (UAS) LiDAR in Structurally Complex Mixed Species Eucalypt Forests. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2021**, *171*, 171–187. [[CrossRef](#)]
117. Reitberger, J.; Schnörr, C.; Krzystek, P.; Stilla, U. 3D Segmentation of Single Trees Exploiting Full Waveform LIDAR Data. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2009**, *64*, 561–574. [[CrossRef](#)]
118. Andersen, H.E.; Reutebuch, S.E.; McGaughey, R.J.; d'Oliveira, M.V.N.; Keller, M. Monitoring Selective Logging in Western Amazonia with Repeat Lidar Flights. *Remote Sens. Environ.* **2014**, *151*, 157–165. [[CrossRef](#)]
119. Chen, Q. Modeling Aboveground Tree Woody Biomass Using National-Scale Allometric Methods and Airborne Lidar. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2015**, *106*, 95–106. [[CrossRef](#)]
120. Budei, B.C.; St-Onge, B.; Hopkinson, C.; Audet, F.-A. Identifying the Genus or Species of Individual Trees Using a ThreeWavelength Airborne Lidar System. *Remote Sens. Environ.* **2017**, *204*, 632–647. [[CrossRef](#)]
121. Degerickx, J.; Roberts, D.A.; McFadden, J.P.; Hermy, M.; Somers, B. Urban Tree Health Assessment Using Airborne Hyperspectral and LiDAR Imagery. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2018**, *73*, 26–38. [[CrossRef](#)]
122. Olivier, M.D.; Robert, S.; Fournier, R.A. Response of Sugar Maple (*Acer saccharum*, Marsh.) Tree Crown Structure to Competition in Pure versus Mixed Stands. *For. Ecol. Manag.* **2016**, *374*, 20–32. [[CrossRef](#)]
123. Chen, X.; Jiang, K.; Zhu, Y.; Wang, X.; Yun, T. Individual Tree Crown Segmentation Directly from Uav-Borne Lidar Data Using the Pointnet of Deep Learning. *Forests* **2021**, *12*, 131. [[CrossRef](#)]
124. Morsdorf, F.; Eck, C.; Zraggen, C.; Imbach, B.; Schneider, F.D.; Kükenbrink, D. UAV-Based LiDAR Acquisition for the Derivation of High-Resolution Forest and Ground Information. *Lead. Edge* **2017**, *36*, 566–570. [[CrossRef](#)]
125. Lindberg, E.; Eysn, L.; Hollaus, M.; Holmgren, J.; Pfeifer, N. Delineation of Tree Crowns and Tree Species Classification from Full-Waveform Airborne Laser Scanning Data Using 3-d Ellipsoidal Clustering. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2014**, *7*, 3174–3181. [[CrossRef](#)]
126. Ferraz, A.; Saatchi, S.; Mallet, C.; Meyer, V. Lidar Detection of Individual Tree Size in Tropical Forests. *Remote Sens. Environ.* **2016**, *183*, 318–333. [[CrossRef](#)]
127. Hamraz, H.; Contreras, M.A.; Zhang, J. A Robust Approach for Tree Segmentation in Deciduous Forests Using Small-Footprint Airborne LiDAR Data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2016**, *52*, 532–541. [[CrossRef](#)]
128. Seidel, D.; Annighöfer, P.; Thielman, A.; Seifert, Q.E.; Thauer, J.H.; Glatthorn, J.; Ehbrecht, M.; Kneib, T.; Ammer, C. Predicting Tree Species From 3D Laser Scanning Point Clouds Using Deep Learning. *Front. Plant Sci.* **2021**, *12*, 1–12. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
129. Dalponte, M.; Frizzera, L.; Ørka, H.O.; Gobakken, T.; Næsset, E.; Gianelle, D. Predicting Stem Diameters and Aboveground Biomass of Individual Trees Using Remote Sensing Data. *Ecol. Indic.* **2018**, *85*, 367–376. [[CrossRef](#)]

130. Duncanson, L.I.; Cook, B.D.; Hurtt, G.C.; Dubayah, R.O. An Efficient, Multi-Layered Crown Delineation Algorithm for Mapping Individual Tree Structure across Multiple Ecosystems. *Remote Sens. Environ.* **2014**, *154*, 378–386. [[CrossRef](#)]
131. Lindberg, E.; Holmgren, J.; Olofsson, K.; Wallerman, J.; Olsson, H. Estimation of Tree Lists from Airborne Laser Scanning by Combining Single-Tree and Area-Based Methods. *Int. J. Remote Sens.* **2010**, *31*, 1175–1192. [[CrossRef](#)]
132. Vauhkonen, J.; Mehtätalo, L. Matching Remotely Sensed and Field Measured Tree Size Distributions. *Can. J. For. Res.* **2014**, *45*, 353–363. [[CrossRef](#)]
133. Ferraz, A.; Mallet, C.; Jacquemoud, S.; Goncalves, G.R.; Tome, M.; Soares, P.; Pereira, L.G.; Bretar, F. Canopy Density Model: A New ALS-Derived Product to Generate Multilayer Crown Cover Maps. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2015**, *53*, 6776–6790. [[CrossRef](#)]
134. Du, S.; Lindenbergh, R.; Ledoux, H.; Stoter, J.; Nan, L. AdTree: Accurate, Detailed, and Automatic Modelling of Laser-Scanned Trees. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 2074. [[CrossRef](#)]

---

**5      ARTICLE II: MOBILE LASER SCANNING FOR ESTIMATING TREE STRUCTURAL  
ATTRIBUTES IN A TEMPERATE HARDWOOD FOREST**

---

Lidar mobile pour l'estimation des attributs structuraux des arbres en forêt tempérée de feuillus

---

**Auteurs :**

Bastien Vandendaele <sup>1,2\*</sup>, Olivier Martin-Ducup<sup>3</sup>, Richard A. Fournier <sup>1</sup>, Gaetan Pelletier <sup>4</sup>,  
and Philippe Lejeune <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Département de Géomatique Appliquée, Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection (CARTEL), Université de Sherbrooke, 2500, Boulevard de l'Université, Sherbrooke, QC J1K 2R1, Canada

<sup>2</sup> TERRA Teaching and Research Center—Forest Is Life, Uliège—Gembloux Agro-Bio Tech, University of Liege, Passage des Déportés 2, 5030 Gembloux, Belgium

<sup>3</sup> AMAP, CIRAD, CNRS, INRAE, IRD, Université de Montpellier, botanique et Modélisation de l'Architecture des Plantes et des Végétations, TA A51/PS2, CEDEX 05, 34398 Montpellier, France

<sup>4</sup> Northern Hardwoods Research Institute Inc., 165 Boulevard Hébert, Edmundston, NB E3V 2S8, Canada

\* Correspondance: bastien.vandendaele@usherbrooke.ca

**Revue :**

L'article II a été publié dans **Remote Sensing** :

Vandendaele, B., Martin-Ducup, O., Fournier, R.A., Pelletier, G., Lejeune, P. Mobile Laser Scanning for Estimating Tree Structural Attributes in a Temperate Hardwood Forest. *Remote Sensing*. 2022, 14, 4522. <https://doi.org/10.3390/rs14184522>

**Résumé :** L'émergence des systèmes mobiles de balayage laser (MLS) qui utilisent la technologie de localisation et de cartographie simultanées (SLAM) pour cartographier leur environnement ouvre de nouvelles possibilités pour caractériser la structure des forêts. La rapidité et la précision de l'acquisition des données les rendent particulièrement adaptées aux inventaires opérationnels. Le MLS présente également un grand potentiel pour l'estimation d'attributs d'inventaire difficiles à mesurer sur le terrain, comme le volume de bois ou les dimensions des couronnes. Les espèces de feuillus représentent un défi important pour l'estimation du volume de bois par rapport aux résineux, car une partie importante du volume est incluse dans la couronne, ce qui les rend plus enclins aux biais allométriques et plus complexes à modéliser. Cette étude a évalué le potentiel des données MLS pour estimer les attributs structurels des arbres dans un peuplement de feuillus tempérés : hauteur, dimensions de la couronne, diamètre à hauteur de poitrine (DBH) et volume de bois marchand. Les estimations du volume de bois marchand ont été évaluées jusqu'au troisième ordre de ramification en utilisant l'approche de modélisation structurelle quantitative (QSM). Des mesures destructives sur le terrain et des données de balayage laser terrestre (TLS) de 26 arbres feuillus ont été utilisées comme référence pour quantifier les erreurs sur les estimations du volume de bois et des attributs d'inventaire à partir des données MLS. Les résultats révèlent que les systèmes MLS basés sur le SLAM ont fourni des estimations précises de la hauteur des arbres (RMSE = 0,42 m (1,78 %),  $R^2 = 0,93$ ), de la surface projetée de la couronne (RMSE = 3,23 m<sup>2</sup> (5,75 %),  $R^2 = 0,99$ ), du volume de la couronne (RMSE = 71,4 m<sup>3</sup> (23,38 %),  $R^2 = 0,99$ ), le DHP (RMSE = 1,21 cm (3,07 %),  $R^2 = 0,99$ ) et du volume de bois marchand (RMSE = 0,39 m<sup>3</sup> (18,57 %),  $R^2 = 0,95$ ), par rapport au TLS. Ils ont également estimé le volume commercialisable opérationnel avec une bonne précision (RMSE = 0,42 m<sup>3</sup> (21,82 %),  $R^2 = 0,94$ ) par rapport aux mesures destructives. Enfin, le volume marchand des tiges dérivé des données MLS a été estimé avec une grande précision par rapport au TLS (RMSE = 0,11 m<sup>3</sup> (8,32%),  $R^2 = 0,96$ ) et aux modèles régionaux de conicité des tiges (RMSE = 0,16 m<sup>3</sup> (14,7%),  $R^2 = 0,93$ ). Nous espérons que nos résultats permettront de mieux comprendre le potentiel des systèmes MLS basés sur le SLAM pour soutenir l'inventaire forestier in-situ.

**Mots clés :** balayage laser mobile ; SLAM ; balayage laser terrestre ; QSM ; feuillus ; arbres ; échantillon destructif ; volume de bois ; inventaire forestier ; lidar.



**Abstract:** The emergence of mobile laser scanning (MLS) systems that use simultaneous localization and mapping (SLAM) technology to map their environment opens up new opportunities for characterizing forest structure. The speed and accuracy of data acquisition makes them particularly adapted to operational inventories. MLS also shows great potential for estimating inventory attributes that are difficult to measure in the field, such as wood volume or crown dimensions. Hardwood species represent a significant challenge for wood volume estimation compared to softwoods because a substantial portion of the volume is included in the crown, making them more prone to allometric bias and more complex to model. This study assessed the potential of MLS data to estimate tree structural attributes in a temperate hardwood stand: height, crown dimensions, diameter at breast height (DBH), and merchantable wood volume. Merchantable wood volume estimates were evaluated to the third branching order using the quantitative structural modeling (QSM) approach. Destructive field measurements and terrestrial laser scanning (TLS) data of 26 hardwood trees were used as reference to quantify errors on wood volume and inventory attribute estimations from MLS data. Results reveal that SLAM-based MLS systems provided accurate estimates of tree height (RMSE = 0.42 m (1.78%),  $R^2 = 0.93$ ), crown projected area (RMSE = 3.23 m<sup>2</sup> (5.75%),  $R^2 = 0.99$ ), crown volume (RMSE = 71.4 m<sup>3</sup> (23.38%),  $R^2 = 0.99$ ), DBH (RMSE = 1.21 cm (3.07%),  $R^2 = 0.99$ ), and merchantable wood volume (RMSE = 0.39 m<sup>3</sup> (18.57%),  $R^2 = 0.95$ ), when compared to TLS. They also estimated operational merchantable volume with good accuracy (RMSE = 0.42 m<sup>3</sup> (21.82%),  $R^2 = 0.94$ ) compared to destructive measurements. Finally, the merchantable stem volume derived from MLS data was estimated with high accuracy compared to TLS (RMSE = 0.11 m<sup>3</sup> (8.32%),  $R^2 = 0.96$ ) and regional stem taper models (RMSE = 0.16 m<sup>3</sup> (14.7%),  $R^2 = 0.93$ ). We expect our results would provide a better understanding of the potential of SLAM-based MLS systems to support in-situ forest inventory.

**Keywords:** mobile laser scanning; SLAM; terrestrial laser scanning; QSM; hardwood; trees; destructive sample; wood volume; forest inventory; lidar

## 5.1 Introduction

Forest inventories rely on a network of plots with a fixed radius and a systematic (or random) sampling scheme, covering a domain representative of the forest, to be characterized. Inventory plots are generally surveyed over decades to better understand forest dynamics and the growing stock. However, maintaining these plots is costly, labor intensive, and their number is constantly reduced due to disturbances [1]. These constraints limit the spatial distribution and temporal resolution of field surveys, making them inadequate to support current requirements for accuracy, spatial details, and timely updates [2]. The most valuable attributes that measure reference data in the field are species, diameter at breast height (DBH), and height. Allometric models are then used, based on these measurements, to predict individual tree volume or biomass. Predictions from individual tree models are typically aggregated at the plot level and used to either calibrate or train remote sensing-based models, as well as produce large area estimates [3]. In monocultures of well-studied species, allometric estimates can perform well [4]. However, they are less reliable in mixed forest stands or hardwood stands, with different tree ages where tree-to-tree variability is much greater [5]. The problem is that all trees with the same value of independent variables have the same model prediction for volume when, in reality, they can have very different volumes [3]. In these cases, using allometric equations may lead to uncertainties and cause bias that can propagate when scaling up to the stand level [6]. New methods are currently needed to set up and efficiently survey more plots that will serve as reference data for larger scale remote sensing tools and allometric relationship calibration.

Over the past decades, terrestrial laser scanning (TLS) has evolved from an experimental tool to a practical instrument for the accurate measurement of forest attributes [7]. This technology provides highly accurate data on 3D structures of forest scenes. It also allows non-destructive estimation of tree attributes, which would be otherwise impractical to measure in the field, e.g., stem curves, crown dimensions, wood volume, or above ground biomass (AGB) [8]. A significant breakthrough is the development of algorithms that can reconstruct realistic 3D models of trees from TLS point clouds. These models are referred to as quantitative structural models (QSM). QSM algorithms, such as TreeQSM [9] or SimpleTree [10], allow the estimation of woody volumes of standing trees. A review by [11], comparing estimates of tree volume and AGB from QSM against destructive measurement, have shown that QSMs are capable of estimating tree AGB

with less than 10% bias [12]. Despite these significant advances to support field measurements, TLS has not yet been widely adopted by practitioners. The main limit is that TLS data acquisition requires time that exceeds what can be deemed reasonable for a field inventory. For example, covering a 400 m<sup>2</sup> forest plot with a TLS may require from three to five scans, from different positions, to avoid occlusion, and it must include geo-referencing procedures to co-register the scans. These procedures require an average of 45 to 80 min of acquisition time for a single 400 m<sup>2</sup> plot and generally need a support team. Considering that data pre-processing requires about the same amount of time, this entire process is beyond reasonable time frames for routine forestry applications. It remains to be demonstrated whether in-situ 3D scanning technologies can be used efficiently to the point of being adopted in operational forestry, in which tree and plot-level attributes can be recovered quickly, accurately, and at low cost [13].

Recently, mobile laser scanning (MLS) has demonstrated its potential for the effective assessment of tree and plot-level attributes [14]. MLS has several advantages over TLS [15,16]: increased speed for data acquisition (~3–10 min for scanning a 400 m<sup>2</sup> sample plot); easier mobility between trees to avoid occlusion; reduced weight of the equipment; efficient data geo-location; affordability. Typical platforms used for MLS in forestry are generally equipped with a Global Navigation Satellite System (GNSS) receiver and an inertial measurement unit (IMU) for positioning and orientation [17]. Although these systems are very convenient in open areas, they are not useful under dense forest cover, due to poor GNSS reception. To overcome this limitation, new types of MLS systems that do not rely on a GNSS receiver have recently emerged. They use simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithms to determine their position and orientation, with respect to their surroundings, while simultaneously mapping the environment. Several studies demonstrated that these devices offer centimeter-level accuracy [18,19].

The use of SLAM-based MLS in forestry is still at an early stage of development, but it may well meet the expectations of practitioners. Several studies have demonstrated their potential and accuracy for tree location and stem DBH retrieval [17,20]. Compared to TLS data, SLAM-based MLS point clouds are generally noisier or fuzzier [21], and they also have lower spatial accuracy due to propagation of positioning errors [22]. A recent study found that SLAM-based MLS systems estimated DBH with an average RMSE of about 1.8 cm [17]. Until recently, the

most limiting factor of MLS sensors was their range [23]. However, new generations of SLAM-based MLS that have recently emerged on the market now provide a range of up to 100 m. This has allowed researchers to evaluate their potential to retrieve tree height and crown dimensions [24,25], showing great potential for supporting the development of allometric models. The quality of more complex tree attributes derived from contemporary MLS, such as stem taper or merchantable wood volume, remains unclear and is currently under investigation [22,26–28]. This study aimed to evaluate the potential of SLAM-based MLS data to estimate tree structural attributes in a temperate hardwood stand, including tree height, crown dimensions, DBH, and merchantable wood volume. Destructive field measurements and TLS data were used as reference to quantify errors on inventory attribute estimations from MLS data. The results of this paper are expected to provide a better understanding of the potential of SLAM-based MLS systems to support in-situ forest inventory.

## 5.2 *Materials*

### 5.2.1 Study Site

A 1 ha mature hardwood site was studied in Jardine Brook, southwest of Saint-Quentin (NB, Canada), at 280 m above sea level (47°25021.70" N, 67°3105.84" W) (Figure 38A). The study site belongs to the Central Uplands Ecoregion of Madawaska located in the temperate hardwood zone [29]. This region is characterized by a cold temperate climate with short, cool summers and long, cold winters, with average temperatures of 3.5 °C and precipitation of 1025 mm per year. The soil is of the Caribou type on ablation glacial till, with high fertility, medium texture, and deep depth to the water table (>9 m in the study area) [30]. The study site is located on flat terrain (slope < 1%), it has a crown closure of 56%, and it has little understory or shrub presence (Figure 38B). The trees from the 1 ha hardwood stand have an average height of 18 m (standard deviation of 5.6 m) and an average crown base height of 7.6 m (standard deviation of 2.9 m). The stand has not received high intensity treatments, except for very light removals (<10% basal area) to salvage balsam fir mortality, since the early 1940s. The stand contains about 500 merchantable stems per hectare (DBH ≥ 9 cm), has a basal area of 16 m<sup>2</sup>/ha, and is considered multi-age, having more than two distinct cohorts or age classes (from 75 to 160-years-old). The

stand is mainly composed of sugar maple (*Acer saccharum* Marshall) (88% basal area), yellow birch (*Betula alleghaniensis* Britton, 10%), and balsam fir (*Abies balsamea* (L.) Miller, 2%).



Figure 38. (A) Study site located in Jardine Brook North-Western New-Brunswick, Canada ( $47^{\circ}25'21.70''\text{N}$ ,  $67^{\circ}31'5.84''\text{W}$ ); (B) Photography of the northern hardwood stand surveyed in the fall under leaf-off conditions.

### 5.2.2 Field measurements

Field measurements were collected in October 2021. Nine sample plots of 11.28 m radius ( $400\text{ m}^2$ ) were established within the 1 ha study site (Figure 39A). A total of 26 sample trees (about 3 trees per plot) were selected to be destructively sampled immediately after cutting and bucking by a single-tree harvester. DBH (at 1.3 m) was measured with a measuring tape. The mean and standard deviation of DBH, for the 26 sample trees in our study site, were 41.8 cm and 10.4 cm, respectively. These trees were numbered and tagged with a retro-reflective checkboard to enable their quick identification in the TLS and MLS data and for easy linking to the inventory data. They were geo-referenced using FC-500 Hiper SR Kit Rover (TopCon Positioning Systems Inc., Livermore, CA, USA).

The 26 sample trees were felled and bucked into segments in March 2022. The harvester placed each segment to be measured in two distinct areas: one with all stem segments coming from below the crown base height (i.e., where branches spited the main stem) and a second with all the branches with the smallest piece being longer than 244 cm and with a small end diameter outside bark (DOB) of greater than 8 cm. Post-harvest measurement on each felled trees included: (i) stump height, (ii) length of each segment, and (iii) widest and narrowest DOB at the end of each segment. These measurements were used to calculate the operational merchantable volume per tree (see merchantable wood volume nomenclature, defined in Section 5.3.3, and the accuracy assessment in Section 5.3.4).

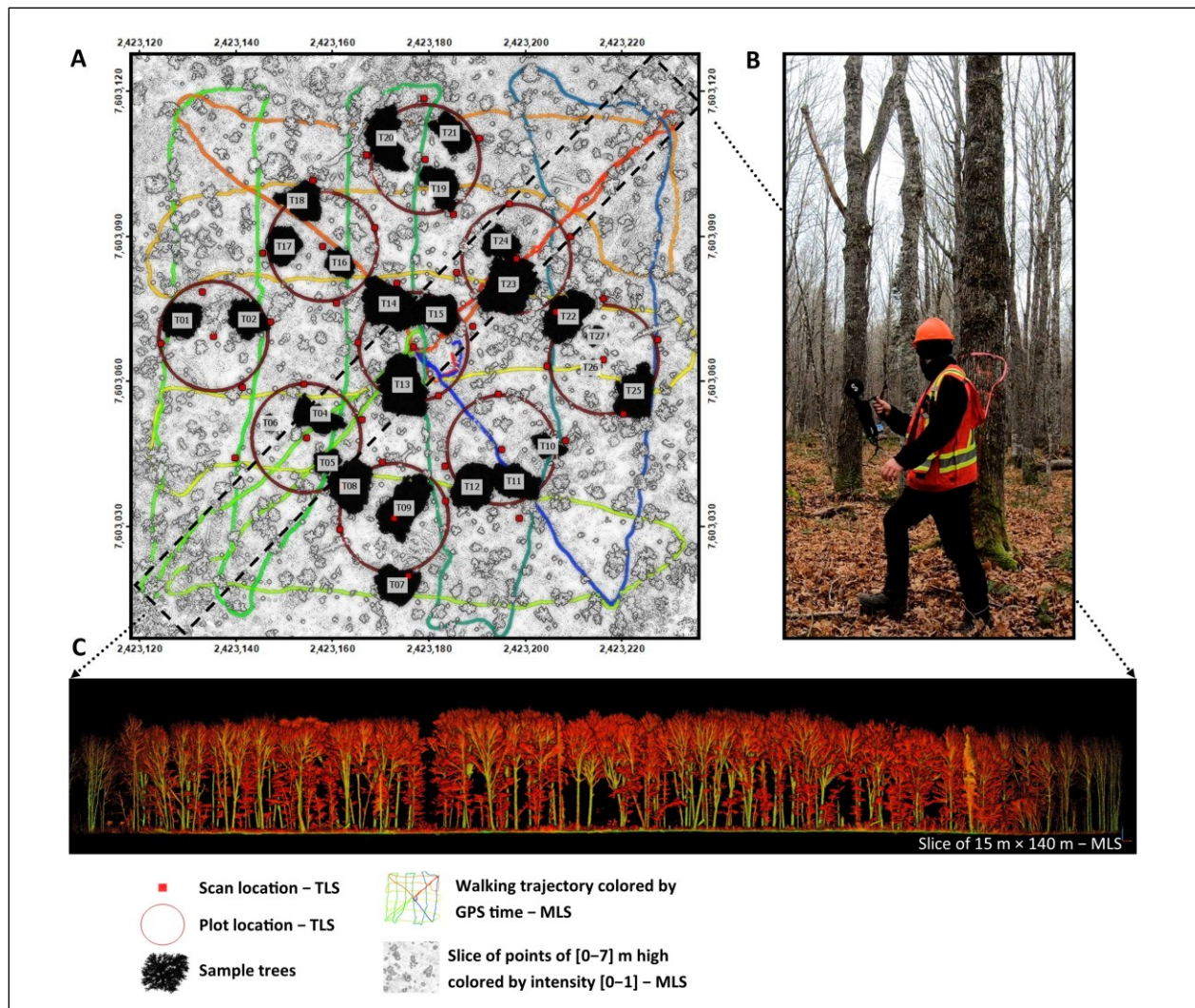


Figure 39. (A) Map of the 1 ha hardwood site ( $47^{\circ}25'21.70''N$ ,  $67^{\circ}31'5.84''W$ ) showing the TLS and MLS data acquisition patterns, as well as the location of the 26 sample trees located on a MLS slice of points of 0-7 m high that illustrates the terrain and surrounding trees (NAD 1983 CSRS New Brunswick Stereographic); (B) Survey of the stand with the Hovermap MLS system; (C) A 15 m cross-section of the 1 ha MLS point cloud on a 140 m diagonal colored by intensity (low: red; high: green).

### 5.2.3 Terrestrial Laser Scanning (TLS) Data

The TLS data were acquired in leaf-off conditions, in October 2021, using a FARO Focus3D S 120 (Faro Technologies Inc., Lake Mary, FL, USA). The nine inventory sample plots, similar to those used for field measurements, were scanned to obtain point clouds of the 26 sample trees. The scans were done from five location (i.e., the plot center and the four cardinal points of the plot) to minimize laser signal occlusion (Figure 39A). The center-point of each TLS plot was

measured with the TopCon FC-500 Hiper SR Kit Rover (Topcon Positioning Systems, Inc., Livermore, CA, USA). The location of the 26 trees, as well as these center-point locations, were used as references to geo-reference the TLS point cloud and to co-register the scans with the MLS data. The scanner was parameterized to obtain a point spacing of 6.3 mm at 10 m distance from the sensor (i.e., quality: 3×; resolution: 1/4). Eight spherical targets were spread within the sample plots to allow scan co-registration within the FARO SCENE 5.1.6.3 software (FARO, Lake Mary, FL, USA). The scan co-registration process reported a mean absolute error of 6.0 mm

#### 5.2.4 Mobile Laser Scanning (MLS) Data

The MLS data were acquired in leaf-off conditions in October 2021 using a handheld Emesent Hovermap (Emesent Pty Ltd., Milton, QLD, Australia) (Figure 39B). The Hovermap includes a Velodyne VLP-16 Lite lidar (Velodyne Lidar Inc., Morgan Hill, CA, USA), a data logger (1.8 kg), and an inertial measurement unit (IMU). The VLP-16 has 16 lidar channels and measures up to 600,000 points per second, in dual return mode, within a maximum range of 100 m. The distances are recorded with a continuous wavelength of 903 nm and with a lidar accuracy of  $\pm 3$  cm. The Hovermap uses SLAM technology, allowing it to create a 3D point cloud without the use of artificial reference targets or tripods. It uses the lidar and IMU data for an instantaneous location of the sensor and generates a coherent map of its surroundings. However, loop closure (i.e., using the same point for start and finish) is highly recommended to update real-time mapping and adjust the MLS trajectory.

Data acquisition with the Hovermap was performed by walking within the study site while the rotating scanner captured lidar data. The 1 ha study site was scanned in a 45-min walk following a 20 m  $\times$  20 m grid pattern (Figure 39A). At each corner of the study site, we circled back to the stand center to close the loop several times and adding several viewing perspectives. This design was selected to optimize coverage of the sample plots and to perform a loop closure trajectory for reducing potential drifts associated with the SLAM algorithm. Hovermap data (Figure 39C) were automatically preprocessed in 3 h using the proprietary software Emesent 1.5.0 (Milton, Australia).

### 5.3 *Methods*

The overall data processing workflow for TLS and MLS, in Figure 40, shows the main steps performed in this study to extract tree structural attributes. These steps included: (i) co-registration and manual individual tree segmentation of TLS and MLS data (Section 5.3.1); (ii) estimation of tree attributes (Section 5.3.2); (iii) tree filtering (Appendix A); (iv) estimation of merchantable wood volume (Section 5.3.3). The three types of merchantable wood volume estimated in this workflow were defined as follows:

- Operational merchantable volume: volume of the stem and all branches of a tree, with the smallest segment being longer than 244 cm with a small end DOB  $\geq 8$  cm;
- Merchantable stem volume: volume of the stem, with a small end DOB  $\geq 8$  cm (i.e., the main stem to the top of a tree excluding branches);
- Merchantable volume: volume of the stem and all branches of a tree with a small end DOB  $\geq 8$  cm.

For the accuracy assessment on estimated attributes (Section 5.3.4), field measurements were used as reference for DBH and operational merchantable volume. The reference taper model used in the Acadian region (Section 5.3.4) was compared to the merchantable stem volume derived by the lidar QSMs to provide valuable guidance to foresters. When attributes estimated by the field measurements were either inaccurate or unavailable (such as tree height (H), crown projected area (CPA), crown volume (CV), crown base height (CBH), and merchantable volume per branching order), the attributes estimated from MLS data were compared to the one estimated from TLS data.



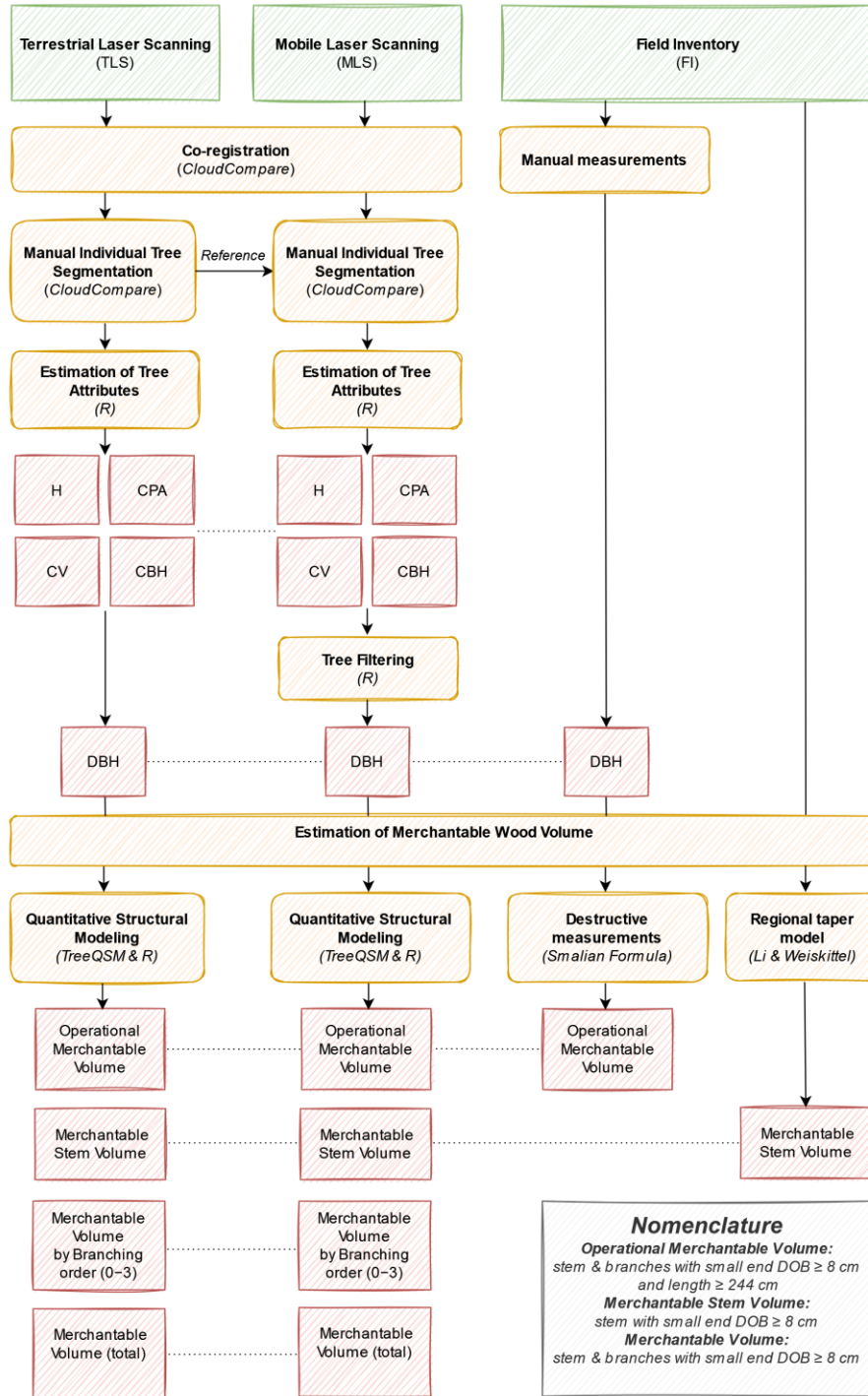


Figure 40. Overall data processing workflow for TLS, MLS, and field measurements (green: input; orange: processing; red: output; italic: software and formula). Acronyms: height (H), crown projected area (CPA), crown volume (CV), crown base height CBH), diameter at breast height (DBH), and diameter outside bark (DOB).

### 5.3.1 Manual Individual Tree Segmentation

The application of automatic tree segmentation algorithms can impact the estimation of tree structural attributes [31]. Therefore, in this study, we adopted manual segmentation of the sample trees based on visual separability. This was done to minimize the impact of the segmentation process in assessing the accuracy of the estimated tree attributes. To do this, the nine geo-referenced TLS sample plots were first co-registered with the MLS point cloud using CloudCompare’s fine registration Iterative Closest Point (ICP) algorithm [32]. Each sample tree was then located in the TLS and MLS point cloud using the base and rover data, as well as its retro-reflective checkboard. The 26 sample trees were manually segmented from TLS and MLS point clouds using the “segment” tool from CloudCompare. The TLS sample trees were used as reference to assist the MLS manual tree segmentation. The average root-mean-square (RMS) error that was calculated automatically by the coregistration algorithm, over 50,000 points of the 26 TLS and MLS segmented trees pairs, was 3.6 cm. The TLS and MLS point clouds of the 26 manually segmented trees are presented in Figure 41.

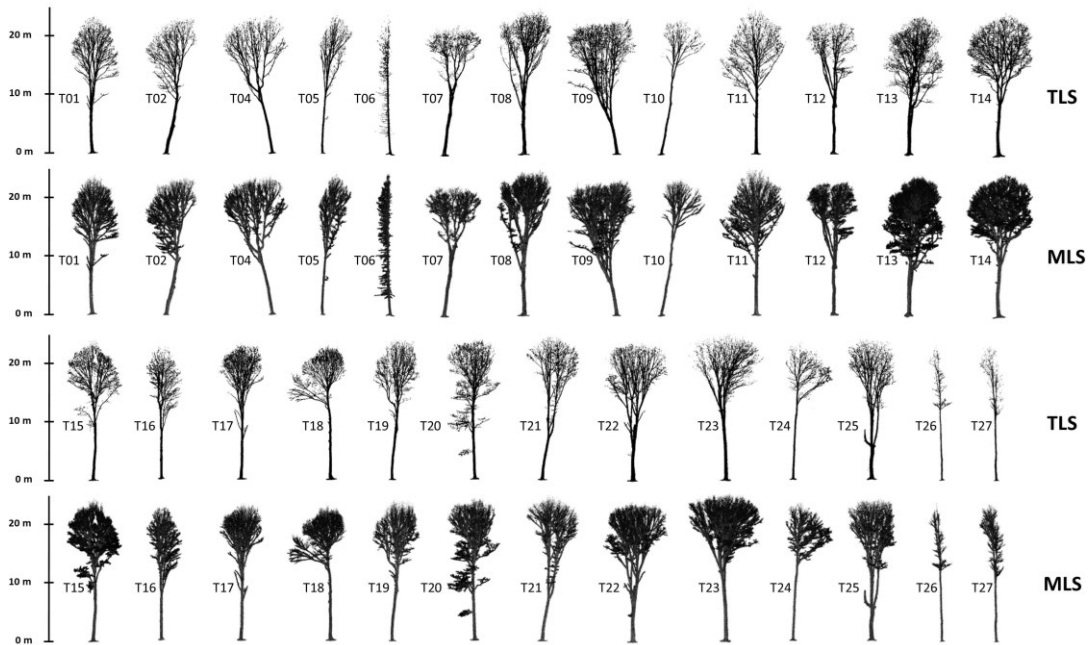


Figure 41. Illustration of the 26 tree pairs manually segmented from the TLS (top) and MLS (bottom) point clouds collected in the leaf-off hardwood stand. All trees are sugar maples (*Acer saccharum*), except T06 (balsam fir—*Abies balsamea*), T12, and T18 (yellow birch—*Betula alleghaniensis*).

### 5.3.2 Estimation of Tree Attributes

Tree H, CBH, CPA, CV, and DBH were estimated from the TLS and MLS point clouds of all manually segmented trees (Figure 42). All of these attributes were computed using R [33]:

- H was estimated as the difference between the highest and the lowest point of the manually segmented tree point cloud;
- CBH was determined using the approach that was described in [34] and used in [31];
- CPA was determined using the area of the convex hull that was computed on the crown points projected in the xy-plane. The crown points are defined as the points higher than the identified CBH;
- CV was determined using an alpha shape computed on crown points ( $\alpha = 1$ );
- DBH was estimated by fitting a circle on the XY coordinates of a 5-cm wide point cloud slice, located between 1.275 and 1.325 m height above ground, using the R package “conicfit” [35]. The ground was considered as the lowest Z coordinates of the manually segmented tree point cloud.

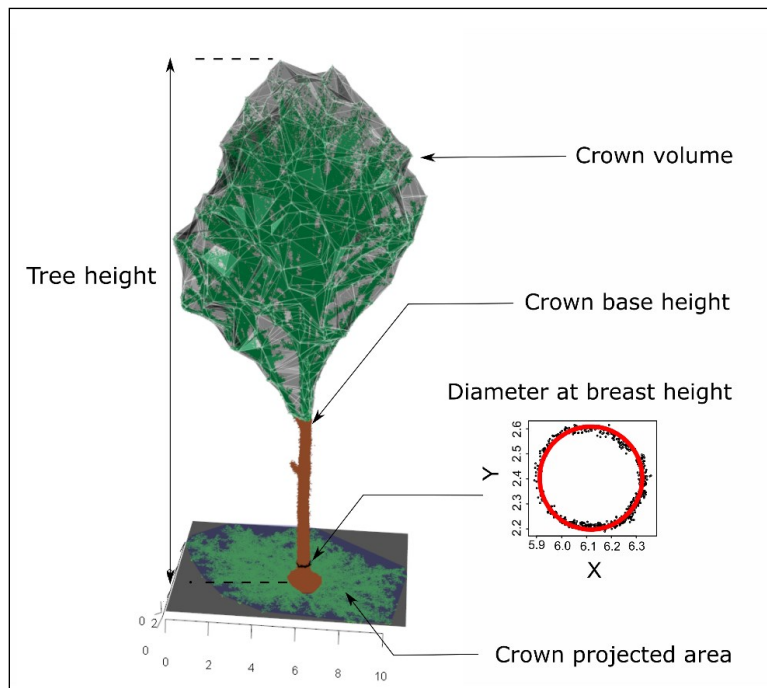


Figure 42. Tree structural attribute estimation from a MLS tree: tree height (H), crown base height (CBH), crown projected area (CPA), crown volume (CV), and diameter at breast height (DBH).

### 5.3.3 Estimation of Merchantable Wood Volume

The point cloud of the MLS device is noisier than that of the TLS data. Therefore, attributes estimated from MLS data are less reliable. Noise intrinsic to the MLS data can, however, be limited by filtering the point cloud using two different approaches: (i) by using statistical outlier removal (SOR), which removes points that are farther than an average distance of a group of points; (ii) by using a range filter, which removes the points that were sampled farther than a threshold distance from the scanner. A SOR filter ( $k = 5$ ,  $\sigma = 1.5$ ) was applied to the segmented point clouds using the R package “VoxR” (Version 1.0.0, available online at: <https://CRAN.R-project.org/package=VoxR>, accessed on 20 April 2022) [36]. Range filters of 15 m and 30 m were applied to the stem and the crown of each point cloud, respectively (see Appendix A for more detail on a sensitivity analysis on the filtering options).

The QSM were generated for each tree using TreeQSM algorithm [9] (Figure 43). The approach described in [37] was used to optimize model parameters and select the best reconstruction. Comparison between the operational merchantable volume obtained from the destructive field measurements and that generated from QSMs were possible because all segments of the QSM smaller than 8 cm diameter were truncated, and the last branches that were shorter than 244 cm were removed using the R package “aRchi” [38]. The resulting modeled trees were, thus, consistent with the field protocol presented in Section 5.2.2. Additionally, the stem base of each TLS and MLS segmented tree was truncated at the stump height measured in the field after felling to match the destructive field reference. The QSMs included axes of four orders: order 0—main stem and 1st, 2nd, and 3rd-order branches (Figure 43). A fine analysis comparing merchantable volume of TLS and MLS by branching order (up to 3rd) was performed. Finally, the merchantable stem volume, extracted from lidar QSMs, was compared to the merchantable stem volume estimated with species-specific regional taper models developed by Li and Weiskittel [39,40] (Section 5.3.4).



Figure 43. Examples of the quantitative structural models (QSMs) of hardwood trees reconstructed from TLS (top) and MLS (bottom) point clouds. Colors represent branching orders: red (order 0 - main stem), green (1st-order branches), blue (2nd-order branches), cyan (3rd-order branches).

#### 5.3.4 Accuracy Assessment on Estimated Attributes

The reference operational merchantable volume was obtained by summing up the volume of each stem and branch segments measured in the field (Section 5.2.2) using the Smalian formula [41]. The length of each segment and the diameter from each segment's end (calculated as the mean of the widest and narrowest DOB) were used as input parameters. The merchantable stem volume for each tree was calculated using the Li and Weiskittel taper model developed for hardwood species in the Acadian region [39,40]. Field DBH, TLS-derived tree heights, and species-specific parameters were used as inputs for the taper equations. The reference merchantable volume (by branching order and total) was computed from TLS QSMs (Section 5.3.3).

Accuracy of the estimated tree attributes (i.e., tree height, crown dimensions, DBH, and merchantable wood volumes) was assessed by calculating the coefficient of determination ( $R^2$ ) (Equation (10)), root-mean-square error (RMSE) (Equation (11)), and bias (Equation (12)):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}, \quad (11)$$

$$bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i), \quad (12)$$

where  $n$  represents the number of trees,  $y_i$  is the reference field inventory/TLS attribute that was measured for tree $_i$ ,  $\hat{y}_i$  is the estimated attribute for tree $_i$ , and  $\bar{y}_i$  is the mean of the field inventory/TLS reference attribute.

## 5.4 Results

### 5.4.1 Tree Height, Crown Dimensions and DBH

Crown attributes derived from TLS and MLS data show great similarity. The tree height and CPA estimates from the MLS data show a good agreement with TLS data, with an RMSE of 0.42 m (1.78%) (Figure 44A) and 3.23 m<sup>2</sup> (5.75%) (Figure 44B), respectively. The MLS crown volume is overestimated, with an RMSE of 71.4 m<sup>3</sup> (23.38%), which tends to increase for larger crowns when compared to those estimated from TLS data (Figure 44C). This overestimation is related to the underestimation of the crown base height that was observed for the MLS trees, which increases crown volume (Figure 44D).

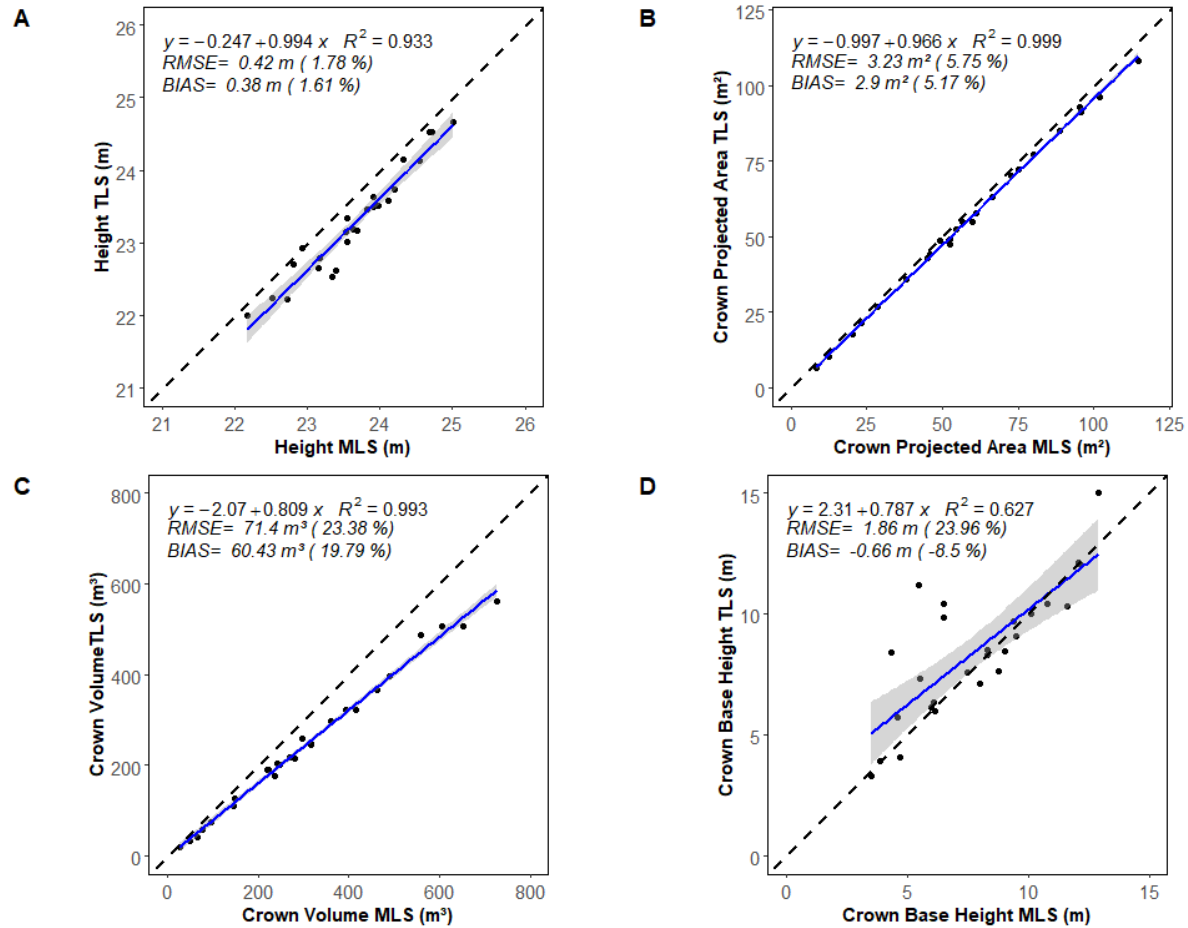


Figure 44. Comparison of (A) tree height (H); (B) crown projected area (CPA); (C) crown volume (CV) and (D) crown base height (CBH) for the 26 TLS and MLS trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line.

In comparison to field measurements, TLS and MLS data show similar reliable DBH estimates, with a negative bias of 1.53 cm and 2.49 cm, respectively (Figure 45A,B). The strong relationship between DBH, estimated by TLS and MLS data ( $R^2 = 0.99$ ; RMSE = 1.21 cm (3.07%), Figure 45C), shows that, despite MLS data being noisier, the circle-fitting method gave very similar results for TLS and MLS point clouds.

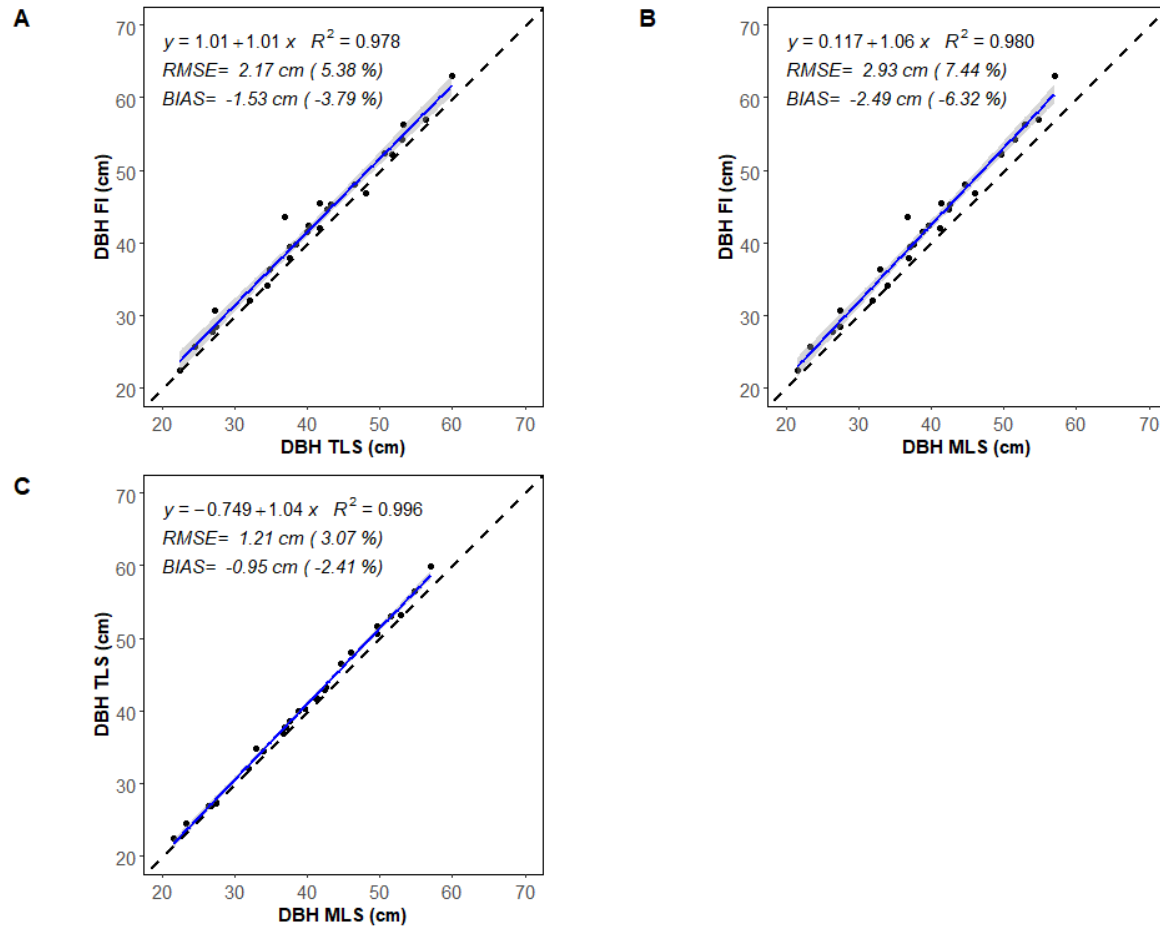


Figure 45. Comparison of diameter at breast height (DBH) between (A) field inventory (FI) and TLS, (B) FI and MLS, and (C) TLS and MLS for the 26 sample trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line.

#### 5.4.2 Merchantable Wood Volume (QSM)

The operational merchantable volume (i.e., stem and branches with small end  $DOB \geq 8$  cm and length  $\geq 244$  cm) was overestimated by both TLS (*RMSE* = 0.23 m<sup>3</sup> or 12.7%) and MLS (*RMSE* = 0.42 m<sup>3</sup> or 21.8%) QSMs (i.e., branching order 0–3 with small end  $DOB \geq 8$  cm and length  $\geq 244$  cm) when compared with destructive measurements (Figure 46A,B). The deviation with the 1:1 line shows that this overestimation increases with the tree dimensions, especially for the MLS data.



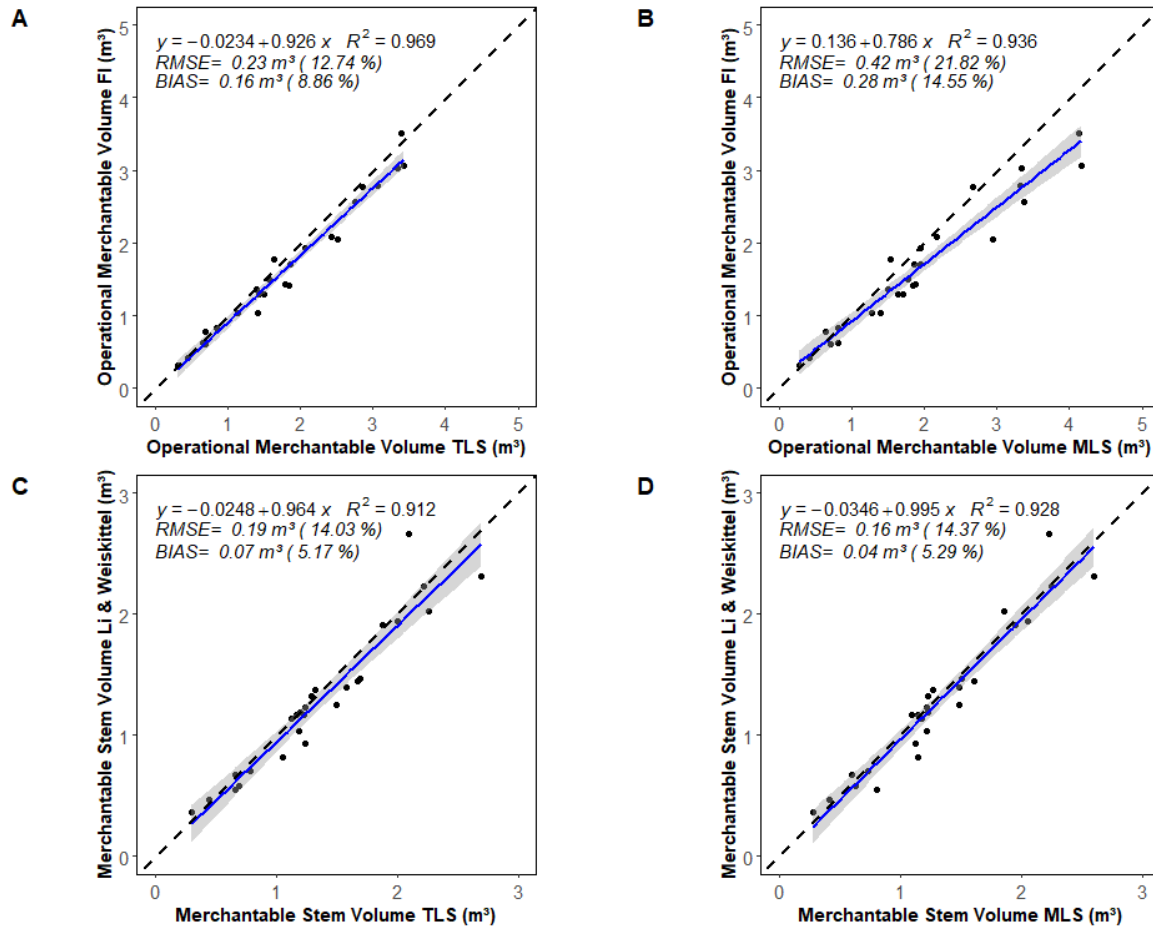


Figure 46. (A,B) Comparison of operational merchantable volume derived from the destructive field inventory (FI) (i.e., stem and branches with small end diameter outside bark (DOB)  $\geq 8$  cm and length  $\geq 244$  cm) with the QSM-derived value (i.e., branching order 0–3 with small end DOB  $\geq 8$  cm and length  $\geq 244$  cm) from (A) TLS and (B) MLS data. (C,D) Comparison of the merchantable stem volume derived from Li and Weiskittel’s taper model (i.e., main stem with small end DOB  $\geq 8$  cm) with the QSM-derived value of the stem (i.e., branching order 0 with small end DOB  $\geq 8$  cm) from (C) TLS and (D) MLS data.  $n = 26$  trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line.

The merchantable stem volume, estimated with the QSMs (i.e., branching order 0 with small end DOB  $\geq 8$  cm), is strongly related to the merchantable stem volume derived from Li and Weiskittel’s taper model (Figure 46C,D). Estimates from the taper model match those from TLS QSMs (Figure 46C) and MLS QSMs (Figure 46D), with  $R^2 = 0.91$  and  $0.93$ , as well as a bias of  $0.07$  and  $0.04$  m<sup>3</sup>, respectively.

The merchantable volume, estimated by TLS and MLS QSMs presented by branching order (Figure 47), showed that the merchantable stem volume estimated by TLS and MLS QSMs (i.e., branching order 0 with small end DOB  $\geq 8$  cm) is very similar ( $R^2 = 0.96$ , RMSE =  $0.11 \text{ m}^3$  (8.3%) (Figure 47A). However, the branching volume (i.e., order 1 = first branches, order 2 = second branches, and order 3 = third branches; with small end DOB  $\geq 8$  cm) is systematically overestimated by the MLS QSMs (Figure 47B–D). This overestimation increases substantially with increasing branching order.

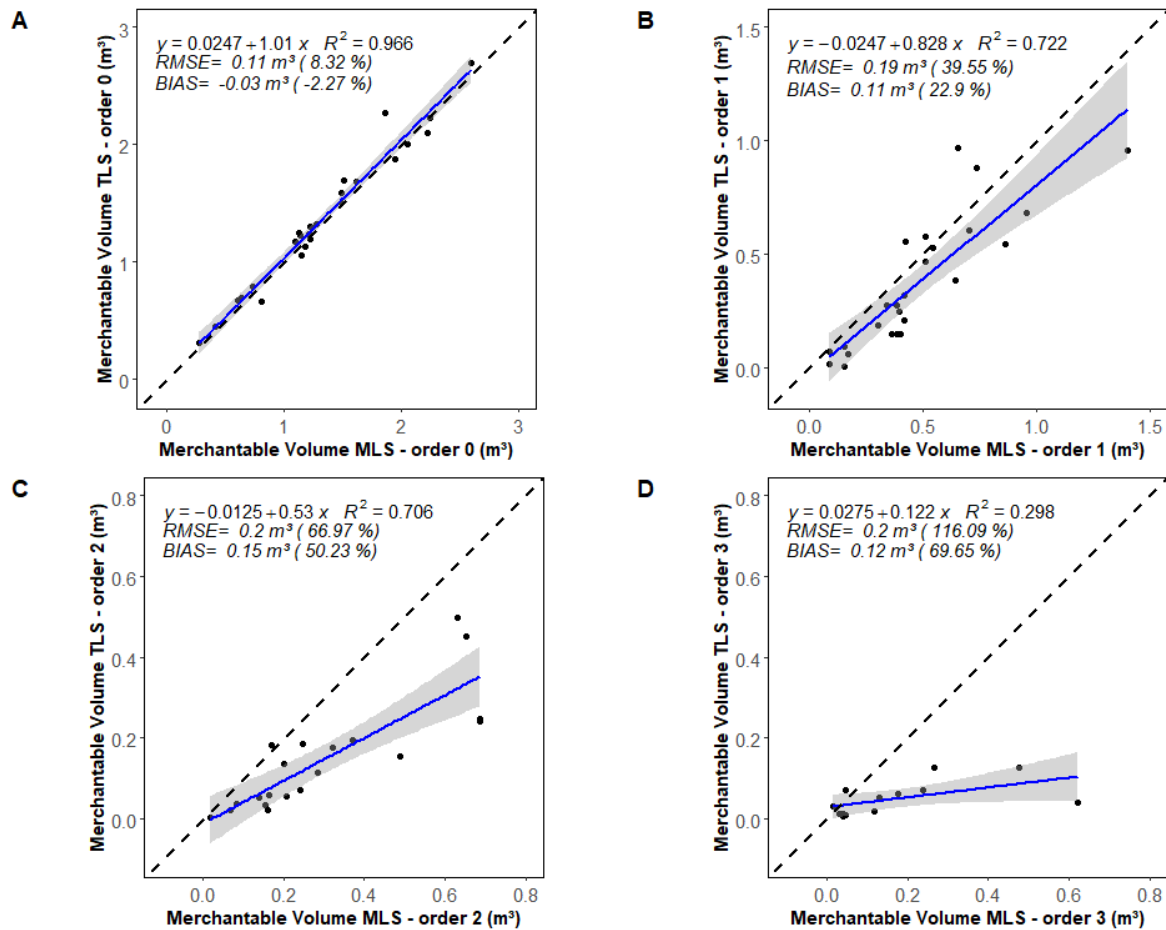


Figure 47. (A–D) Comparison of merchantable volume (i.e., stem and branches with small end diameter outside bark (DOB)  $\geq 8$  cm) derived from TLS and MLS QSMs presented by branching order (with small end DOB  $\geq 8$  cm): (A) order 0 = main stem; (B) order 1 = first-level branches; (C) order 2 = second-level branches; (D) order 3 = third-level branches.  $n = 26$  trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line.

Merchantable volumes that were estimated by TLS and MLS QSMs (order 0–3 with small end  $DOB \geq 8$  cm) are very similar but show some overestimation of total volume from MLS data ( $R^2 = 0.95$ ,  $RMSE = 0.39 \text{ m}^3$  (18.6%); Figure 48A). The proportion of merchantable volume for each branching order is illustrated in Figure 48B. Boxplots show that the biggest proportion of merchantable volume belongs to the main stem (order 0; mean = 78%) and the first level of branches (order 1; mean = 17%). However, the second and third levels of branches represent, on average, only 6% and 2% of the total merchantable volume, respectively. Therefore, the significant increase in %RMSE (red triangles) observed for second and third-order branching does not have a major effect on estimated total merchantable volume.

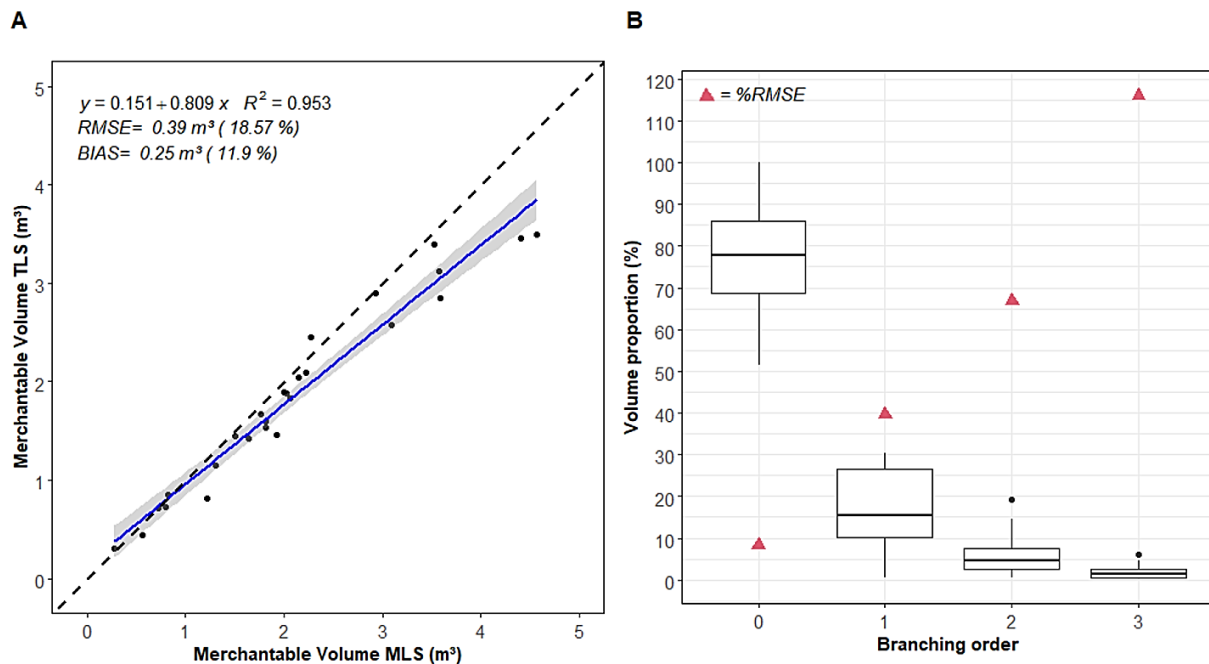


Figure 48. (A) Comparison of total merchantable volume (i.e., stem and branches with small end diameter outside bark ( $DOB \geq 8$  cm) derived from TLS and MLS QSMs (i.e., branching order 0–3 with small end  $DOB \geq 8$  cm).  $n = 26$  trees. The blue line represents the linear regression. The grey zone is the 95% confidence band for predictions. The dashed black line represents the 1:1 line. (B) Boxplots of the proportion of merchantable volume by branching order (0 = main stem; 1 = first-level branches; 2 = second-level branches; 3 = third-level branches) from TLS QSMs. Red triangles represent the %RMSE by branching order.

## 5.5 Discussion

The study compared tree attribute estimates from field measurements, TLS, and MLS data. To the best of our knowledge, no other study has evaluated the potential of SLAM-based MLS data for extracting merchantable wood volume of hardwood trees using a QSM approach. Overall, the estimates from MLS data provided good results. Our work suggests that, with the use of adapted filters to attenuate noise, the estimates of crown and stem attributes are very close to those from TLS data. Although the estimation from MLS data performed well for the volume of the main stem, branching volume tends to be overestimated with gradual bias with branching order. However, the effect of these errors is limited because 2nd and 3rd-order branching only represented a small proportion of total wood volume. In the following sections, we compare the accuracy of each estimated attributes with past studies and highlight some applicability and further development of SLAM-based MLS systems for supporting in-situ forest inventory.

### 5.5.1 Comparison of Estimated Attributes with Past Studies

Diameter at Breast Height—DBH was estimated with high accuracy from both TLS and MLS data (Figure 45) with no major difference observed between the two laser systems (Figure 45C). Comparable results of DBH estimates were obtained in [42] with an RMSE of 2.32 cm (12.01%) with MLS data and 2.55 cm (13.19%) with TLS data, when compared with field measurements. Similarly, ref. [43] used a SLAM-based MLS system and achieved a high accuracy with an RMSE of 2.45–2.93 cm (4.7%–5.8%). Conversely, more accurate estimates of DBH were achieved in a boreal coniferous forest by [44], with an RMSE of 1.5 cm (7.5%) between the estimates from field measurements and MLS data. The lower accuracy of DBH, observed in this study when compared to field measurements (Figure 45A,B), may be explained by the non-circular shape of some of the hardwood sample trees. Surprisingly, both TLS and MLS data underestimated DBH values. The main reason for this underestimation lies in the circle-fitting method that fits a circle to the center of the point slice (Figure 42), introducing a negative bias compared to the field measurements. The use of spline-based models may improve DBH accuracy, but they require more careful adjustment of the parameters, based on the point cloud quality, compared to circle fitting algorithms [45].

Tree Height—Several previous studies have highlighted the low accuracy of estimates from MLS data for tree height because of the limited range of the sensor [18,46]. For example, ref. [18] compared the accuracy of the SLAM-based MLS ZEB-REVO (GeoSLAM Ltd., Nottingham, UK) with TLS data in two test sites and observed an RMSE of 1.3 m and 9.4 m, while [46] observed a bias of  $-4.61$  m and an RMSE of 2.15 m with the ZEB1 (GeoSLAM Ltd., Nottingham, UK). Compared to these previous studies, the Hovermap system we used displayed low uncertainties for tree height measurements (Figure 44A). Similar observations were made by the recent studies of [47,48] that both used the ZEBHorizon (GeoSLAM Ltd., Nottingham, UK), which has a range of 100 m. In [47], tree heights were estimated with an RMSE of 1.11 m and a positive bias of 0.45 m, compared to field-measured heights. In [48], tree heights were estimated with an RMSE of 1.8 m (8.7%) and bias of 1.3 m (6%) in open stands, as well as an RMSE of 1.1 m (4.9%) and bias of 0.68 m (3%) in denser stands, when compared with the ALS data used as reference. Both studies slightly overestimated tree height using recent MLS systems, which is in agreement with our results. It is likely that some treetops are captured more accurately by MLS point clouds than by TLS since TLS is a static system, which is more prone to occlusion than MLS. Overall, we find that, in our leaf-off temperate hardwood forest case (Figure 39C), where sample trees were 22–25 m tall, the Hovermap SLAM-based MLS system was able to estimate tree heights with high accuracy.

Crown Dimensions—The excellent relationship with TLS data (Figure 44B) demonstrated that MLS data captured the whole crowns and was reliable for extracting CPA. Due to the limited range of previous versions of SLAM-based MLS systems, only a few studies investigated their potential for hardwood crown dimension characterization. In [49], researchers used a vehicle-based Riegl VMX-250 MLS to estimate CPA with an RMSE of 2.2–2.9 m<sup>2</sup> when compared to those estimated from TLS data, which is comparable to the results obtained in the current study. Using the same vehicle-based MLS system, [27] compared the CPA of 143 hardwood trees with TLS data and reported a mean difference of 5.61 m<sup>2</sup>. The slightly higher results observed in this study can be explained by the fact that we applied a manual TLS-assisted MLS trees segmentation, compared to [27], who used an automatic ITD algorithm. The overestimation of crown volume observed in Figure 44C is mainly related to a lower height that was identified by the CBH algorithm in MLS data (Figure 44D).

Merchantable Wood Volume—The potential of MLS data for merchantable wood volume estimation was evaluated at the stem and branch levels. At the stem level, the MLS showed small deviations from TLS estimates (Figure 47A) and from the Li and Weiskittel taper model (Figure 46D). At the branch level, wood volume from MLS data was systematically overestimated for fine branches (order 2 and 3; Figure 47C,D). This tendency to overestimate branching volume was also observed by [50] when using TLS data. This result was expected as distance from the scanner increased, resulting in a decreasing point-cloud quality and an increasing point spacing [48,51]. Moreover, topological errors in the QSM reconstructions can also result in volumetric inaccuracies [52]. Indeed, finer branch details are affected by the differences in topologies between TLS and MLS. These discrepancies in the two reconstructed structure models are observed in Figure 44 for trees T08 and T13. The slope recorded in Figure 47B–D suggests that a correction factor could, potentially, be introduced to compensate for this overestimation. Our results can be compared to those from [49], who used a vehicle-based Riegl VMX-250 MLS system to capture corridor-like 3D point clouds. They estimated merchantable volume for 24 hardwood trees using QSM, and they compared the accuracy of estimates from TLS and MLS data. They reported an RMSE of 0.4–0.6 m<sup>3</sup> for merchantable volume, which is comparable to the results observed in this study (Figure 48A). Unlike our study, the merchantable volume estimated from the vehicle-based MLS QSMs was underestimated when compared to TLS data [49]. This underestimation of [49] was mainly caused by occlusion due to corridor-mapping acquisition, which was not observed in this study because of the free-range walking configuration. Overall, merchantable stem volume estimates from the SLAM-based MLS data, such as those from our study site and from [48], are close to the accuracy that is required for operational field inventory, e.g., a relative RMSE of 10%.

### 5.5.2 Applicability and Further Development

MLS is an effective and practical tool, in terms of data acquisition, for forest inventory. Compared to TLS, MLS offers a simpler way for producing accurate 3D point clouds in less time. Data collection does not require setting up co-registration targets or planning a priori positions for multiple scans. Instead, MLS only requires walking through the forest with an active sensor to minimize occlusion. In this study, scanning 1 ha took about 45 min with an MLS. In comparison, scanning nine 400 m<sup>2</sup> sample plots (~0.28 ha) took about 12 h using TLS. Short acquisition times

of MLS allow flexibility in the face of changing weather conditions, considering that lidar data are sensitive to wind, which introduces noise [53]. Another important aspect of MLS is its logistical compatibility with operational forestry. With a weight of about 1.8 kg and a simple on-off button to collect data, this device is easy to bring into the field and does not require extensive training. In addition, the preprocessing of SLAM-based MLS data is quite straightforward with almost automatic data processing. It is important to note that the preprocessing time increases considerably with the size of the file, e.g., about 10 min for traditional 400 m<sup>2</sup> plots compared to 3–4 h for a hectare. Nevertheless, MLS data acquisition and preprocessing time is much lower when compared to TLS.

The flexibility of MLS data acquisition opens new opportunities for collecting data on large sample plots. In this study, we demonstrated that tree structural attributes can be accurately estimated from SLAM-based MLS data acquired over a 1 ha hardwood site. Similar observations were made with the Hovermap by [19] on a 2-ha conifer genetic trial. Interestingly, both of our studies performed a long-time acquisition with distinct walking patterns, and neither observed instrumental drift or registration inaccuracies in the point cloud, unlike what was previously reported by [42] with the GeoSLAM Horizon. In both acquisitions, the selected walking paths (i.e., 20 m × 20 m grid in this study (Figure 39) and 5 m parallel lines spacing in [19]) regularly revisited area previously scanned to meet the SLAM algorithm’s specification of “closing the loop”. We therefore suggest respecting these recommendations when collecting large area datasets. However, since these observations were made under favorable conditions (i.e., flat terrain with little low vegetation), further study is needed to determine how the walking pattern, forest structure, and sample plot size influence the quality of MLS point clouds [42,43]. Overall, acquiring ground-based lidar data on large sample plots, as performed in this study, holds promise for supporting a wide range of forestry studies that currently lack field reference data or are limited by the size of inventory sample plots (e.g., phenotyping, crown competition, leaf-area index, individual tree crown delineation, etc.).

In less than a decade, there has been significant progress in the development of QSM algorithms. The use of QSMs is now one of the most adopted approaches for processing ground-based point clouds from forested areas [52]. We are currently witnessing a transition from

measuring individual tree attributes to full tree reconstruction. The current challenge of QSM application is to improve approachability in the reconstruction process, as it currently requires a great deal of expertise to optimize input parameters [37,52]. We also see a growing number of published and freely available algorithms for manipulating or reconstructing QSMs, such as SimpleTree [10], TreeQSM [9], AdTree [54] or aRchi [38]. However, most of these only work at the tree-level and require tedious manual editing to segment trees from a point cloud, as performed in this study. Further development is still needed to provide fully automatic stand-level solutions to support operational forestry, which are not yet reliable, especially in more complex environment such as a tropical forest [37]. With the increasing availability of QSM algorithms and the democratization of MLS technology, we expect to see, in the near future, new automatic approaches capable of processing larger-scale point clouds. Meanwhile, important steps would be to identify the potential and limitation of SLAM-based MLS technology for tree reconstruction in a variety of forest structures and terrain conditions to generalize conclusions beyond our study.

### *5.1 Conclusions*

Allometric models used to estimate wood volume generally suffer from uncertainties about data traceability and calibration. TLS currently provides an efficient non-destructive alternative to reconstructing trees from point clouds and estimating volume from QSMs. Yet, TLS use in forest environments is costly, time-consuming, and requires a high-level of expertise to the point where it is impractical in an operational inventory program. In this study, we demonstrated the potential of MLS technology as a promising alternative to collecting non-destructive merchantable wood volume measurements. For the first time, a 1 ha hardwood site was scanned with a SLAM-based MLS system that enabled the extraction of highly accurate 3D point clouds and QSM reconstruction of trees. MLS allows for minimizing signal occlusion, one of the main limitations of TLS systems for tree reconstruction. Although MLS point clouds are still noisier than those from TLS, applying adapted filters to identify structure boundaries led to results that were almost comparable to those from TLS data. Despite needing more work to optimize MLS data collection and clarify the occlusion effect and completeness of the data in more complex forests environments, MLS technology could become an important tool to increase the collection of reference data in the field and feed allometries that are currently calibrated only on a small number of trees.



**Author Contributions:** Conceptualization, B.V., R.A.F., G.P. and P.L.; methodology, B.V., O.M.-D. and R.A.F.; software, B.V. and O.M.-D.; validation, B.V. and G.P.; formal analysis, B.V. and O.M.-D.; investigation, B.V.; resources, R.A.F. and G.P.; data curation, B.V.; writing—original draft preparation, B.V.; writing—review and editing, B.V., O.M.-D., R.A.F., G.P. and P.L.; visualization, B.V. and O.M.-D.; supervision, R.A.F. and P.L.; project administration, R.A.F. and G.P.; funding acquisition, R.A.F. and G.P. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was funded by a grant from the NSERC Discovery program to R.A. Fournier (RGPIN-2020-05780), by private funds from the Northern Hardwoods Research Institute Inc. (NHRI), and by Mitacs «Acceleration funding grant ref. FR60300».

**Data Availability Statement:** The data presented in this study are available on reasonable request from the corresponding author. The data are not publicly available because they were generated on private land and are subject to a confidentiality agreement with the landowner.

**Acknowledgments:** We thank NHRI for providing the datasets used in this paper. We are particularly grateful to Pamela Hurley-Poitras for her extensive technical and logistical support throughout the study and for organizing and collecting the destructive measurements. We thank Jeff Smith for geo-referencing the data and assisting with data collection and GIS processing. We are also grateful to RMUS, our technical partners, for sharing their expertise on the use of the Hovermap MLS system. Special thanks to J.D. Irving Limited for allowing us to conduct this study in one of their hardwood stands and for felling and bucking the sampled trees. We thank Udayalakshmi Vepakomma from FPInnovations for her advice on data analysis and W.F.J. Parsons for the english revision.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results.

## Appendix A. Point Cloud Filtering Evaluation

MLS point clouds are noisier than those from TLS. As a result, attributes estimated from MLS may be less reliable, especially for QSM reconstructions, where small noise can lead to significant bias in the volume estimate. However, the noise intrinsic to the MLS data can be limited by filtering the point cloud using two different approaches: (i) statistical outlier removal (SOR), which removes points whose distance is greater than the average distance of a group of points plus a delta value. This filter results in a sharper contour of the stem and branching system point clouds, which in turn can lead to better QSMs reconstruction. And (ii), the range filter that removes points that were sampled at a distance greater than a threshold from the scanner. The further away from the scanner, the noisier the point cloud is due to SLAM co-registration uncertainties. A sensitivity analysis of these two filters was performed to select the best combination of filters to generate reliable QSMs.

Five trees were randomly selected from the 26 trees studied and their characteristics are summarized in Table 6. For each tree, eight filtering modalities were applied:

1. No filter
2. SOR filter only
3. Range filter at 15 m only
4. Range filter at 20 m only
5. Range filter at 30 m only
6. SOR + Range filter at 15 m
7. SOR + Range filter at 20 m
8. SOR + Range filter at 30 m

Note that the range filter was applied below the crown only (i.e., the stem) to avoid suppressing actual points in the crown that are higher than the range filter threshold. However, we decided to systematically apply a range filter of 30 m to the crown to limit noise. Considering that the tallest tree in the sample is 25 m, 30 m is reasonable.

For the SOR filter, the recommended default values were used:  $k = 5$  and  $\sigma = 1.5$ .  $k$  being the number of the closest point used to compute the mean distance and  $\sigma$  being the

multiplier of standard deviation to consider a point as noise when added to the mean distance value. The R package “VoxR” was used to applied SOR filtering [36].

Table 6. Tree metrics of the five randomly selected trees.

ID	H (m)	CBH (m)	CPA (m <sup>2</sup> )	CV(m <sup>3</sup> )	DBH (cm)
T04	23.3	8.5	49.2	217	37.6
T05	23.2	10.4	17.8	73.4	27.2
T15	23.7	8.3	54.9	244.4	37.7
T22	23.2	6	77.2	366.6	59.9
T23	24.7	12.2	108.1	505.1	56.6

For each filtering modality of each tree, a QSM was computed with the same approach used in the main manuscript and described in [37]. The merchantable wood volume of the main axis (order 0) and the first order branches (order 1) was computed and summed for each QSM and compared to the TLS values in order to estimate errors associated with each modality. Only order 0 and 1 were chosen for this analysis, as 95% of the volume in average is contained within these two orders (Figure 48) and strong uncertainties are associated with the reconstruction of higher branching orders, even for TLS based reconstructions. Two metrics were used to estimate the error: absolute errors (AE in m<sup>3</sup>) (Eq.13) and relative error (RE in %) (Eq.14):

$$AE = Vol_{MLS} - Vol_{TLS} \quad (13)$$

$$RE = \frac{AE}{Vol_{TLS}} \quad (14)$$

with  $Vol_{MLS}$  being the merchantable wood volume of order 0 and 1 extracted from the QSM based on the MLS point cloud and  $Vol_{TLS}$  being the merchantable wood volume of order 0 and 1 extracted from the QSM based on the TLS point cloud of the same tree.

Results are illustrated in Figure 49. We observe that applying filters significantly reduces the volume estimation error, with a relative error reaching around 10% when no filters are applied. The SOR filter is efficient because it always allows a significant reduction in merchantable wood volume estimation errors (i.e., the four best filtering modalities all include a SOR filter). The SOR filter combined with a 15 m range filter of the stem offers the best combination by reducing the

error to 2.7% on average. This latter combination was used to perform the global analysis on the 26 trees studied in the main manuscript.

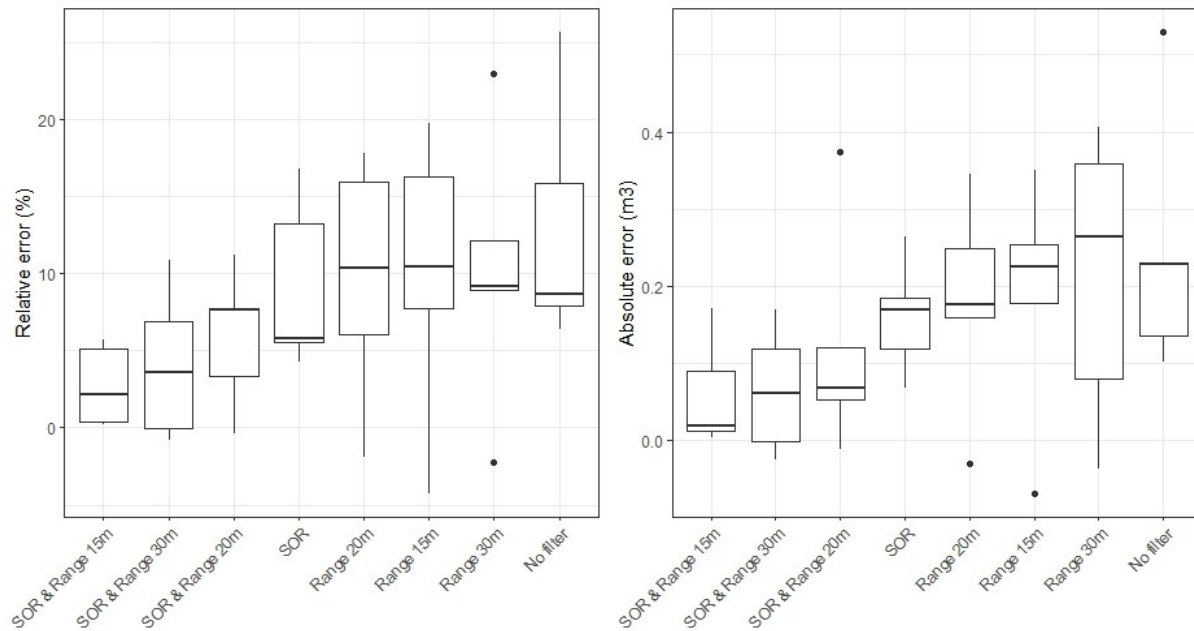


Figure 49. Relative (%) and absolute (m<sup>3</sup>) merchantable wood volume error distribution of each filtering modality for five trees randomly chosen among the 26 trees.

## 5.2 References

1. Luoma, V.; Saarinen, N.; Wulder, M.A.; White, J.C.; Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Hyypä, J. Assessing Precision in Conventional Field Measurements of Individual Tree Attributes. *Forests* **2017**, *8*, 38. [[CrossRef](#)]
2. Achim, A.; Moreau, G.; Coops, N.C.; Axelson, J.N.; Barrette, J.; Bédard, S.; Byrne, K.E.; Caspersen, J.; Dick, A.R.; D'Orangeville, L.; et al. The Changing Culture of Silviculture. *For. Int. J. For. Res.* **2021**, *95*, 143–152. [[CrossRef](#)]
3. McRoberts, R.E.; Westfall, J.A. Effects of Uncertainty in Model Predictions of Individual Tree Volume on Large Area Volume Estimates. *For. Sci.* **2014**, *60*, 34–42. [[CrossRef](#)]
4. Muukkonen, P. Generalized Allometric Volume and Biomass Equations for Some Tree Species in Europe. *Eur. J. For. Res.* **2007**, *126*, 157–166. [[CrossRef](#)]
5. Forrester, D.I.; Pretzsch, H. Tamm Review: On the Strength of Evidence When Comparing Ecosystem Functions of Mixtures with Monocultures. *For. Ecol. Manag.* **2015**, *356*, 41–53. [[CrossRef](#)]
6. Vorster, A.G.; Evangelista, P.H.; Stovall, A.E.L.; Ex, S. Variability and Uncertainty in Forest Biomass Estimates from the Tree to Landscape Scale: The Role of Allometric Equations. *Carbon Balance Manag.* **2020**, *15*, 8. [[CrossRef](#)]

7. Calders, K.; Adams, J.; Armston, J.; Bartholomeus, H.; Bauwens, S.; Bentley, L.P.; Chave, J.; Danson, F.M.; Demol, M.; Disney, M.; et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Ecology: Expanding the Horizon. *Remote Sens Environ.* **2020**, *251*, 112102. [[CrossRef](#)]
8. Wilkes, P.; Lau, A.; Disney, M.; Calders, K.; Burt, A.; Gonzalez de Tanago, J.; Bartholomeus, H.; Brede, B.; Herold, M. Data Acquisition Considerations for Terrestrial Laser Scanning of Forest Plots. *Remote Sens Environ.* **2017**, *196*, 140–153. [[CrossRef](#)]
9. Raumonon, P.; Kaasalainen, M.; Markku, Å.; Kaasalainen, S.; Kaartinen, H.; Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Disney, M.; Lewis, P. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data. *Remote Sens.* **2013**, *5*, 491–520. [[CrossRef](#)]
10. Hackenberg, J.; Spiecker, H.; Calders, K.; Disney, M.; Raumonon, P. SimpleTree—An Efficient Open Source Tool to Build Tree Models from TLS Clouds. *Forests* **2015**, *6*, 4245–4294. [[CrossRef](#)]
11. Demol, M.; Wilkes, P.; Raumonon, P.; Krishna Moorthy, S.; Calders, K.; Gielen, B.; Verbeeck, H. Volumetric Overestimation of Small Branches in 3D Reconstructions of *Fraxinus Excelsior*. *Silva Fennica.* **2022**, *56*, 1–26. [[CrossRef](#)]
12. Burt, A.; Boni Vicari, M.; da Costa, A.C.L.; Coughlin, I.; Meir, P.; Rowland, L.; Disney, M. New Insights into Large Tropical Tree Mass and Structure from Direct Harvest and Terrestrial Lidar. *R. Soc. Open Sci.* **2021**, *8*, 201458. [[CrossRef](#)]
13. Liang, X.; Hyyppä, J.; Kaartinen, H.; Lehtomäki, M.; Pyörälä, J.; Pfeifer, N.; Holopainen, M.; Brolly, G.; Francesco, P.; Hackenberg, J.; et al. International Benchmarking of Terrestrial Laser Scanning Approaches for Forest Inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2018**, *144*, 137–179. [[CrossRef](#)]
14. Liang, X.; Kukko, A.; Hyyppä, J.; Lehtomäki, M.; Pyörälä, J.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Jaakkola, A.; Wang, Y. In-Situ Measurements from Mobile Platforms: An Emerging Approach to Address the Old Challenges Associated with Forest Inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2018**, *143*, 97–107. [[CrossRef](#)]
15. di Stefano, F.; Chiappini, S.; Gorreja, A.; Balestra, M.; Pierdicca, R. Mobile 3D Scan LiDAR: A Literature Review. *Geomat. Nat. Hazards Risk* **2021**, *12*, 2387–2429. [[CrossRef](#)]
16. Liang, X.; Hyyppä, J.; Kukko, A.; Kaartinen, H.; Jaakkola, A.; Yu, X. The Use of a Mobile Laser Scanning System for Mapping Large Forest Plots. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2014**, *11*, 1504–1508. [[CrossRef](#)]
17. Balenovic', I.; Liang, X.; Jurjevic', L.; Hyyppä, J.; Seletkovic', A.; Kukko, A. Hand-Held Personal Laser Scanning—Current Status and Perspectives for Forest Inventory Application. *Croat. J. For. Eng.* **2020**, *42*, 165–183. [[CrossRef](#)]
18. Cabo, C.; del Pozo, S.; Rodríguez-González, P.; Ordóñez, C.; González-Aguilera, D. Comparing Terrestrial Laser Scanning (TLS) and Wearable Laser Scanning (WLS) for Individual Tree Modeling at Plot Level. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 540. [[CrossRef](#)]
19. Hartley, R.J.L.; Jayathunga, S.; Massam, P.D.; de Silva, D.; Estarija, H.J.; Davidson, S.J.; Wuraola, A.; Pearse, G.D. Assessing the Potential of Backpack-Mounted Mobile Laser Scanning Systems for Tree Phenotyping. *Remote Sens.* **2022**, *14*, 3344. [[CrossRef](#)]
20. Donager, J.J.; Sánchez Meador, A.J.; Blackburn, R.C. Adjudicating Perspectives on Forest Structure: How Do Airborne, Terrestrial, and Mobile Lidar-Derived Estimates Compare? *Remote Sens.* **2021**, *13*, 2297. [[CrossRef](#)]

21. Bauwens, S.; Bartholomeus, H.; Calders, K.; Lejeune, P. Forest Inventory with Terrestrial LiDAR: A Comparison of Static and Hand-Held Mobile Laser Scanning. *Forests* **2016**, *7*, 127. [[CrossRef](#)]
22. Chen, S.; Liu, H.; Feng, Z.; Shen, C.; Chen, P. Applicability of Personal Laser Scanning in Forestry Inventory. *PLoS ONE* **2019**, *14*, e0211392. [[CrossRef](#)]
23. Potter, T.L. Mobile Laser Scanning in Forests: Mapping Beneath the Canopy. Ph.D. Thesis, University of Leicester, Leicester, UK, 2019. Available online: [https://leicester.figshare.com/articles/thesis/Mobile\\_laser\\_scanning\\_in\\_forests\\_Mapping\\_beneath\\_the\\_canopy/11322848](https://leicester.figshare.com/articles/thesis/Mobile_laser_scanning_in_forests_Mapping_beneath_the_canopy/11322848) (accessed on 2 August 2022).
24. Hyyppä, E.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Hakala, T.; Kukko, A.; Vastaranta, M.; Hyyppä, J. Comparison of Backpack, Handheld, under-Canopy UAV, and above-Canopy UAV Laser Scanning for Field Reference Data Collection in Boreal Forests. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 3327. [[CrossRef](#)]
25. Arkin, J.; Coops, N.C.; Daniels, L.D.; Plowright, A. Estimation of Vertical Fuel Layers in Tree Crowns Using High Density Lidar Data. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 4598. [[CrossRef](#)]
26. Niță, M.D. Testing Forestry Digital Twinning Workflow Based on Mobile Lidar Scanner and Ai Platform. *Forests* **2021**, *12*, 1576. [[CrossRef](#)]
27. Bienert, A.; Georgi, L.; Kunz, M.; von Oheimb, G.; Maas, H.G. Automatic Extraction and Measurement of Individual Trees from Mobile Laser Scanning Point Clouds of Forests. *Ann. Bot.* **2021**, *128*, 787–804. [[CrossRef](#)]
28. Jin, S.; Zhang, W.; Shao, J.; Wan, P.; Cheng, S.; Cai, S.; Yan, G. Estimation of Larch Growth at the Stem, Crown and Branch Levels Using Ground-Based LiDAR Point Cloud. 2021. Available online: [https://assets.researchsquare.com/files/rs-910503/v1\\_covered.pdf?c=1632840255](https://assets.researchsquare.com/files/rs-910503/v1_covered.pdf?c=1632840255) (accessed on 2 August 2022).
29. Zelazny, V.F.; New Brunswick Department of Natural Resources; New Brunswick Ecosystem Classification Working Group. *Our Landscape Heritage: The Story of Ecological Land Classification in New Brunswick = Notre Patrimoine Du Paysage, l'histoire de La Classification Écologique Des Terres Au Nouveau-Brunswick*; New Brunswick Dept. of Natural Resources: Fredericton, NB, Canada, 2007; ISBN 9781553962038.
30. Colpitts, M.C.; Fahmy, S.H.; MacDougall, J.E.; Ng, T.T.M.; McInnis, B.G.; Zelazny, V.F. *Forest Soils of New Brunswick. CLBRR contribution No. 95-38*; U.S. Department of Energy, Office of Scientific and Technical Information: Oak Ridge, TN, USA, 1995.
31. Vandendaele, B.; Fournier, R.A.; Vepakomma, U.; Pelletier, G.; Lejeune, P.; Martin-ducup, O. Estimation of Northern Hardwood Forest Inventory Attributes Using Uav Laser Scanning (Uls): Transferability of Laser Scanning Methods and Comparison of Automated Approaches at the Tree- and Stand-level. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 2796. [[CrossRef](#)]
32. *CloudCompare*, Version 2.11.3. GPL Software. 2020. Available online: <http://www.Cloudcompare.Org/> (accessed on 20 December 2021).
33. R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*; R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2017. Available online: <https://www.R-Project.Org/> (accessed on 20 December 2021).
34. Schneider, R.; Calama, R.; Martin-Ducup, O. Understanding Tree-to-Tree Variations in Stone Pine (*Pinus Pinea* l.) Cone Production Using Terrestrial Laser Scanner. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 173. [[CrossRef](#)]

35. Gama, J.; Chernov, N. Conicfit: Algorithms for Fitting Circles, Ellipses and Conics Based on the Work by Prof. Nikolai Chernov. R Package Version 1.0.4. 2015. Available online: <https://CRAN.R-Project.Org/Package=conicfit> (accessed on 15 April 2022).
36. Lecigne, B.; Delagrangé, S.; Messier, C. Exploring Trees in Three Dimensions: VoxR, a Novel Voxel-Based R Package Dedicated to Analysing the Complex Arrangement of Tree Crowns. *Ann. Bot.* **2018**, *121*, 589–601. [[CrossRef](#)]
37. Martin-Ducup, O.; Mofack, G.; Wang, D.; Raunonen, P.; Ploton, P.; Sonké, B.; Barbier, N.; Coutron, P.; Péliissier, R. Evaluation of Automated Pipelines for Tree and Plot Metric Estimation from TLS Data in Tropical Forest Areas. *Ann. Bot.* **2021**, *128*, 753–766. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
38. Martin-Ducup, O.; Lecigne, B. ARchi: Quantitative Structural Model ('QSM') Treatment for Tree Architecture. R Package Version 2.1.0. Available online: <https://CRAN.R-Project.Org/Package=aRchi> (accessed on 20 April 2022).
39. Li, R.; Weiskittel, A.; Dick, A.R.; Kershaw, J.A.; Seymour, R.S. Regional Stem Taper Equations for Eleven Conifer Species in the Acadian Region of North America: Development and Assessment. *North. J. Appl. For.* **2012**, *29*, 5–14. [[CrossRef](#)]
40. Weiskittel, A.; Li, R. *Development of Regional Taper and Volume Equations: Hardwood Species*; DendroMetrics, LLC: Welches, OR, USA, 2012.
41. Bruce, D.; Schumacher, F.X. *Forest Mensuration*; McGraw-Hill: New York, NY, USA, 1950.
42. Gollob, C.; Ritter, T.; Nothdurft, A. Forest Inventory with Long Range and High-Speed Personal Laser Scanning (PLS) and Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) Technology. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 1509. [[CrossRef](#)]
43. del Perugia, B.; Giannetti, F.; Chirici, G.; Travaglini, D. Influence of Scan Density on the Estimation of Single-Tree Attributes by Hand-Held Mobile Laser Scanning. *Forests* **2019**, *10*, 277. [[CrossRef](#)]
44. Oveland, I.; Hauglin, M.; Gobakken, T.; Næsset, E.; Maalen-Johansen, I. Automatic Estimation of Tree Position and Stem Diameter Using a Moving Terrestrial Laser Scanner. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 350. [[CrossRef](#)]
45. Witzmann, S.; Matitz, L.; Gollob, C.; Ritter, T.; Kraßnitzer, R.; Tockner, A.; Stampfer, K.; Nothdurft, A. Accuracy and Precision of Stem Cross-Section Modeling in 3D Point Clouds from TLS and Caliper Measurements for Basal Area Estimation. *Remote Sens.* **2022**, *14*, 1923. [[CrossRef](#)]
46. Giannetti, F.; Puletti, N.; Quatrini, V.; Travaglini, D.; Bottalico, F.; Corona, P.; Chirici, G. Integrating Terrestrial and Airborne Laser Scanning for the Assessment of Single-Tree Attributes in Mediterranean Forest Stands. *Eur. J. Remote Sens.* **2018**, *51*, 795–807. [[CrossRef](#)]
47. Jurjević, L.; Liang, X.; Gašparović, M.; Balenović, I. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed—Part II, A Comparison Study of Tree Height Estimates from Conventional Field Measurement and Low-Cost Close-Range Remote Sensing in a Deciduous Forest. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2020**, *169*, 227–241. [[CrossRef](#)]
48. Hyypä, E.; Kukko, A.; Kajaluoto, R.; White, J.C.; Wulder, M.A.; Pyörälä, J.; Liang, X.; Yu, X.; Wang, Y.; Kaartinen, H.; et al. Accurate Derivation of Stem Curve and Volume Using

- Backpack Mobile Laser Scanning. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2020**, *161*, 246–262. [[CrossRef](#)]
49. Bienert, A.; Georgi, L.; Kunz, M.; Maas, H.G.; von Oheimb, G. Comparison and Combination of Mobile and Terrestrial Laser Scanning for Natural Forest Inventories. *Forests* **2018**, *8*, 395. [[CrossRef](#)]
  50. Demol, M.; Calders, K.; Verbeeck, H.; Gielen, B. Forest Above-Ground Volume Assessments with Terrestrial Laser Scanning: A Ground-Truth Validation Experiment in Temperate, Managed Forests. *Ann. Bot.* **2021**, *128*, 805–819. [[CrossRef](#)]
  51. Abegg, M.; Boesch, R.; Schaepman, M.E.; Morsdorf, F. Impact of Beam Diameter and Scanning Approach on Point Cloud Quality of Terrestrial Laser Scanning in Forests. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2021**, *59*, 8153–8167. [[CrossRef](#)]
  52. Åkerblom, M.; Kaitaniemi, P. Terrestrial Laser Scanning: A New Standard of Forest Measuring and Modelling? *Ann. Bot.* **2021**, *128*, 653–662. [[CrossRef](#)]
  53. Vaaja, M.T.; Virtanen, J.-P.; Kurkela, M.; Lehtola, V.; Hyyppä, J.; Hyyppä, H. The Effect of Wind on Tree Stem Parameter Estimation Using Terrestrial Laser Scanning. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2016**, *III-8*, 117–122. [[CrossRef](#)]
  54. Du, S.; Lindenbergh, R.; Ledoux, H.; Stoter, J.; Nan, L. AdTree: Accurate, Detailed, and Automatic Modelling of Laser-Scanned Trees. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 2074. [[CrossRef](#)]



**Amélioration de l'inventaire forestier à l'aide de nuages de points à haute densité acquis par drone lidar et lidar mobile :  
étude de cas en forêts feuillues tempérées**

PARTIE III : CONTRIBUTION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Les gestionnaires forestiers disposent de produits issus de diverses technologies de télédétection pour soutenir le niveau stratégique et tactique de l'inventaire forestier (par ex. imagerie satellitaire, lidar aérien ou relevés photogrammétriques). Toutefois, ils manquent d'informations précises à l'échelle de l'arbre individuel pour évaluer la précision des modèles prédictifs, calibrer la création de nouveaux modèles et assister la planification sylvicole et les opérations de récolte. Ces besoins sont particulièrement importants en forêts mixtes et hétérogènes où les approches sylvicoles sont compliquées à mettre en œuvre et où les processus de validations sont fort complexes. Dans un contexte de pénurie de main-d'œuvre forestière, l'intégration de nouveaux outils capables de fournir des données précises sur les paramètres dendrométriques des arbres constitue l'une des priorités des deux projets de recherche dans lesquels s'intègre cette thèse (Section 3). L'objectif principal de cette thèse était donc d'évaluer le potentiel des nuages de points lidar à haute densité acquis par drone et par plateforme mobile terrestre pour l'extraction d'attributs structuraux à l'échelle de l'arbre pour supporter le niveau opérationnel de l'inventaire forestier.

## **6 CONTRIBUTION GÉNÉRALE**

L'originalité du premier article de cette thèse repose sur l'analyse et le développement de méthodes permettant d'exploiter les données 3D collectées à partir d'ULS; technologie émergente dans le domaine de la foresterie. Au début de cette thèse, l'utilisation de l'ULS en milieu forestier n'en était encore qu'à ses débuts et son potentiel pour soutenir l'inventaire forestier était alors très méconnu. Il était donc nécessaire de comparer la précision des données ULS avec celle d'autres plateformes lidar et avec des mesures manuelles collectées conventionnellement au sol. Dans la plupart des études faites sur les ULS, la principale limite rencontrée était le manque de données de validation (Hershey et al., 2022). Dans ce projet, nous avons donc mis en place un dispositif expérimental inédit disposant d'un survol ALS, de deux survols ULS, de données TLS et de données d'inventaire traditionnel avec une géolocalisation précise de tous les arbres ( $DHP \geq 9\text{cm}$ ). La disponibilité d'un tel ensemble de données est un grand point fort de cette étude car elle a rendu possible l'établissement de comparaisons multi-plateformes précises et très prisées dans le milieu de la recherche et du développement forestier (Puliti et al., 2021). Ce site d'étude multiplateforme a d'ailleurs été bonifié vers la fin de la thèse en ajoutant une acquisition de lidar mobile. C'est

donc, à l'heure actuelle, l'un des rares sites d'étude qui bénéficie de données ALS, ULS, TLS et MLS, ainsi que des mesures intensives de terrain.

Une seconde contribution importante de cette première étude a été de renseigner les membres du projet AWARE et de la communauté scientifique sur la niche d'applications des ULS en forêts feuillues naturelles hétérogènes, et plus spécifiquement de mieux comprendre l'impact de l'état de la couverture du houppier (en feuilles ou hors feuilles) et de la densité de points sur la qualité de la segmentation des arbres individuels et l'estimation de leurs paramètres dendrométriques. Ces aspects étaient très peu étudiés dans le cadre de relevés ALS en raison du coût élevé et du manque de flexibilité de leurs acquisitions. De plus, la plupart des études pionnières des ULS en milieu forestier se concentraient sur des forêts monospécifiques résineuses, des forêts équiennes ou des plantations (cfr Section 1.4.3). Or, dans ce type de forêt de configuration simple, de nombreuses publications avaient déjà démontré que les relevés lidar ALS fournissaient des résultats exploitables pour soutenir l'inventaire forestier (cfr Section 1.4.2) ; ce qui était loin d'être le cas dans les forêts feuillues mixtes ou à plusieurs étages (Wang et al., 2016).

Enfin, la troisième contribution de l'étude sur les ULS a été d'étudier la faisabilité et la précision d'approches directes (c.-à-d. ajustement de cylindres sur la base du tronc) vs indirectes (c.-à-d. modèle prédictif du type  $DHP = f(H \times CD)$ ) pour l'estimation du DHP. Contrairement aux TLS ou MLS, les ULS utilisent un mode de balayage laser qui provient d'au-dessus de la canopée, ce qui entraîne une distribution plus clairsemée de points le long des troncs et complique les mesures directes du DBH. Compte tenu du nombre limité de recherches menées sur le sujet en raison du manque de données de validation, des analyses fines à l'échelle de l'arbre étaient donc nécessaires pour évaluer si l'estimation du DHP par ULS répondait aux exigences de l'inventaire forestier.

Le premier volet de thèse a mis en évidence une lacune très importante dans le milieu de la recherche en foresterie : le manque d'outils efficaces pour valider les prédictions des modèles ou les estimations faites par des technologies aériennes, notamment l'ALS et l'ULS (cfr section 4). La mise en place d'un dispositif expérimental tel qu'établi pour le premier article demande beaucoup de temps, d'expertise et de ressources, à tel point que l'exercice est difficile à reproduire sur de plus grandes étendues. Certains départements de géographie et centres de recherche

européens ont mis en place des sites d'étude de 1 ha (c.-à-d. avec un survol ULS et des scans de référence TLS) en forêts tropicales et tempérées (Brede et al., 2022; Weiser et al., 2022). Ils ont également spécifié que leur mise en œuvre nécessite au moins une semaine complète de travail intensif et le soutien d'une équipe de terrain d'au moins 3 personnes (Wilkes et al., 2017). Malgré le fort potentiel des données ULS pour soutenir l'inventaire forestier, la complexité de la collecte de données de validation au sol limite donc encore fortement son utilisation à grande échelle.

C'est dans ce contexte du manque d'outil de validation au sol que le deuxième volet de thèse a été établi et représente un apport important pour la communauté scientifique. Comme spécifié dans la section 3, une première contribution, bien que peu documentée dans cette thèse, visait à investiguer le potentiel de différentes technologies de lidar mobile (ex : GeoSLAM Zeb-Revo (© GeoSLAM), KAARTA Countour (© Kaarta), LiBackPack DG50 (© GreenValley International)) comme alternative au TLS pour la collecte de données de références sur le terrain. La plupart des tests réalisés avant 2021 se sont révélés infructueux (Figure 20), principalement en raison de la portée limitée des lidar mobiles (maximum 15 m) et du manque de robustesse des algorithmes de SLAM (mauvaises calibrations des capteurs qui rendaient les nuages de points imprécis en milieu forestier) (Potter, 2019). Nous avons donc jugé que ces capteurs étaient incompatibles avec la collecte de données de référence en milieu forestier. Cependant, avec les avancées technologiques récentes des capteurs lidar et leurs miniaturisations, de nouvelles générations de lidar mobiles, telles que le GeoSLAM Horizon ou l'Hovermap (© Emesent) se sont développées et sont de plus en plus disponibles dans le monde entier (Mokroš et al., 2021). Une seconde phase de tests, réalisée avec l'Hovermap en forêt feuillue de Haliburton (ON) et de Sutton (QC) a confirmé que ce type de MLS-SLAM est robuste, bien calibré et doté d'une portée accrue effective de 30-40 m; ce qui en faisait un candidat idéal pour la collecte de données 3D au sol (cfr Annexe – Figure 53).

La deuxième partie de la thèse a ainsi mis en évidence le fort potentiel de la nouvelle génération de MLS-SLAM comme alternative au TLS pour la collecte de données de référence 3D. L'article qui en résulte présente deux contributions importantes à la communauté scientifique. D'une part, nous avons démontré qu'il est possible d'obtenir rapidement des données 3D de haute qualité avec MLS-SLAM sur une grande parcelle de l'ordre de 1 ha, ce qui n'avait jamais été

entrepris auparavant. Bien qu'à ce stade il soit encore nécessaire de tester la technologie sur d'autres sites d'étude, cela démontre que la technologie MLS-SLAM a atteint un certain niveau de maturité dont bénéficieront de nombreuses études qui ne nécessitent pas la précision millimétrique du TLS lors de la validation. D'autre part, nous avons développé une chaîne de traitement innovante pour estimer le volume de bois marchand à partir des données MLS-SLAM. Nous avons démontré qu'en filtrant correctement les données MLS-SLAM, il était possible de transférer les algorithmes QSM du monde du TLS sur des données de lidar mobile pour estimer le volume de bois marchand sur pied. Les résultats prometteurs de cette étude suggèrent que le MLS pourrait devenir un outil important pour augmenter la collecte de données de base sur le terrain et alimenter les allométries qui ne sont actuellement calibrées que sur un petit nombre d'arbres.

## 7 SYNTHÈSE DES RÉSULTATS

### 7.1 *Principaux résultats obtenus et limites observées de l'ULS en forêt feuillue*

#### 7.1.1 Transférabilité des algorithmes de segmentation d'arbres aux données ULS

L'extraction des attributs d'arbres à partir de nuage de points lidar passe tout d'abord par une phase de détection et de segmentation des arbres individuels. Comme nous l'avons vu dans la revue de littérature (Section 1.4), il existe une vaste panoplie d'algorithmes d'ITD développés pour le traitement des données ALS et TLS. Dans un premier temps, nous avons donc évalué la transférabilité de ces algorithmes aux données ULS. Deux types d'ITD ont été testés en fonction du type de données ULS disponibles : SEGMA, un ITD initialement développé pour le traitement de données ALS qui segmente les arbres en se basant sur le MHC; et SimpleTree, un ITD initialement développé pour le traitement de données TLS qui segmente les arbres de la base du tronc jusqu'au houppier en exploitant le nuage de points au complet (cfr Section 5).

Les résultats du premier article démontrent que l'étape de segmentation des arbres individuels constitue la principale limite de l'exploitation de données à haute densité acquises par ULS en milieu feuillu. Ces observations ont été récemment confirmées par les études multi-plateformes de Brede et al. (2022) et de Kükenbrink et al. (2022). La segmentation des arbres est particulièrement compliquée lorsque l'acquisition est faite en feuilles (Kükenbrink et al., 2022). Dans des forêts denses comme celle de McCoy, l'interception du signal lidar par la canopée

supérieure provoque des phénomènes d'occlusion importants. Nous avons constaté que malgré les 7 retours multiples du Riegl-VUX LR et la densité élevée du nuage de points de 353 points/m<sup>2</sup> (Figure 24-B), l'occlusion était telle que les troncs et les arbres des couches intermédiaires et inférieures de la canopée étaient indiscernables par l'œil humain. Ces conditions complexes posent d'importants défis aux algorithmes ITD. De nouveaux types d'ITD qui se basent sur le nuage de points au lieu du MHC, comme AMS3D (Ferraz et al., 2016) ou Graph-Cut (Williams et al., 2019) ont été développés semblent prometteurs mais sont encore au stade expérimental (Aubry-Kientz et al., 2019).. Nous pouvons toutefois espérer être en mesure d'exploiter tout le potentiel des données ULS haute densité acquis en feuilles grâce aux progrès rapides du domaine de l'apprentissage profond à partir de données 3D (Chen et al., 2021).

En conditions en feuilles, l'algorithme ITD SEGMA, basé sur le MHC, s'est révélé plus robuste que des ITD basés sur le nuage de points pour segmenter les arbres à partir des données ULS. SEGMA s'est montré particulièrement efficace pour segmenter les arbres dominants ( $\geq 18$  m : 90%), tout comme observé dans (Aubry-Kientz et al., 2019). Cependant, la perte d'information 3D causée par la rastérisation du nuage de points n'a pas permis à l'algorithme de segmenter efficacement les arbres des couches intermédiaires ([12-18[m : 13%) et basses ([6-12[m : 2%); détectant au total 40% des arbres du peuplement. Des résultats similaires ont été récemment obtenus dans l'étude comparative de Kükenbrink et al. (2022), où un total de 37% des arbres ont été détectés lors d'une acquisition ULS en feuilles en forêt tempérée hétérogène. Il est intéressant de noter que des performances similaires ont été obtenues par SEGMA sur des nuages de points ALS (27 points/m<sup>2</sup>) et ULS-R (353 points/m<sup>2</sup>), qui ont tous deux été collectés dans des conditions de feuillage similaires. Cet aspect est important pour la planification des vols ULS car cela signifie qu'augmenter considérablement la densité de points n'améliore pas les résultats de la segmentation lors de l'utilisation d'ITD basé sur le MHC (Reitberger et al., 2009).

Une méthode efficace pour surmonter les difficultés rencontrées lors de la phase de segmentation des arbres est de collecter les données hors feuilles et d'utiliser des ITD dérivés du monde du TLS. Nous avons démontré que des algorithmes dits ascendants (« *bottom-up* ») tels que SimpleTree, sont directement transférables sur des données ULS à condition d'avoir assez de retours lidar à la base des troncs. Dans notre étude, une densité de points d'environ 1500 points/m<sup>2</sup>

a permis de détecter 71% des arbres du peuplement avec SimpleTree, contre 50% avec SEGMA; tous deux appliqués sur le même jeu de données ULS-V acquis hors feuilles. Des résultats similaires ont été obtenus depuis par (Kükenbrink et al. (2022), détectant 77% des arbres lors d'acquisition hors feuilles contre 37% lors d'acquisition en feuilles. Les deux algorithmes ont donné des résultats similaires pour la détection des arbres dominants (94% avec SimpleTree contre 99% avec SEGMA). Toutefois, des améliorations substantielles ont été observées avec SimpleTree dans les couches intermédiaires de la canopée (59% avec SimpleTree, contre 24% avec SEGMA) et dans les couches inférieures de la canopée (51% avec SimpleTree, contre 9% avec SEGMA). Un nombre croissant d'études confirme que l'utilisation d'ITD ascendants est plus adaptée à la segmentation d'arbres feuillus à partir de données ULS à haute densité que des ITD conventionnels basés sur des données matricielles (Shendryk et al., 2016; Jaskierniak et al., 2021; Hershey et al., 2022). Il est important de préciser que bien que la collecte de données hors feuilles présente de nombreux avantages, elle reste toutefois limitée dans certains écosystèmes où la courte fenêtre d'opération de la saison printanière et automnale (sans couvert hivernal) limite l'usage des ULS pour le support des opérations sylvicoles.

Au niveau opérationnel, ce type d'ITD fournit des résultats qui peuvent être utilisés pour identifier les arbres présents dans les différents étages de végétation et générer rapidement des cartes de positionnement sur grande surface. Ils permettent également d'extraire des attributs inaccessibles par relevé ALS et difficiles à mesurer sur le terrain, tels que la hauteur des arbres, la hauteur de base de la couronne, les dimensions de couronnes ou la forme de la tige des arbres de dimension commerciale. Ces attributs sont utiles pour développer des modèles allométriques locaux ou améliorer les modèles existants (Jucker et al., 2022). Il est important de noter que depuis cette étude, de nouveaux algorithmes ITD ont été développés (Wang et al., 2021; Carpenter et al., 2022; Kalinicheva et al., 2022). Certains ITD ont même été développés spécifiquement pour le traitement de données ULS, comme celui de Raumonon et al. (2021). Ce dernier s'appuie sur des calculs de « plus court chemin » pour isoler les arbres dans les nuages de points ULS. Il constitue donc une potentielle alternative à SimpleTree pour segmenter les arbres en forêt feuillue (Brede et al., 2022).

### 7.1.2 Comparaison des approches automatisées pour l'extraction d'attributs forestiers

Dans un second temps, nous avons exploré différentes approches méthodologiques pour l'extraction d'attributs d'inventaire. Trois méthodes ont été notamment analysées pour l'estimation du DHP: (1) prédiction allométrique du DHP sur base de la hauteur et du diamètre de couronne dérivés du MHC; (2) prédiction allométrique du DHP sur base de la hauteur et du diamètre de couronne dérivés du nuage de points 3D; (3) estimation directe du DHP en utilisant une approche d'ajustement de cylindres sur la base du tronc.

L'approche directe d'estimation du DHP par ajustement de cylindres à partir du vol ULS-V (hors feuilles; 1500 points/m<sup>2</sup>) n'a pas permis d'estimer le DHP de manière fiable (RMSE = 7.4 cm, comparé au TLS). Ceci est principalement dû au manque de points le long du tronc causé par l'occlusion du signal résultant de la perspective aérienne des ULS (Liang et al., 2019), ainsi qu'au manque de précision de ces points causé par la forte divergence du faisceau du capteur Velodyne. Des conclusions similaires ont été faites depuis par Terryn et al. (2020). Nos études confirment que la précision géométrique actuelle des nuages de points ULS ne permet pas encore d'estimer le DHP avec une précision suffisante pour répondre aux normes d'inventaire forestier (RMSE < 3 cm) dans des peuplements de feuillus hétérogènes. À l'échelle du peuplement, l'approche directe d'ajustement de cylindres s'est toutefois avérée prometteuse. Les résultats de notre étude indiquent qu'il s'agit de la méthode la plus fiable pour estimer le nombre d'arbres, la distribution diamétrale et la surface terrière du peuplement, par rapport à l'inventaire terrain. Ceci s'explique par le fait que la méthode d'ajustement de cylindres n'est pas soumise aux erreurs de prédiction des modèles allométriques et qu'elle est en mesure de détecter et d'identifier les tiges multiples des arbres fourchus. Bien que l'approche directe ne soit pas assez précise pour répondre aux normes d'inventaire des arbres individuels, elle présente un grand potentiel pour soutenir les opérations sylvicoles de foresterie de précision.

La prédiction du DHP basée sur des modèles allométriques est étroitement liée à la qualité de la segmentation des arbres en amont de la chaîne de traitement. À l'échelle de l'arbre, la prédiction du DHP basé sur la hauteur et le diamètre de couronne dérivés du MHC s'est avérée très imprécise, aussi bien en feuilles que hors feuilles (RMSE ~ 12 cm comparé au TLS). Ceci, en raison d'importantes erreurs de sur- et de sous-segmentation des couronnes d'arbres feuillus



(RMSE  $\sim$  2.4 m et  $R^2 \sim$  0.25, lorsque comparé au TLS pris comme référence). A l'échelle du peuplement, ces erreurs de sur- et de sous-estimation des couronnes ont tendance à se compenser, ce qui se traduit par une bonne estimation de la surface terrière et de la distribution diamétrale des arbres dominants, par rapport à la réalité terrain. Cette compensation est majoritairement due à l'utilisation d'un modèle allométrique à deux variables explicatives (DHP = f(Hauteur  $\times$  Diamètre de couronne)). À ce titre, nous recommandons fortement d'utiliser le diamètre de couronne comme variable prédictive en plus de la hauteur lors de la prédiction du DHP. Des conclusions similaires ont été faites dans les études internationales de Dalponte & Coomes, (2016) et de Jucker et al. (2017) ainsi que les travaux de Côté et al. (2018) et de Brede et al., (2022).

La prédiction du DHP basée sur la hauteur et le diamètre de couronne dérivés du nuage de points 3D donne des résultats prometteurs. En effet, lorsque les troncs sont bien représentés dans le nuage de points ULS, le recours à un algorithme ITD du type ascendant tel que SimpleTree minimise fortement les erreurs d'estimation du diamètre de la couronne ( $R^2 = 0.61$ , RMSE = 1.53 m, Bias = -0.26 m, comparé au TLS), par rapport à une approche basée sur le MHC telle que SEGMA ( $R^2 = 0.29$ , RMSE = 2.35 m, Bias = -1.28 m, comparé au TLS). A l'échelle de l'arbre individuel, cela se traduit par une prédiction plus précise du DHP ( $R^2 = 0.67$ , RMSE = 7.3 cm, Bias = -0.9, comparé au TLS), par rapport à une approche basée sur le MHC ( $R^2 = 0.36$ , RMSE = 11.5 cm, Bias = -4.8 cm, comparé au TLS). A l'échelle du peuplement, cette approche tient compte de la plupart des arbres du sous-couvert de canopée. Elle représente donc mieux la distribution diamétrale des arbres par rapport à une approche par MHC. Cependant, contrairement à l'approche par MHC, elle n'est pas sujette à des effets de compensation lors de l'estimation de la surface terrière. Les éventuelles erreurs de segmentation de l'algorithme ascendant peuvent donc avoir un impact important sur l'estimation de la surface terrière (par ex. les arbres fourchus identifiés à tort comme des arbres uniques par l'ITD engendreront une surestimation significative de la surface terrière lors de l'utilisation de modèles prédictifs). À ce stade, nous recommandons donc d'utiliser cette approche de manière semi-automatique, avec supervision humaine. Pour les gestionnaires forestiers, la collecte de données hors feuilles de données ULS à haute densité représente un fort potentiel pour développer des modèles allométriques ajustés aux conditions locales.

Dans l'ensemble, notre étude a démontré que l'hypothèse 1 a été vérifiée en conditions hors feuilles mais refusée en conditions en feuilles. Le choix des méthodes pour segmenter les arbres et en estimer leurs attributs structuraux est fortement dépendant des propriétés des nuages de points ULS. Il est donc crucial de choisir a priori les propriétés du nuage de points, et par conséquent les caractéristiques du vol du drone avant l'acquisition de l'ULS (Nex et al., 2022), car celles-ci définiront la méthode générale à privilégier en fonction des applications et du niveau de détail désiré.

## 7.2 Principaux résultats obtenus et limites observées du MLS en forêt feuillue

Dans l'ensemble, les résultats obtenus à partir des données MLS-SLAM sont très prometteurs. Ils révèlent que les systèmes MLS basés sur le SLAM ont fourni des estimations précises de la hauteur des arbres (RMSE = 0.42 m (1.78 %),  $R^2 = 0.93$ ), de la surface projetée de la couronne (RMSE = 3.23 m<sup>2</sup> (5.75 %),  $R^2 = 0.99$ ), du volume de la couronne (RMSE = 71.4 m<sup>3</sup> (23.38 %),  $R^2 = 0.99$ ), du DHP (RMSE = 1.21 cm (3.07 %),  $R^2 = 0.99$ ) et du volume de bois marchand (RMSE = 0.39 m<sup>3</sup> (18.57 %),  $R^2 = 0.95$ ), comparé aux attributs dérivés du TLS. Le volume de bois marchand opérationnel a également été estimé avec une bonne précision (RMSE = 0.42 m<sup>3</sup> (21.82 %),  $R^2 = 0.94$ ) par rapport aux mesures destructives. Enfin, le volume marchand du tronc dérivé des données MLS-SLAM a été estimé avec une grande précision par rapport au TLS (RMSE = 0.11 m<sup>3</sup> (8.32%),  $R^2 = 0.96$ ) et aux modèles régionaux de défilement du tronc (RMSE = 0.16 m<sup>3</sup> (14.7%),  $R^2 = 0.93$ ). Ces résultats permettent de valider l'hypothèse 2 pour l'ensemble des attributs d'intérêt sauf pour le volume de bois marchand; ce dernier étant surestimé suite à la surestimation du volume de bois des branches par le MLS. Ces résultats démontrent une certaine maturité des nouvelles générations de lidars mobiles. D'une part, la portée accrue des nouveaux capteurs augmente la qualité et la robustesse du SLAM. D'autre part, elle permet désormais d'extraire des informations sur toute la hauteur de l'arbre, ce qui était jusqu'à présent inaccessible avec les anciennes générations de capteurs mobiles (Potter, 2019).

À notre connaissance, aucune autre étude n'a évalué le potentiel des données MLS-SLAM pour extraire le volume de bois marchand des arbres feuillus en utilisant une approche QSM. Nos travaux suggèrent que, avec l'utilisation de filtres adaptés pour atténuer le bruit, les estimations du volume de bois marchand du tronc principal sont très proches de celles provenant du TLS (Hyypä

et al., 2020). Le volume des branches principales, secondaires et tertiaires a été surestimé par le MLS-SLAM, avec erreur croissant avec l'ordre de ramification des branches. Ces erreurs étaient attendues en raison de la plus grande divergence du faisceau du MLS-SLAM par rapport au TLS, combinée à l'accumulation des erreurs du SLAM. Cependant, l'impact de ces erreurs est limité car les ramifications de 2<sup>ème</sup> et 3<sup>ème</sup> ordre ne représentent qu'une faible proportion du volume total de bois. Les résultats obtenus suggèrent que la technologie MLS-SLAM représente une alternative prometteuse au TLS pour quantifier le volume de bois sur pied (Hyypä et al., 2020) et évaluer la quantité de carbone stocké à l'échelle de placettes d'inventaires (Alvites et al., 2021). Au niveau opérationnel, le MLS présente également un fort potentiel pour assister les opérations d'exploitation (Labelle et al., 2016; Nevalainen et al., 2020).

D'autres d'études sont toutefois nécessaires afin mieux comprendre les limites du MLS-SLAM en milieu forestier avant son utilisation opérationnelle (Mokroš et al., 2021; Kükenbrink et al., 2022; Chudá et al., 2022). Une limite bien connue de la technologie SLAM lors de la création d'un nuage de points est liée au phénomène de « propagation de l'erreur ». Lorsqu'un capteur MLS-SLAM scanne son environnement, il ne recourt à aucune source de données de référence externe pour construire son nuage de points, contrairement aux MLS qui utilisent un système de positionnement du type GNSS-RTK. Cet aspect, fort prisé en milieu forestier, constitue à la fois sa force et sa faiblesse. Chaque degré de rotation est ainsi sujet à une erreur et ces erreurs s'accumulent continuellement jusqu'à ce qu'une boucle soit fermée. Ces propagations d'erreurs peuvent donc causer des phénomènes de désalignements (ou effet doublon) dans le nuage de points, comme observés dans nos tests préliminaires avec d'autres types de capteurs (Figure 20), ainsi que dans les études de Potter (2019) et Gollob et al. (2020). À l'heure actuelle, il est toutefois difficile de quantifier ces erreurs ou d'en identifier les causes précises car les algorithmes de SLAM sont propres à chaque capteur, sont généralement confidentiels et leurs performances évoluent sans cesse. De plus, beaucoup de variables affectent la qualité finale d'un nuage de points MLS-SLAM : type de capteurs lidar, type de SLAM, trajectoire d'acquisition, temps du scanning, taille de la placette, conditions du terrain, structure et densité de la végétation, etc. L'impact de ces variables doit encore être étudié afin d'évaluer les incertitudes liées à l'utilisation du MLS-SLAM dans divers types de forêts et sur une gamme plus large de structure, de forme et de dimension d'arbres (Chudá et al., 2022).

Un aspect important non étudié dans cet article et que nous explorons actuellement est l'impact du scénario d'acquisition sur la qualité du nuage de points et sur l'estimation des attributs structuraux. Dans notre étude, réalisée avec l'Hovermap, le nuage de points était plus bruité que celui du TLS sans que nous ayons observé de problème de décalage (ou effet doublon) du nuage de points, et ce, malgré l'acquisition sur grande surface (1 ha). Des observations similaires ont été faites avec l'Hovermap par la récente étude de Hartley et al. (2022) sur un site de 2 ha et en suivant une trajectoire d'acquisition bien distincte de la nôtre. Cet aspect est très important car il montre que les technologies MLS-SLAM gagnent en maturité et sont désormais capables de capturer des nuages de points de haute qualité sur de grandes surfaces tout en étant moins contraintes par la trajectoire d'acquisition. Les nombreux tests réalisés depuis 2021 avec l'Hovermap dans le cadre du projet Digital Timberland (Section 3) dans les forêts feuillues de Sutton (QC), Haliburton (ON), McCoy et Saint-Quentin (NB) confirment également cette tendance (cfr Annexe- Figure 53). À ce stade, des comparaisons quantitatives sont toutefois nécessaires; c'est pourquoi notre prochaine recherche vise à analyser l'impact de différents scénarios d'acquisitions sur l'estimation des attributs structuraux d'arbres feuillus (ex : lignes parallèles espacées de 15 m; lignes parallèles espacées de 35 m; grille de 20 m × 20 m; acquisition circulaire). Des comparaisons fines seront également réalisées avec des relevés TLS, en continuité du second article. Notre recherche s'intéressera cette fois à l'utilisation d'approches automatisées à l'échelle de la placette (segmentation des arbres individuels, extraction des attributs structuraux et création & troncage des QSMs). Ceci dans le but d'évaluer la précision de la méthode de traitement développée à plus grande échelle et de déterminer comment elle est influencée par le scénario d'acquisition.

## **8 LIMITES, FUTURES DIRECTIONS ET PERSPECTIVES**

La comparaison de différentes plateformes entraîne certaines limites : les résultats finaux sont influencés par les paramètres d'acquisition ainsi que des étapes de pré et de post-traitement. Il est donc difficile de faire des généralisations significatives. L'ALS et le TLS sont des technologies matures, bien établies et bénéficiant d'une riche source de littérature scientifique, de protocoles d'acquisition bien établis et de plus en plus d'outils de traitement et d'algorithmes accessibles en accès libres. Les technologies ULS et MLS sont, quant à elles, à un stade précoce de développement et d'adoption. Nous avons toutefois pu observer une utilisation croissante des

ULS et MLS en milieu forestier et un développement rapide et continu d'outils algorithmiques depuis le début de ce projet de thèse (Nex & Remondino, 2014; Nex et al., 2022). Alors qu'il y a environ 5 ans, il était très difficile d'accéder à ces technologies et que presque aucun outil d'accès libre n'était disponible, on assiste désormais à une utilisation accrue de lidar légers dans le milieu forestier. Il s'agit d'un secteur en pleine expansion qui évolue très rapidement et bénéficie des développements des secteurs de la robotique, de l'automobile et de l'ingénierie civile. En outre, il existe désormais une vaste panoplie de capteurs et de plateformes ULS, en passant par les systèmes haut de gamme tels que les séries Riegl miniVux (© Riegl), jusqu'aux systèmes plus légers et moins coûteux tels que les Velodyne Puck VLP-16 (© Velodyne) ou les Livox Avia (© Livox) (cfr revue de littérature de Nex et al. 2022). De la même manière, les systèmes MLS se sont également diversifiés et ne sont plus uniquement constitués d'outils GNSS-RTK. La plupart des nouvelles générations intègrent désormais la technologie SLAM. Il faut donc s'attendre à avoir de degrés de précision et de bruits dans le nuage de points qui varient considérablement en fonction du système employé. Bien qu'encore très peu étudiées, la vitesse de marche, la trajectoire d'acquisition, la taille du site inventorié, la pente du terrain et la complexité de la végétation sont autant de paramètres qui peuvent également influencer la qualité des nuages de points. Toutefois, puisque les nuages de points dérivés de capteurs ULS et MLS partagent de nombreuses caractéristiques avec les nuages de points ALS et TLS et que, comme nous l'avons constaté, certaines chaînes de traitement algorithmiques sont d'ores et déjà transférables, on peut s'attendre à voir de nombreuses percées informatiques dans le traitement de données lidar en foresterie, notamment en ce qui concerne la détection et la segmentation des arbres individuels.

Un défi majeur pour l'avenir des relevés ULS et MLS sera d'optimiser les paramètres d'acquisition et de traitement, pour mettre au point des protocoles robustes, reproductibles et adaptés à leur environnement forestier. A ce titre, nous suggérons, dans un premier temps, d'utiliser le TLS comme outil de comparaison et de validation afin d'optimiser les acquisitions ULS et MLS, tout comme effectué dans les deux études de cette thèse. Bien que le TLS soit compliqué à mettre en place dans un programme d'inventaire opérationnel, il constitue un outil de référence de premier choix pour la recherche et le développement. Le TLS, qui il y a encore quelques années était considéré comme un outil expérimental en foresterie et difficilement accepté comme outil de validation, est désormais considéré par la communauté scientifique comme outil

de référence terrain (Liang et al., 2016; Liang et al., 2018; Calders et al., 2020). Son intégration dans des sites d'études comparatifs avec ULS et MLS permettra d'évaluer les erreurs et les incertitudes sur les attributs estimés; aspect indispensable pour la mise à l'échelle des technologies ULS et MLS sur de plus grandes surfaces. La connaissance des incertitudes des relevés ULS et MLS profitera notamment aux communautés d'observation de la Terre en contribuant à l'étalonnage et la validation des missions satellitaires tels que ICESAT-2, GEDI ou BIOMASS (Section 1.4.1). Les super sites de calibration satellitaires internationaux, tels qu'établis par le comité sur les satellites d'observation de la Terre (CEOS - NASA) à l'échelle de placettes 1-ha pourraient grandement bénéficier de données à très haute densité acquises par relevé lidar pour mieux quantifier la biomasse (Stovall et al., 2018; Demol et al., 2022; Duncanson et al., 2019;) et diversifier les variables structurelles couramment mesurées (Côté et al., 2018; Brede et al., 2022; Nguyen et al., 2022). Au vu de la rapidité d'acquisition des données ULS et MLS, ces capteurs pourraient s'avérer particulièrement utiles pour augmenter la résolution spatiale et temporelle des super-sites actuels. Dans le même ordre d'idées, l'augmentation de données de référence terrain s'avèrera très précieuse pour les gestionnaires forestiers en ce qui concerne la quantification des incertitudes associées aux modèles prédictifs des attributs forestiers dérivés de lidar aérien (par ex. produits ABA – Section 1.4.2) ou d'imagerie satellitaire (par ex. Sentinel-2 – Section 1.3.1) (Lister et al., 2020; Coops et al., 2021). Les futures recherches devraient donc se concentrer sur l'établissement de sites d'études comparatifs sur une vaste gamme d'environnements forestiers (Liang et al., 2019; Puliti et al., 2021; Kükenbrink et al., 2022; Weiser et al., 2022) car les forces et les faiblesses de chaque technologie lidar et de chaque plateforme varieront en fonction des conditions spécifiques du site. Cette étape s'avèrera indispensable avant d'utiliser les technologies ULS et MLS de façon opérationnelle.

Cette thèse s'est concentrée sur l'échelle de l'arbre individuel ; une échelle qui a été peu étudiée dans la littérature scientifique. La principale raison de ce manque de publication est la difficulté de valider les attributs structurels à l'échelle de l'arbre individuel dans des forêts complexes, telles que les forêts mixtes ou hétérogènes. En effet, une limitation majeure des études sur le potentiel du lidar pour l'extraction d'attributs structurels est la collecte de données de référence au sol de précision (voir Clark & Kellner, 2012). Ces auteurs soulignent de nombreuses sources d'incertitude lors de la sélection et de la mesure des paramètres dendrométriques des arbres

de référence au sol lors de la calibration ou de la validation des modèles allométriques. Ils suggèrent que les études futures devraient aller au-delà de la collecte de données sur des arbres individuels pour se concentrer sur des récoltes destructives à l'échelle de la parcelle afin de relier les mesures de terrain et de télédétection. Au lieu d'estimer les attributs structurels à l'échelle de l'arbre, ce type d'approche consisterait à extraire les métriques lidar à l'échelle de la parcelle (par exemple, les métriques de la canopée, les métriques de la distribution de la hauteur et les métriques de la densité relative, etc.) et à utiliser des modèles statistiques pour prédire les attributs forestiers d'intérêt (Liu et al., 2018; Liang et al., 2019). Ces approches sont prometteuses notamment pour estimer le stock de volume de bois, la biomasse aérienne ou la croissance des peuplements. Cependant, l'étude de Liu et al. (2018) démontre que les modèles basés sur l'extraction de métriques au niveau de la parcelle combinée à des métriques extraites au niveau de l'arbre fournissent de meilleurs résultats que les modèles basés uniquement sur des mesures au niveau de la parcelle. Nous encourageons donc les recherches futures à ne pas se concentrer uniquement sur une échelle particulière mais à étudier leurs combinaisons afin d'extraire le plein potentiel des données ULS et MLS.

Un autre aspect qui n'a pas été abordé dans les articles est le temps et les ressources humaines requis par chaque technologie lidar pendant l'inventaire des ressources. Nous avons mis l'accent sur l'exactitude des données, mais peu d'importance a été accordée à l'efficacité de chaque technologie par unité de surface. En comparant la capacité de l'ULS, du MLS, du TLS et des méthodes conventionnelles à effectuer des relevés forestiers, nous estimons la capacité de chaque technologie à environ 40 ha/jour (25 000 arbres mesurés par jour), 8 ha/jour (5 000 arbres/jour), 0,4 ha/jour (200 arbres/jour) et 0,2 ha/jour (100 arbres/jour), respectivement. Dans le même ordre d'idée, nous estimons que le temps de traitement nécessaire au relevé d'une zone de 1 ha est de 4 heures pour l'ULS, 6 heures pour le MLS et 50 heures pour le TLS. Au niveau opérationnel, bien que la précision des attributs dérivés de l'ULS n'atteigne pas encore les normes de l'inventaire forestier, cette technologie s'avère extrêmement avantageuse en termes de temps d'acquisition et de temps de traitement par unité de surface. Similairement, le MLS présente un avantage significatif sur le TLS pour la collecte de données 3D *in situ*.

Bien que cette thèse se soit principalement concentrée sur la transférabilité et le développement des méthodes de traitement de nuage de points dérivé de lidar terrestres et aéroportés, nous reconnaissons que nous avons fort à gagner à étudier leur combinaison (Hopkinson et al., 2013). Dans les années à venir, avec la miniaturisation, la démocratisation et l'accessibilité accrue de la technologie lidar, nous pouvons nous attendre à voir de plus en plus de capteurs pouvant être utilisés à la fois sur des plateformes mobiles terrestres et sur des drones. La fusion de données acquises sous et au-dessus de la canopée présente un fort potentiel pour surmonter les phénomènes d'occlusion qui limitent encore fortement l'utilisation du lidar en foresterie; surtout dans des forêts complexes, telles que les forêts feuillues, mixtes ou multi-étages (Terry et al., 2022) (cfr Annexe Figure 50-51-52). À l'heure actuelle, il existe encore peu de solutions automatisées pour fusionner précisément des données terrestres et aériennes. Les quelques solutions existantes ne sont pas disponibles en accès libre et n'ont été testées que sur de petits jeux de données, ce qui les rend difficilement exploitables (Polewski et al., 2019; Zhang et al., 2021). Les étapes manuelles d'alignements des nuages de points sont, quant à elles, trop longues à mettre en place et trop dépendantes de l'opérateur pour que ce soit réalisable à grande échelle. Nous sommes donc encore loin de disposer de solutions efficaces qui tirent parti de la fusion de données lidar aériennes et terrestres pour soutenir l'inventaire forestier. De plus, très peu d'études ont examiné la transférabilité d'algorithmes ITD ou d'extraction de métriques structurelles sur des nuages de points fusionnés (Calders et al., 2020) . Il serait toutefois intéressant pour la communauté forestière d'avoir accès à des configurations innovantes d'acquisition terrestre et aérienne et/ou au de traitement de données fusionnées. Nous pensons notamment à l'utilisation combinée de données ULS et MLS en forêts denses (Annexe – Figure 52) pour améliorer les modèles allométriques existants en augmentant la taille des échantillons et en réduisant les incertitudes allométriques (Xing et al., 2019) par l'estimation directe des attributs structuraux tels que le DHP, le défilement et le volume de bois sur pied. Les principaux défis lors de la transférabilité des algorithmes aux nouvelles générations d'ULS et de MLS résident dans le filtrage des données, l'ajustement des paramètres face à la densité de points, la rapidité de traitement du processus de traitement et l'automatisation du processus de segmentation et d'estimation des attributs structuraux.



Pour conclure, la disponibilité accrue de lidar commerciaux et d'outils de traitement de données lidar attire de plus en plus d'utilisateurs, en particulier en gestion et en écologie forestière. Ces technologies suscitent de nombreuses questions de recherches qui étaient auparavant inexploitées car elles nécessitaient des informations 3D détaillées sur la structure de la végétation (Calders et al., 2020). L'accessibilité accrue de données lidar à travers le monde est ainsi en train de révolutionner les analyses géospatiales (Coops et al., 2021). D'une part, de nombreuses sociétés d'imageries se sont adaptées et proposent désormais des chaînes de traitement de données 3D. La fusion de données lidar avec de l'imagerie et l'apprentissage profond à partir des données 3D étant deux domaines en pleine expansion qui connaissent un développement industriel rapide. D'autre part, de plus en plus de données lidar et de scripts informatiques sont désormais rendus publics par la communauté scientifique, favorisant les échanges et les collaborations entre chercheurs (par ex. (Roussel et al., 2020; Molina-Valero et al., 2022; Weiser et al., 2022; Nguyen et al., 2022)). On peut donc s'attendre à ce que le manque actuel de méthodes automatisées, de procédures normalisées et de guides de bonnes pratiques pour le traitement de nuage de points 3D en foresterie soit rapidement comblé. En attendant, les systèmes ULS et MLS auront un rôle important à jouer pour étayer notre capacité à extraire des informations plus détaillées sur la structure des forêts à partir de données 3D à haute densité.

## 9 ANNEXES

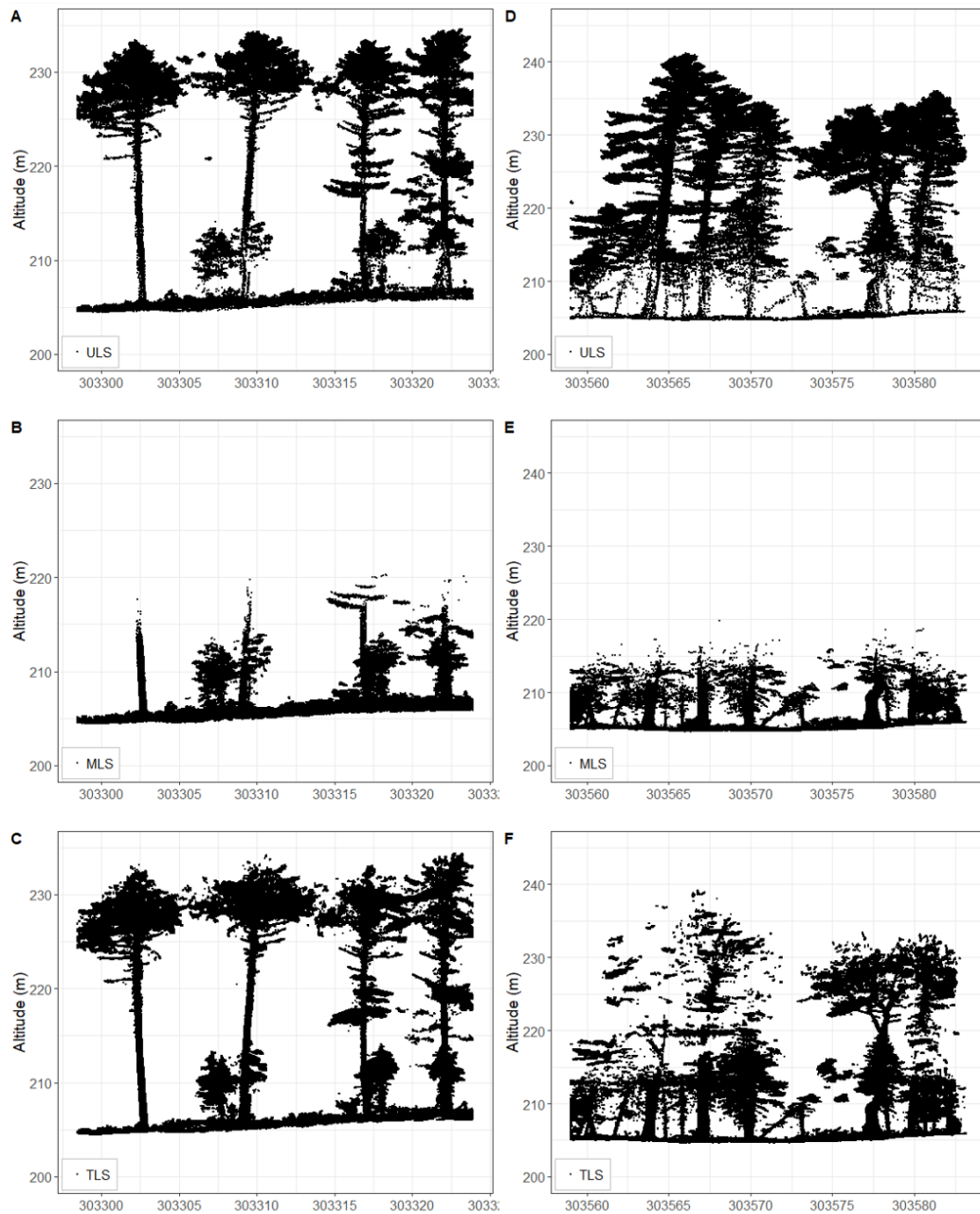


Figure 50. Illustration des limites associées aux différentes technologies lidar. Tranche de  $20 \text{ m} \times 4 \text{ m}$  à partir de nuages de points ULS, MLS (ancienne génération) et TLS alignés : A-B-C. Exemple issu d'une placette d'inventaire provenant d'une forêt de conifères éparse ayant subi une coupe partielle; D-E-F : exemple d'une placette d'inventaire provenant d'une forêt mixte multi-étages. Forêt de recherche de Petawawa (ON).

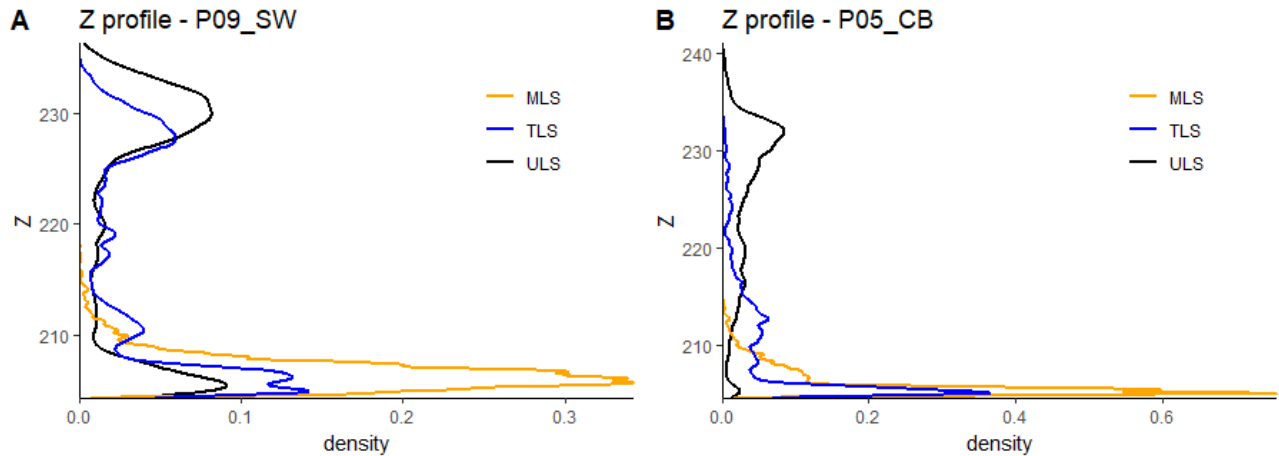


Figure 51. Illustration de la complémentarité des données ULS et TLS/MLS. Distribution de la densité de points le long de l'axe Z pour les données ULS (Riegl Vux-1 UAV, MLS (GeoSLAM Zeb-revo) et TLS (Faro Focus 3D120). A. Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt de conifères éparse ayant subi une coupe partielle. B. Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt mixte multi-étages. L'illustration des nuages de points est présentée en Figure 50 et 52.

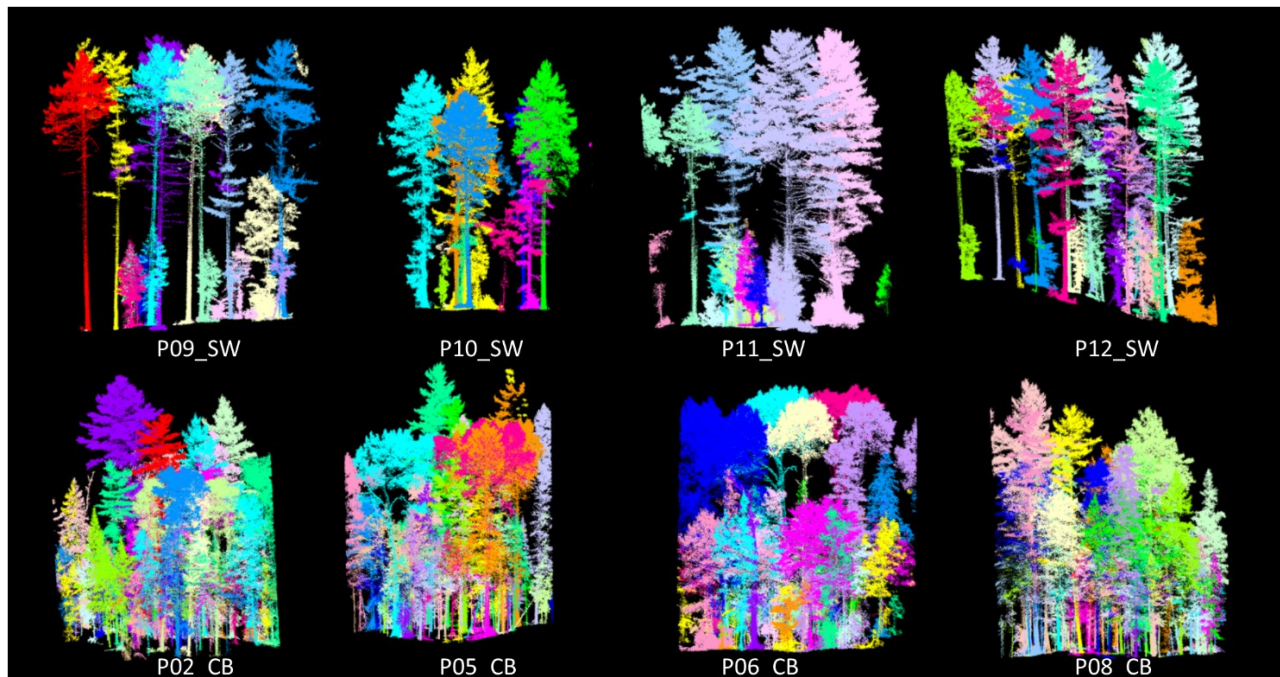


Figure 52. Illustration du potentiel de fusion des données ULS (Riegl Vux-1 UAV) et MLS (GeoSLAM Zeb-revo). Segmentation automatique des arbres avec un ITD de type « *bottom-up* » à partir de données ULS et MLS fusionnées manuellement. Image du haut : Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt de conifères éparse ayant subi une coupe partielle. Image du bas : Exemple issu d'une placette d'inventaire en forêt mixte multi-étages. Forêt de recherche de Petawawa.

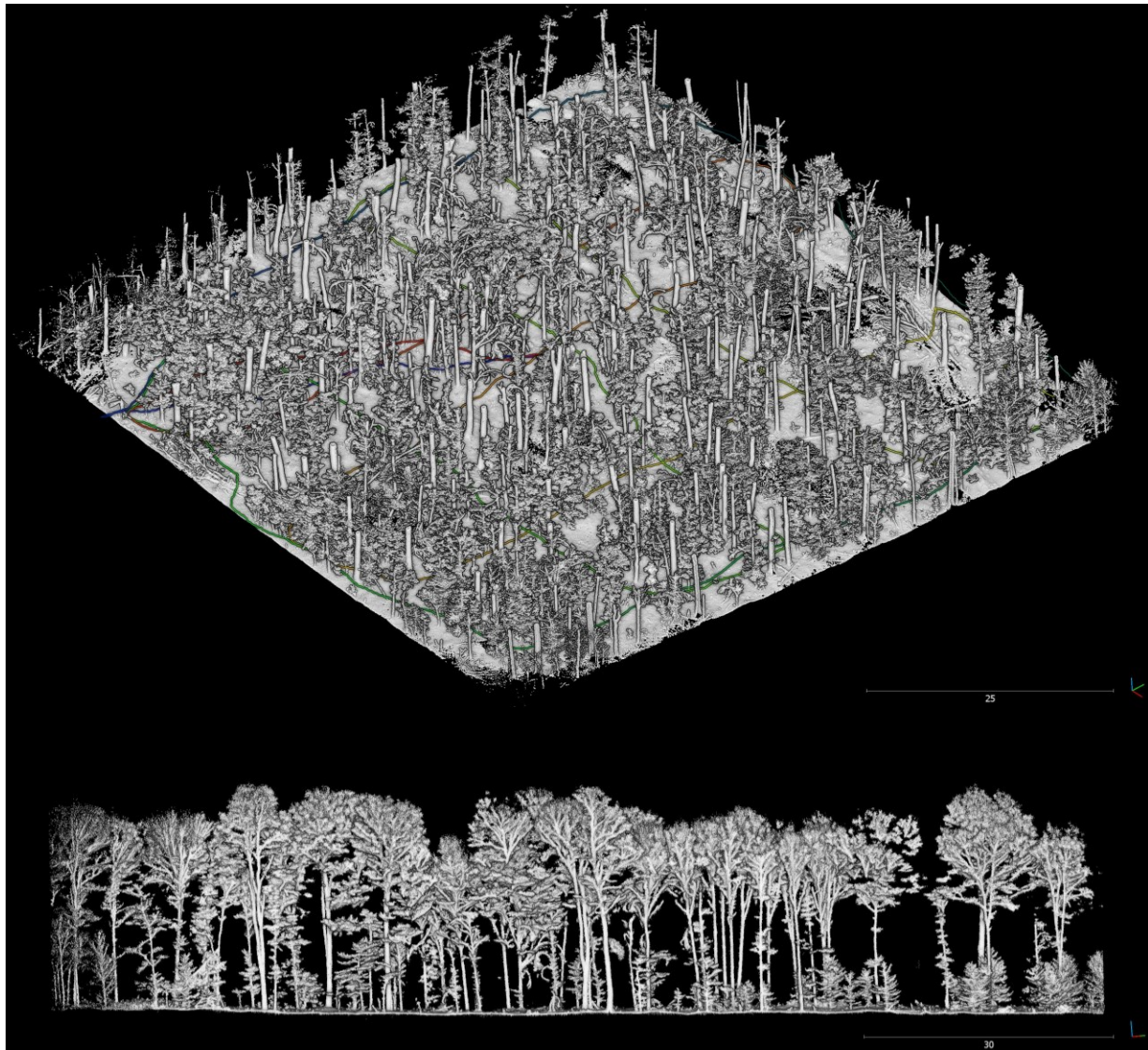


Figure 53. Illustration du potentiel du MLS-SLAM pour le support des opérations forestières. Acquisition 3D collectée à partir du sol avec un lidar mobile Hovermap sur une placette de 80 m x 80 m (temps de collecte : 30 minutes). Image du haut: tranche de 0-10 m de haut dans le nuage de points illustrant la position des tiges et la trajectoire parcourue (grille de 20 m x 20 m illustrée en couleur). Image du bas: tranche de 120 m x 8 m dans le nuage de points réalisé sur la diagonale de la placette montrant la portée du capteur (hauteur des arbres dominants: 20-27 m). Peuplement de feuillus matures - Forêt de Recherche de Haliburton (ON).

## 10 CRÉDITS DOCTORAUX – COTUTELLE UDES- ULG

Avec les activités de formation et d'éducation énumérées ci-dessous, le candidat au doctorat s'est conformé aux exigences requises par l'Université de Sherbrooke et l'Université de Liège (Gembloux Agro-Bio Tech) pour l'obtention d'un doctorat en cotutelle, à savoir :

- (i) Le respect de l'avenant à la convention de cotutelle UdeS-Ulg;
- (ii) La publication de 2 articles scientifiques avec examen par les pairs;
- (iii) La réussite du [programme doctoral](#) de 90 crédits du cheminement en physique de la télédétection du département de géomatique appliquée de l'Université de Sherbrooke;
- (iv) La réussite d'un minimum de 60 crédits de [formation doctorale](#) (formation thématique, transversale et communications scientifiques) requis par l'Université de Liège.

### ✓ Formation thématique (90 crédits – Université de Sherbrooke):

#### *Cours (10 crédits)*

- TEL901 - Physique de la télédétection (3)
- TEL902 - Traitement d'image numérique (3)
- TEL904 - Séminaire méthodologique en télédétection (3)
- GMQ707 - Drones et télédétection environnementale (1)

#### *Projets de recherche : rédaction de projets, de rapport (81 crédits) :*

- TEL910 - Examen Général – défense projet de thèse (6)
- TEL911 - Activité de recherche I – projet de thèse (15)
- TEL912 - Activité de recherche II – collecte et analyse des données (15)
- TEL913 - Activité de recherche III – rapport d'étape (15)
- TEL914 – Dépôt et Soutenance de Thèse (30)

### ✓ Formation transversale (10 crédits minimum – Université de Liège):

#### *Séjour scientifique à l'étranger de minimum deux semaines (1 crédit/5jours; max. 10) (10 crédits).*

Séjours scientifiques réalisés dans le cadre des projets AWARE et Digital Timberland; Collaborations avec FPInnovations & NHRI :

- Octobre-Nov. 2021: Campagne terrain lidar terrestre, lidar mobile & UAV-lidar, Saint-Quentin (NB)
- Mai 2021 – Campagne terrain lidar mobile - Haliburton (ON)
- Décembre 2020 - Campagne terrain lidar mobile - Sutton (QC)
- Septembre 2018: Campagne terrain lidar mobile & UAV-lidar - Petawawa (ON)
- Aout 2018: Campagne terrain lidar terrestre & biomasse aérienne - Corner Brook (NL)
- Novembre 2017: Campagne terrain lidar terrestre, inventaire & lidar mobile – Petawawa - (ON)
- Juin-Juillet 2017: Campagne terrain lidar terrestre & inventaire– Petawawa (ON)
- Mai 2017: Campagne terrain lidar terrestre & inventaire – Edmundston (NB)
- Aout-Sept. 2016: Campagne terrain lidar terrestre, UAV-lidar & inventaire – Edmundston (NB)
- Juin-Aout 2016: Campagne terrain lidar terrestre & inventaire – Corner Brook (NL)

*Projets de recherche : rédaction de projets, de rapport – 3 crédits/doc (12 crédits) :*

- Rédaction de projet : Demande de financement – Mitacs Accélération (2022-2023) : Utilisation de lidar sur drone et lidar mobile en foresterie de précision.
- Rédaction de projet : Demande de financement – Mitacs Accélération (2021-2022) : Utilisation de nuage de points lidar à haute densité en foresterie de précision.
- Rapport de recherche (NHRI): Characterization of planted trees in young softwood plantations with high density UAV-based lidar point clouds (2021).
- Rapport de recherche (FPInnovations): Processing of UAV-based imagery (RGB & MSS) from coniferous forest stands – quality assessment, orthomosaic and photogrammetry point clouds (2019).

*Encadrement didactique : participation à des cours ou travaux pratiques – 1 crédit/6h (4 crédits)*

- Lejeune, P., Fournier, R.A., Vandendaele, B., Encadrement d'un stagiaire de Master-2 de l'Université de Liège – Utilisation de drone lidar pour la caractérisation de jeunes plantations de résineux (2022)
- Fournier\*, R.A., Vandendaele\*, B., LIDAR Remote Sensing Workshop. 10<sup>th</sup> International Conference on Agro-Geoinformatics & 43<sup>rd</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing (CSRS), (Atelier donné) Quebec City (QC) (2022)
- Vandendaele\*, B., Introduction à La Technologie LiDAR – École intensive DOTS - 10<sup>th</sup> International Conference on Agro-Geoinformatics & 43<sup>rd</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing (CSRS), (Cours donné -1h) (2022)
- Théau J., Vandendaele\*, B., Drones et Applications Environnementales (GMQ107) (4 × 1 h de cours donnés au 1<sup>er</sup> cycle) (2018-2021).
- Safia\*, N., Vandendaele\*, B., Batch processing for lidar data (Atelier donné) – Université de Laval (QC) (2018)
- Vandendaele\*, B., Besserer\*, J., Ravaglia, J., Atelier sur le traitement de données lidar terrestre sur la plateforme Computree – UQAM (QC) (2018)
- Bolton\*, D., Rakofsky\* J., Vandendaele\*, B., Cross Country AWARE Workshop - Introduction to Lidar Remote Sensing and the use of FUSION software (USDA) (Atelier donné) – Fredericton (NB) & Corner Brook (NL) (2017)
- Vepakomma\*, U., Vandendaele\*, B., Goodbody\* T., Potential of UAV for enhancing forest inventory (workshop). AWARE Second Annual General Meeting, FPInnovations (QC) (Résumé publié) (2017).
- Fournier, R.A., Vandendaele\*, B., Création de modules de formation sur le lidar terrestre et aérien pour l'UdeS (3 modules créés) (2016)

*Lecture critique d'articles scientifiques pour des revues (peer review) – 1 crédit/doc (3 crédits) :*

- Article révisé pour la revue *Remote Sensing* (2019)
- Article révisé pour la revue *Forestry : An International Journal of Forest Research* (2018)
- Article révisé pour la revue *Remote Sensing* (2018)

*Action de promotion de la Faculté ; de vulgarisation scientifique ; ou d'organisation d'un évènement scientifique – 1 crédit/journée (4 crédits)*

- Vandendaele, B., (2022). À la lueur des cimes. Lauréat au concours de vulgarisation scientifique de « La preuve par l'image » édition 2022, Afcas.
- Vandendaele\*, B., (2022). Estimation d'attributs forestiers au lidar mobile. Journée du Centre d'applications et de recherche en télédétection (CARTEL) (présentation orale), Sherbrooke (QC).
- Vandendaele, B., (2020). L'essor du drone-lidar en milieu forestier. Bulletin de l'association Québécoise de télédétection (AQT), Volume 34 No.1
- Kirkwood\*, D., Woods\*, M., Vandendaele\*, B., (2018). Potential use of Mobile lidar for enhancing forest inventory. Official Commemoration of the 100th anniversary of the Petawawa Research Forest (oral presentation), Petawawa (ON).

✓ **Communication scientifique (25 crédits minimum – Université de Liège):**

*Article accepté dans une revue avec comité de lecture international – 8 crédits/art (16 crédits) :*

- Vandendaele, B.; Martin-Ducup, O.; Fournier, R.A.; Pelletier, G.; Lejeune, P. Mobile Laser Scanning for Estimating Tree Structural Attributes in a Temperate Hardwood Forest. *Remote Sens.* **2022**, 14, 4522. <https://doi.org/10.3390/rs14184522>
- Vandendaele, B.; Fournier, R.A.; Vepakomma, U.; Pelletier, G.; Lejeune, P.; Martin-Ducup, O. Estimation of Northern Hardwood Forest Inventory Attributes Using UAV Laser Scanning (ULS): Transferability of Laser Scanning Methods and Comparison of Automated Approaches at the Tree- and Stand-Level. *Remote Sens.* **2021**, 13, 2796. <https://doi.org/10.3390/rs13142796>

*Communication orale et/ou poster à un congrès international (avec ou sans publication dans les actes du congrès sous forme résumée) – 5 crédits/com (15 crédits) :*

- Vandendaele\*, B., Martin-Ducup, O., Fournier, R.A., Pelletier, G., Lejeune, P. (2022). Mobile Laser Scanning for Estimating Tree Structural Attributes in Temperate Hardwood Forests. 10<sup>th</sup> International Conference on Agro-Geoinformatics & 43<sup>rd</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing (CSRS), (oral presentation) Quebec City (QC). (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. Martin-Ducup O. (2021). Investigating the use of UAV Laser Scanning (ULS) to derive individual tree attributes in a northern hardwood forest - A step towards better support for uneven-aged forest management. 42<sup>nd</sup> Canadian Symposium of Remote Sensing (CSRS) (oral presentation). (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Lejeune, P. (2017). Development of methods for the utilization of UAV based lidar for enhanced forest inventory. The Earth Observation (EO) Summit 2017, (poster presentation), Montreal (QC).

*Communication orale et/ou poster à une activité organisée par une Ecole doctorale ou dans le cadre d'une manifestation à caractère national, avec ou sans publication du résumé (4 crédits/com) (36 crédits):*

- Vandendaele\*, B., Martin-Ducup, O., Fournier, R.A., Pelletier, G., Lejeune, P. (2022). Atelier sur les applications du lidar en foresterie – Démonstration pratique sur le traitement des données ULS, TLS et MLS. Colloque UQAT (présentation orale), Abitibi.
- Vandendaele\*, B., Martin-Ducup, O., Fournier, R.A., Pelletier, G., Lejeune, P. (2022). Mobile Laser Scanning for Estimating Tree Structural Attributes in a Temperate Hardwood Forest. Colloque TRIDIFOR – Méthodes innovantes d'analyses de données 3D en forêts (oral presentation), France-Québec. (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. Martin-Ducup O. (2021). Investigating the use of UAV Laser Scanning (ULS) to derive individual tree attributes in a northern hardwood forest - A step towards better support for uneven-aged forest management. 14e Colloque du Centre d'étude de la forêt. (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. (2020). Can UAV-based lidar provide consistent and accurate remote sensing data for enhanced forest inventory (oral and poster presentations). AWARE Fourth Annual General Meeting, Toronto (ON) (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. (2018). Methods development to estimate tree structural attributes using lidar on an unmanned aerial vehicle (oral presentation). 12e Colloque du Centre d'étude de la forêt (poster presentation), Quebec city (QC) (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. (2018). Methods development to estimate tree structural attributes using lidar on an unmanned aerial vehicle (oral presentation). AWARE Third Annual General Meeting (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. (2017). Development of methods to estimate tree structural attributes using UAV-based lidar. 11e Colloque du Centre d'étude de la forêt, Québec city (QC) (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. (2017). Sustaining the hardwood resource value chain - assessing the capacity of UAV-based LiDAR to support operational-level forest inventory. The Forest Chain of Value, host by the Northern Hardwood Research Institute, Edmundston (NB) (Résumé publié).
- Vandendaele\*, B., Fournier, R.A., Vepakomma, U., Pelletier, G., Lejeune, P. (2017). Methods development using UAV-based lidar to support Enhanced Forest Inventory in different forest ecosystems (oral and poster presentations). AWARE Second Annual General Meeting, FPInnovations (QC) (Résumé publié).
- Fournier\*, R.A., Vandendaele\*, B., (2016). The use of terrestrial lidar for the estimation of tree structural attributes (oral presentation). AWARE First Annual General Meeting (<https://awareproject.ca/>), Corner Brook (NF) (Résumé publié).



## 11 RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES (HORS ARTICLES)

- Achim, A., Moreau, G., Coops, N. C., Axelson, J. N., Barrette, J., Bédard, S., Byrne, K. E., Caspersen, J., Dick, A. R., D'Orangeville, L., Drolet, G., Eskelson, B. N. I., Filipescu, C. N., Flamand-Hubert, M., Goodbody, T. R. H., Griess, V. C., Hagerman, S. M., Keys, K., Lafleur, B., ... White, J. C. (2022). The changing culture of silviculture. *Forestry*, 95(2), 143–152. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpab047>
- Åkerblom, M., & Kaitaniemi, P. (2021). Terrestrial laser scanning: A new standard of forest measuring and modelling? *Annals of Botany*, 128(6), 653–662. <https://doi.org/10.1093/aob/mcab111>
- Alvites, C., Santopuoli, G., Hollaus, M., Pfeifer, N., Maesano, M., Moresi, F. V., Marchetti, M., & Lasserre, B. (2021). Terrestrial laser scanning for quantifying timber assortments from standing trees in a mixed and multi-layered mediterranean forest. *Remote Sensing*, 13(21). <https://doi.org/10.3390/rs13214265>
- Andersson, D. (2005). *Approaches to integrated strategic/tactical forest planning*. Swedish University of Agricultural Sciences.
- ASPRS. (2013). *American Society for Photogrammetry & Remote Sensing LAS Specification Version 1.4-R13*. [www.asprs.org](http://www.asprs.org)
- Aubry-Kientz, M., Dutrieux, R., Ferraz, A., Saatchi, S., Hamraz, H., Williams, J., Coomes, D., Piboule, A., & Vincent, G. (2019). A comparative assessment of the performance of individual tree crowns delineation algorithms from ALS data in tropical forests. *Remote Sensing*, 11(9). <https://doi.org/10.3390/rs11091086>
- Balenović, I., Liang, X., Jurjević, L., Hyyppä, J., Seletković, A., & Kukko, A. (2020). Hand-held personal laser scanning – current status and perspectives for forest inventory application. *Croatian Journal of Forest Engineering*, 42(1), 165–183. <https://doi.org/10.5552/crojfe.2021.858>

- Balsi, M., Esposito, S., Fallavollita, P., & Nardinocchi, C. (2018). Single-tree detection in high-density LiDAR data from UAV-based survey. *European Journal of Remote Sensing*, *51*(1), 679–692. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1474722>
- Bauwens, S., Bartholomeus, H., Calders, K., & Lejeune, P. (2016). Forest inventory with terrestrial LiDAR: A comparison of static and hand-held mobile laser scanning. *Forests*, *7*(6). <https://doi.org/10.3390/f7060127>
- Bauwens, S., Fayolle, A., Gourlet-Fleury, S., Ndjele, L. M., Mengal, C., & Lejeune, P. (2017). Terrestrial photogrammetry: a non-destructive method for modelling irregularly shaped tropical tree trunks. *Methods in Ecology and Evolution*, *8*(4), 460–471. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12670>
- Beaudoin, A., Bernier, P. Y., Guindon, L., Villemaire, P., Guo, X. J., Stinson, G., Bergeron, T., Magnussen, S., & Hall, R. J. (2014). Mapping attributes of Canada's forests at moderate resolution through kNN and MODIS imagery. *Canadian Journal of Forest Research*, *44*(5), 521–532. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2013-0401>
- Belmonte, A., Sankey, T., Biederman, J. A., Bradford, J., Goetz, S. J., Kolb, T., & Woolley, T. (2020). UAV-derived estimates of forest structure to inform ponderosa pine forest restoration. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, *6*(2), 181–197. <https://doi.org/10.1002/rse2.137>
- Belward, A. S., & Skøien, J. O. (2015). Who launched what, when and why; trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *103*, 115–128. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.03.009>
- Bhattarai, R., Rahimzadeh-Bajgiran, P., Weiskittel, A., & MacLean, D. A. (2020). Sentinel-2 based prediction of spruce budworm defoliation using red-edge spectral vegetation indices. *Remote Sensing Letters*, *11*(8), 777–786. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2020.1767824>

- Bienert, A., Georgi, L., Kunz, M., Maas, H. G., & von Oheimb, G. (2018). Comparison and combination of mobile and terrestrial laser scanning for natural forest inventories. *Forests*, 8(2). <https://doi.org/10.3390/f9070395>
- Blanchette, D. (2015). *Modélisation des attributs de la fibre de bois à l'échelle locale à partir de métriques extraites du signal lidar terrestre: cas d'étude sur les forêts de conifères de Terre-Neuve* [Maitrise]. Université de Sherbrooke.
- Bolyn, C., Lejeune, P., Michez, A., & Latte, N. (2022). Mapping tree species proportions from satellite imagery using spectral–spatial deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 280. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113205>
- Bonnet, S., Lisein, J., & Lejeune, P. (2017). Comparison of UAS photogrammetric products for tree detection and characterization of coniferous stands. *International Journal of Remote Sensing*, 38(19), 5310–5337. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1338839>
- Bouvier, M., Durrieu, S., Fournier, R. A., & Renaud, J. P. (2015). Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. In *Remote Sensing of Environment* (Vol. 156, pp. 322–334). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.004>
- Brede, B., Calders, K., Lau, A., Raunonen, P., Bartholomeus, H. M., Herold, M., & Kooistra, L. (2019). Non-destructive tree volume estimation through quantitative structure modelling: Comparing UAV laser scanning with terrestrial LIDAR. *Remote Sensing of Environment*, 233. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111355>
- Brede, B., Lau, A., Bartholomeus, H. M., & Kooistra, L. (2017). Comparing RIEGL RiCOPTER UAV LiDAR derived canopy height and DBH with terrestrial LiDAR. *Sensors*, 17(10). <https://doi.org/10.3390/s17102371>
- Brede, B., Terry, L., Barbier, N., Bartholomeus, H. M., Bartolo, R., Calders, K., Derroire, G., Krishna Moorthy, S. M., Lau, A., Levick, S. R., Raunonen, P., Verbeeck, H., Wang, D., Whiteside, T., van der Zee, J., & Herold, M. (2022). Non-destructive estimation of individual

- tree biomass: Allometric models, terrestrial and UAV laser scanning. *Remote Sensing of Environment*, 280. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113180>
- Breidenbach, J., Waser, L. T., Debella-Gilo, M., Schumacher, J., Rahlf, J., Hauglin, M., Puliti, S., & Astrup, R. (2021). National mapping and estimation of forest area by dominant tree species using Sentinel-2 data. *Canadian Journal of Forest Research*, 51(3), 365–379. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2020-0170>
- Bruggisser, M., Hollaus, M., Otepka, J., & Pfeifer, N. (2020). Influence of ULS acquisition characteristics on tree stem parameter estimation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 168, 28–40. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.08.002>
- Bucksch, A., Lindenbergh, R., Abd Rahman, M. Z., & Menenti, M. (2014). Breast height diameter estimation from high-density airborne LiDAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(6), 1056–1060. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2285471>
- Cabo, C., del Pozo, S., Rodríguez-Gonzálvez, P., Ordóñez, C., & González-Aguilera, D. (2018). Comparing terrestrial laser scanning (TLS) and wearable laser scanning (WLS) for individual tree modeling at plot level. *Remote Sensing*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/rs10040540>
- Calders, K., Adams, J., Armston, J., Bartholomeus, H., Bauwens, S., Bentley, L. P., Chave, J., Danson, F. M., Demol, M., Disney, M., Gaulton, R., Krishna Moorthy, S. M., Levick, S. R., Saarinen, N., Schaaf, C., Stovall, A., Terry, L., Wilkes, P., & Verbeeck, H. (2020). Terrestrial laser scanning in forest ecology: Expanding the horizon. In *Remote Sensing of Environment* (Vol. 251). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112102>
- Calders, K., Armston, J., Newnham, G., Herold, M., & Goodwin, N. (2014). Implications of sensor configuration and topography on vertical plant profiles derived from terrestrial LiDAR. *Agricultural and Forest Meteorology*, 194, 104–117. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.03.022>
- Carpenter, J., Jung, J., Oh, S., Hardiman, B., & Fei, S. (2022). An Unsupervised Canopy-to-Root Pathing (UCRP) Tree Segmentation Algorithm for Automatic Forest Mapping. *Remote Sensing*, 14(17), 4274. <https://doi.org/10.3390/rs14174274>

- Chave, J., Andalo, A. C., Brown, A. S., Cairns, A. M. A., Chambers, J. Q., Eamus, A. D., Foister, A. H., Fromard, A. F., Higuchi, N., Kira, A. T., Lescure, J.-P., Nelson, A. B. W., Ogawa, H., Puig, A. H., Rie'ra, A. B., Ae, R., Yamakura, T., Brown, S., Cairns, M. A., ... Rie'ra, B. R. (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Ecosystem Ecology*, *145*, 87–99. <https://doi.org/10.1007/s00442-005>
- Chen, Q., Baldocchi, D., Gong, P., & Kelly, M. (2006). Isolating Individual Trees in a Savanna Woodland Using Small Footprint Lidar Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *72*(8), 923–932.
- Chen, S., Liu, H., Feng, Z., Shen, C., & Chen, P. (2019). Applicability of personal laser scanning in forestry inventory. *PLoS ONE*, *14*(2). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211392>
- Chen, X., Jiang, K., Zhu, Y., Wang, X., & Yun, T. (2021). Individual tree crown segmentation directly from uav-borne lidar data using the pointnet of deep learning. *Forests*, *12*(2), 1–22. <https://doi.org/10.3390/f12020131>
- Chudá, J., Kadlecík, R., Mokroš, M., Mikita, T., Tucek, J., & Chudý, F. (2022). SLAM and INS based positional accuracy assessment of natural and artificial objects under the forest canopy. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, *43*(B1-2022), 197–205. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B1-2022-197-2022>
- Church, R. L., Murray, A. T., & Barber, K. H. (2000). Forest planning at the tactical level. In *Annals of Operations Research* (Vol. 95).
- Clark, D. B., & Kellner, J. R. (2012). Tropical forest biomass estimation and the fallacy of misplaced concreteness. In *Journal of Vegetation Science* (Vol. 23, Issue 6, pp. 1191–1196). Wiley-Blackwell. <https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2012.01471.x>
- Colomina, I., & Molina, P. (2014). Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (Vol. 92, pp. 79–97). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.02.013>

- Coops, N. C., Achim, A., Arp, P., Bater, C. W., Caspersen, J. P., Côté, J.-F., Dech, J. P., Dick, A. R., van Ewijk, K., Fournier, R., Goodbody, T. R. H., Hennigar, C. R., Leboeuf, A., van Lier, O. R., Luther, J. E., Maclean, D. A., McCartney, G., Pelletier, G., Prieur, J.-F., ... Woods, M. E. (2021). Progrès dans l'application de la télédétection pour les besoins en matière d'information sur les forêts au Canada: leçons tirées d'une collaboration nationale d'intervenants universitaires, industriels et gouvernementaux. *The Forestry Chronicle*, 97(2), 127–147. <https://doi.org/10.5558/tfc2021-015>
- Coops, N. C., Tompalski, P., Goodbody, T. R. H., Queinnec, M., Luther, J. E., Bolton, D. K., White, J. C., Wulder, M. A., van Lier, O. R., & Hermosilla, T. (2021). Modelling lidar-derived estimates of forest attributes over space and time: A review of approaches and future trends. *Remote Sensing of Environment*, 260. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112477>
- Côté, J. F., Fournier, R. A., Frazer, G. W., & Olaf Niemann, K. (2012). A fine-scale architectural model of trees to enhance LiDAR-derived measurements of forest canopy structure. *Agricultural and Forest Meteorology*, 166–167, 72–85. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.06.007>
- Côté, J. F., Fournier, R. A., Luther, J. E., & van Lier, O. R. (2018). Fine-scale three-dimensional modeling of boreal forest plots to improve forest characterization with remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 219, 99–114. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.026>
- Dalponte, M., & Coomes, D. A. (2016). Tree-centric mapping of forest carbon density from airborne laser scanning and hyperspectral data. *Methods in Ecology and Evolution*, 7(10), 1236–1245. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12575>
- Dandois, J. P., & Ellis, E. C. (2010). Remote sensing of vegetation structure using computer vision. *Remote Sensing*, 2(4), 1157–1176. <https://doi.org/10.3390/rs2041157>
- Danson, F. M., Morsdorf, F., & Koetz, B. (2009). Airborne and Terrestrial Laser Scanning for Measuring Vegetation Canopy Structure. In G. L. (George L. Heritage & A. R. G. Large (Eds.), *Laser scanning for the environmental sciences* (pp. 201–219). Wiley-Blackwell.

- Dassot, M., Colin, A., Santenoise, P., Fournier, M., & Constant, T. (2012). Terrestrial laser scanning for measuring the solid wood volume, including branches, of adult standing trees in the forest environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, *89*, 86–93. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.08.005>
- Dassot, M., Constant, T., & Fournier, M. (2011). The use of terrestrial LiDAR technology in forest science: Application fields, benefits and challenges. *Annals of Forest Science*, *68*(5), 959–974. <https://doi.org/10.1007/s13595-011-0102-2>
- Demol, M., Verbeeck, H., Gielen, B., Armston, J., Burt, A., Disney, M., Duncanson, L., Hackenberg, J., Kükenbrink, D., Lau, A., Ploton, P., Sewdien, A., Stovall, A., Takoudjou, S. M., Volkova, L., Weston, C., Wortel, V., & Calders, K. (2022). Estimating forest above-ground biomass with terrestrial laser scanning: Current status and future directions. In *Methods in Ecology and Evolution* (Vol. 13, Issue 8, pp. 1628–1639). British Ecological Society. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13906>
- di Stefano, F., Chiappini, S., Gorreja, A., Balestra, M., & Pierdicca, R. (2021). Mobile 3D scan LiDAR: a literature review. In *Geomatics, Natural Hazards and Risk* (Vol. 12, Issue 1, pp. 2387–2429). Taylor and Francis Ltd. <https://doi.org/10.1080/19475705.2021.1964617>
- Doyon, F., & Bouffard, D. (2009). *Enjeux écologiques de la forêt feuillue tempérée québécoise*.
- Du, S., Lindenbergh, R., Ledoux, H., Stoter, J., & Nan, L. (2019). AdTree: Accurate, detailed, and automatic modelling of laser-scanned trees. *Remote Sensing*, *11*(18). <https://doi.org/10.3390/rs11182074>
- Dubayah, R., Armston, J., Healey, S. P., Bruening, J. M., Patterson, P. L., Kellner, J. R., Duncanson, L., Saarela, S., Ståhl, G., Yang, Z., Tang, H., Blair, J. B., Fatoyinbo, L., Goetz, S., Hancock, S., Hansen, M., Hofton, M., Hurtt, G., & Luthcke, S. (2022). GEDI launches a new era of biomass inference from space. *Environmental Research Letters*, *17*(9), 095001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac8694>
- Dubayah, R., Blair, J. B., Goetz, S., Fatoyinbo, L., Hansen, M., Healey, S., Hofton, M., Hurtt, G., Kellner, J., Luthcke, S., Armston, J., Tang, H., Duncanson, L., Hancock, S., Jantz, P.,

- Marselis, S., Patterson, P. L., Qi, W., & Silva, C. (2020). The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, 1, 100002. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100002>
- Duncanson, L., Armston, J., Disney, M., Avitabile, V., Barbier, N., Calders, K., Carter, S., Chave, J., Herold, M., Crowther, T. W., Falkowski, M., Kellner, J. R., Labrière, N., Lucas, R., MacBean, N., McRoberts, R. E., Meyer, V., Næsset, E., Nickeson, J. E., ... Williams, M. (2019). The Importance of Consistent Global Forest Aboveground Biomass Product Validation. In *Surveys in Geophysics* (Vol. 40, Issue 4, pp. 979–999). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/s10712-019-09538-8>
- Duncanson, L. I., Dubayah, R. O., Cook, B. D., Rosette, J., & Parker, G. (2015). The importance of spatial detail: Assessing the utility of individual crown information and scaling approaches for lidar-based biomass density estimation. *Remote Sensing of Environment*, 168, 102–112. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.06.021>
- Duncanson, L., Kellner, J. R., Armston, J., Dubayah, R., Minor, D. M., Hancock, S., Healey, S. P., Patterson, P. L., Saarela, S., Marselis, S., Silva, C. E., Bruening, J., Goetz, S. J., Tang, H., Hofton, M., Blair, B., Luthcke, S., Fatoyinbo, L., Abernethy, K., ... Zraggen, C. (2022). Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment*, 270. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112845>
- Dupuis, M., Leboeuf, A., Vaillancourt, E., Roy, V., Arsenault, J., & Major, M. (2021). *Photo-interprétation des essences forestières du Québec méridional*.
- Eisenbeiss, H. (2011). *The Potential of Unmanned Aerial Vehicles for Mapping*.
- Erdle, T., & Ward, C. (2008). *Solutions d'aménagement de la forêt publique du Nouveau-Brunswick Rapport du Groupe de travail sur la diversité forestière et l'approvisionnement en bois*.
- Eysn, L., Hollaus, M., Lindberg, E., Berger, F., Monnet, J. M., Dalponte, M., Kobal, M., Pellegrini, M., Lingua, E., Mongus, D., & Pfeifer, N. (2015). A benchmark of lidar-based single tree



- detection methods using heterogeneous forest data from the Alpine Space. *Forests*, 6(5), 1721–1747. <https://doi.org/10.3390/f6051721>
- Falkowski, M. J., Wulder, M. A., White, J. C., & Gillis, M. D. (2009). Supporting large-area, sample-based forest inventories with very high spatial resolution satellite imagery. *Progress in Physical Geography*, 33(3), 403–423. <https://doi.org/10.1177/0309133309342643>
- FAO. (2020). Global Forest Resources Assessment 2020. In *Global Forest Resources Assessment 2020*. FAO. <https://doi.org/10.4060/ca8753en>
- Ferraz, A., Saatchi, S., Mallet, C., & Meyer, V. (2016). Lidar detection of individual tree size in tropical forests. *Remote Sensing of Environment*, 183, 318–333. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.05.028>
- Forsman, M., Holmgren, J., & Olofsson, K. (2016). Tree stem diameter estimation from mobile laser scanning using line-wise intensity-based clustering. *Forests*, 7(9). <https://doi.org/10.3390/f7090206>
- Francini, S., McRoberts, R. E., Giannetti, F., Mencucci, M., Marchetti, M., Scarascia Mugnozza, G., & Chirici, G. (2020). Near-real time forest change detection using PlanetScope imagery. *European Journal of Remote Sensing*, 53(1), 233–244. <https://doi.org/10.1080/22797254.2020.1806734>
- Franklin, S. E., Lavigne, M. B., Wulder, M. A., & Stenhouse, G. B. (2002). Change detection and landscape structure mapping using remote sensing. In *THE FORESTRY CHRONICLE* (Vol. 78, Issue 5).
- Getzin, S., Nuske, R. S., & Wiegand, K. (2014). Using unmanned aerial vehicles (UAV) to quantify spatial gap patterns in forests. *Remote Sensing*, 6(8), 6988–7004. <https://doi.org/10.3390/rs6086988>
- Gini, R., Passoni, D., Pinto, L., & Sona, G. (2014). Use of unmanned aerial systems for multispectral survey and tree classification: A test in a park area of northern Italy. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1), 251–269. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20144716>

- Gjertsen, A. K. (2007). Accuracy of forest mapping based on Landsat TM data and a kNN-based method. *Remote Sensing of Environment*, *110*(4), 420–430. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.08.018>
- Gobakken, T., Bollandsås, O. M., & Næsset, E. (2015). Comparing biophysical forest characteristics estimated from photogrammetric matching of aerial images and airborne laser scanning data. *Scandinavian Journal of Forest Research*, *30*(1), 73–86. <https://doi.org/10.1080/02827581.2014.961954>
- Gollob, C., Ritter, T., & Nothdurft, A. (2020). Forest inventory with long range and high-speed Personal Laser Scanning (PLS) and Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) technology. *Remote Sensing*, *12*(9). <https://doi.org/10.3390/RS12091509>
- Goodbody, T. R. H., Coops, N. C., Marshall, P. L., Tompalski, P., & Crawford, P. (2017). Unmanned aerial systems for precision forest inventory purposes: A review and case study. *The Forestry Chronicle*, *93*(1), 71–81.
- Gottfried, M., Hollaus, M., Glira, P., Wieser, M., Milenkovic, M., Riegl, U., & Pfennigbauer, M. (2015). *First examples from the RIEGL VUX-SYS for forestry applications*. 105–107. <https://www.researchgate.net/publication/283299606>
- Grabska, E., Hostert, P., Pflugmacher, D., & Ostapowicz, K. (2019). Forest stand species mapping using the sentinel-2 time series. *Remote Sensing*, *11*(10). <https://doi.org/10.3390/rs11101197>
- Guimarães, N., Pádua, L., Marques, P., Silva, N., Peres, E., & Sousa, J. J. (2020). Forestry remote sensing from unmanned aerial vehicles: A review focusing on the data, processing and potentialities. In *Remote Sensing* (Vol. 12, Issue 6). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs12061046>
- Hackenberg, J., Spiecker, H., Calders, K., Disney, M., & Raunonen, P. (2015). SimpleTree - An efficient open source tool to build tree models from TLS clouds. *Forests*, *6*(11), 4245–4294. <https://doi.org/10.3390/f6114245>
- Hartley, R. J. L., Jayathunga, S., Massam, P. D., de Silva, D., Estarija, H. J., Davidson, S. J., Wuraola, A., & Pearse, G. D. (2022). Assessing the Potential of Backpack-Mounted Mobile

- Laser Scanning Systems for Tree Phenotyping. *Remote Sensing*, 14(14), 3344. <https://doi.org/10.3390/rs14143344>
- Hershey, J. L., McDill, M. E., Miller, D. A., Holderman, B., & Michael, J. H. (2022). A Voxel-Based Individual Tree Stem Detection Method Using Airborne LiDAR in Mature Northeastern U.S. Forests. *Remote Sensing*, 14(3). <https://doi.org/10.3390/rs14030806>
- Hirata, Y. (2008). Estimation of stand attributes in *Cryptomeria japonica* and *Chamaecyparis obtusa* stands using QuickBird panchromatic data. *Journal of Forest Research*, 13(3), 147–154. <https://doi.org/10.1007/s10310-008-0059-7>
- Hopkinson, C., Lovell, J., Chasmer, L., Jupp, D., Kljun, N., & van Gersel, E. (2013). Integrating terrestrial and airborne lidar to calibrate a 3D canopy model of effective leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 136, 301–314. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.05.012>
- Huang, H., Zhang, H., Chen, C., & Tang, L. (2018). Three-dimensional digitization of the arid land plant *Haloxylon ammodendron* using a consumer-grade camera. *Ecology and Evolution*, 8(11), 5891–5899. <https://doi.org/10.1002/ece3.4126>
- Hyypä, E., Kukko, A., Kaijaluoto, R., White, J. C., Wulder, M. A., Pyörälä, J., Liang, X., Yu, X., Wang, Y., Kaartinen, H., Virtanen, J. P., & Hyypä, J. (2020). Accurate derivation of stem curve and volume using backpack mobile laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 161, 246–262. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.01.018>
- Hyypä, J., & Inkinen, M. (1999). Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. *The Photogrammetric Journal of Finland*, 16(2), 27–42. <https://www.researchgate.net/publication/258707378>
- Hyypä, J., Karjalainen, M., Liang, X., Jaakkola, A., Yu, X., Wulder, M., Hollaus, M., White, J. C., Vastaranta, M., Karila, K., Kaartinen, H., Vaaja, M., Kankare, V. V., Kukko, A., Holopainen M., Hyypä, H., & Katoh, M. (2016). *Remote Sensing of Forests from Lidar and Radar - Land Resources Monitoring, Modeling, and Mapping with Remote Sensing* (P. S. Thenkabail, Ed.). Taylor & Francis.

- Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: a Review. In *Current Forestry Reports* (Vol. 5, Issue 3, pp. 155–168). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/s40725-019-00094-3>
- Immitzer, M., Atzberger, C., & Koukal, T. (2012). Tree species classification with Random forest using very high spatial resolution 8-band worldView-2 satellite data. *Remote Sensing*, *4*(9), 2661–2693. <https://doi.org/10.3390/rs4092661>
- Jaakkola, A., Hyyppä, J., Yu, X., Kukko, A., Kaartinen, H., Liang, X., Hyyppä, H., & Wang, Y. (2017). Autonomous collection of forest field reference—The outlook and a first step with UAV laser scanning. *Remote Sensing*, *9*(8). <https://doi.org/10.3390/rs9080785>
- Jaskierniak, D., Lucieer, A., Kuczera, G., Turner, D., Lane, P. N. J., Benyon, R. G., & Haydon, S. (2021). Individual tree detection and crown delineation from Unmanned Aircraft System (UAS) LiDAR in structurally complex mixed species eucalypt forests. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *171*, 171–187. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.10.016>
- Jensen, J. R. (2015). *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective: Vol. 4th Edition*.
- Jucker, T., Caspersen, J., Chave, J., Antin, C., Barbier, N., Bongers, F., Dalponte, M., van Ewijk, K. Y., Forrester, D. I., Haeni, M., Higgins, S. I., Holdaway, R. J., Iida, Y., Lorimer, C., Marshall, P. L., Momo, S., Moncrieff, G. R., Ploton, P., Poorter, L., ... Coomes, D. A. (2017). Allometric equations for integrating remote sensing imagery into forest monitoring programmes. *Global Change Biology*, *23*(1), 177–190. <https://doi.org/10.1111/gcb.13388>
- Jucker, T., Fischer, F. J., Chave, J., Coomes, D. A., Caspersen, J., Ali, A., Loubota Panzou, G. J., Feldpausch, T. R., Falster, D., Usoltsev, V. A., Adu-Bredu, S., Alves, L. F., Aminpour, M., Angoboy, I. B., Anten, N. P. R., Antin, C., Askari, Y., Muñoz, R., Ayyappan, N., ... Zavala, M. A. (2022). Tallo: A global tree allometry and crown architecture database. *Global Change Biology*, *28*(17), 5254–5268. <https://doi.org/10.1111/gcb.16302>

- Kaartinen, H., Hyypä, J., Yu, X., Vastaranta, M., Hyypä, H., Kukko, A., Holopainen, M., Heipke, C., Hirschmugl, M., Morsdorf, F., Næsset, E., Pitkänen, J., Popescu, S., Solberg, S., Wolf, B. M., & Wu, J. C. (2012). An international comparison of individual tree detection and extraction using airborne laser scanning. *Remote Sensing*, 4(4), 950–974. <https://doi.org/10.3390/rs4040950>
- Kalinicheva, E., Landrieu, L., Mallet, C., & Chehata, N. (2022). Multi-Layer Modeling of Dense Vegetation from Aerial LiDAR Scans. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 1341–1350. <https://doi.org/10.1109/cvprw56347.2022.00140>
- Kankare, V. (2015). The prediction of single-tree biomass, logging recoveries and quality attributes with laser scanning techniques [Thesis, University of Helsinki]. In *Dissertationes Forestales* (Vol. 2015, Issue 195). <https://doi.org/10.14214/df.195>
- Köhl, Michael., Magnussen, Steen., & Marchetti, Marco. (2006). *Sampling methods, remote sensing and GIS multiresource forest inventory*. Springer.
- Kucharczyk, M., Hugenholtz, C. H., & Zou, X. (2018). Uav–lidar accuracy in vegetated terrain. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 6(4), 212–234. <https://doi.org/10.1139/juvs-2017-0030>
- Kükenbrink, D., Marty, M., Bösch, R., & Ginzler, C. (2022). Benchmarking laser scanning and terrestrial photogrammetry to extract forest inventory parameters in a complex temperate forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 113. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102999>
- Laamanen, R., & Kangas, A. (2011). Large-Scale Forest Owner’s Information Needs in Operational Planning of Timber Harvesting—Some Practical Views in Metsä-hallitus, Finnish State-Owned Enterprise. *Silva Fennica*, 45(4), 711–727. <http://www.metla.fi/silvafennica/full/sf45/sf454711.pdf>

- Labelle, E. R., Soucy, M., Pelletier, G., & Cyr, A. (2016). Effect of Tree Form on the Productivity of a Cut-to-Length Harvester in a Hardwood Dominated Stand. In *Croat. j. for. eng* (Vol. 37). <https://www.researchgate.net/publication/295861063>
- Lamb, S. M., MacLean, D. A., Hennigar, C. R., & Pitt, D. G. (2017). Imputing Tree Lists for New Brunswick Spruce Plantations Through Nearest-Neighbor Matching of Airborne Laser Scan and Inventory Plot Data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 43(3), 269–285. <https://doi.org/10.1080/07038992.2017.1324288>
- Lehmann, J. R. K., Nieberding, F., Prinz, T., & Knoth, C. (2015). Analysis of unmanned aerial system-based CIR images in forestry-a new perspective to monitor pest infestation levels. *Forests*, 6(3), 594–612. <https://doi.org/10.3390/f6030594>
- Li, J., Yang, B., Cong, Y., Cao, L., Fu, X., & Dong, Z. (2019). 3D forest mapping using a low-cost UAV laser scanning system: Investigation and comparison. *Remote Sensing*, 11(6). <https://doi.org/10.3390/RS11060717>
- Li, R., Weiskittel, A., Dick, A. R., Kershaw, J. A., & Seymour, R. S. (2012). Regional stem taper equations for eleven conifer species in the acadian region of north America: Development and assessment. *Northern Journal of Applied Forestry*, 29(1), 5–14. <https://doi.org/10.5849/njaf.10-037>
- Li, W., Guo, Q., Jakubowski, M. K., & Kelly, M. (2012). A new method for segmenting individual trees from the lidar point cloud. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 78(1), 75–84. <https://doi.org/10.14358/PERS.78.1.75>
- Liang, X., Hyyppä, J., Kaartinen, H., Lehtomäki, M., Pyörälä, J., Pfeifer, N., Holopainen, M., Brolly, G., Francesco, P., Hackenberg, J., Huang, H., Jo, H. W., Katoh, M., Liu, L., Mokroš, M., Morel, J., Olofsson, K., Poveda-Lopez, J., Trochta, J., ... Wang, Y. (2018). International benchmarking of terrestrial laser scanning approaches for forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144, 137–179. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.06.021>

- Liang, X., Hyypä, J., Kukko, A., Kaartinen, H., Jaakkola, A., & Yu, X. (2014a). The use of a mobile laser scanning system for mapping large forest plots. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, *11*(9), 1504–1508. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2297418>
- Liang, X., Hyypä, J., Kukko, A., Kaartinen, H., Jaakkola, A., & Yu, X. (2014b). The use of a mobile laser scanning system for mapping large forest plots. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, *11*(9), 1504–1508. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2297418>
- Liang, X., Jaakkola, A., Wang, Y., Hyypä, J., Honkavaara, E., Liu, J., & Kaartinen, H. (2014). The use of a hand-held camera for individual tree 3D mapping in forest sample plots. *Remote Sensing*, *6*(7), 6587–6603. <https://doi.org/10.3390/rs6076587>
- Liang, X., Kankare, V., Hyypä, J., Wang, Y., Kukko, A., Haggrén, H., Yu, X., Kaartinen, H., Jaakkola, A., Guan, F., Holopainen, M., & Vastaranta, M. (2016). Terrestrial laser scanning in forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *115*, 63–77. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.006>
- Liang, X., Kukko, A., Hyypä, J., Lehtomäki, M., Pyörälä, J., Yu, X., Kaartinen, H., Jaakkola, A., & Wang, Y. (2018). In-situ measurements from mobile platforms: An emerging approach to address the old challenges associated with forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *143*, 97–107. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.019>
- Liang, X., Wang, Y., Pyörälä, J., Lehtomäki, M., Yu, X., Kaartinen, H., Kukko, A., Honkavaara, E., Issaoui, A. E. I., Nevalainen, O., Vaaja, M., Virtanen, J. P., Katoh, M., & Deng, S. (2019). Forest in situ observations using unmanned aerial vehicle as an alternative of terrestrial measurements. *Forest Ecosystems*, *6*(1). <https://doi.org/10.1186/s40663-019-0173-3>
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2015). *Remote Sensing and Image Interpretation 7th Edition: Vol. 7th edition* (Wiley).
- Lim, K., Treitz, P., Baldwin, K., Morrison, I., & Green, J. (2003). Lidar remote sensing of biophysical properties of tolerant northern hardwood forests. *Canadian Journal of Remote Sensing*, *29*(5), 658–678. <https://doi.org/10.5589/m03-025>

- Lisein, J., Michez, A., Claessens, H., & Lejeune, P. (2015). Discrimination of deciduous tree species from time series of unmanned aerial system imagery. *PLoS ONE*, *10*(11). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0141006>
- Lisein, J., Pierrot-Deseilligny, M., Bonnet, S., & Lejeune, P. (2013). A photogrammetric workflow for the creation of a forest canopy height model from small unmanned aerial system imagery. *Forests*, *4*(4), 922–944. <https://doi.org/10.3390/f4040922>
- Lister, A. J., Andersen, H., Frescino, T., Gatzliolis, D., Healey, S., Heath, L. S., Liknes, G. C., McRoberts, R., Moisen, G. G., Nelson, M., Riemann, R., Schleeweis, K., Schroeder, T. A., Westfall, J., & Tyler Wilson, B. (2020). Use of remote sensing data to improve the efficiency of national forest inventories: A case study from the United States national forest inventory. In *Forests* (Vol. 11, Issue 12, pp. 1–41). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/f11121364>
- Liu, K., Shen, X., Cao, L., Wang, G., & Cao, F. (2018). Estimating forest structural attributes using UAV-LiDAR data in Ginkgo plantations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *146*, 465–482. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.001>
- Maas, H. G., Bienert, A., Scheller, S., & Keane, E. (2008). Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data. *International Journal of Remote Sensing*, *29*(5), 1579–1593. <https://doi.org/10.1080/01431160701736406>
- Maes, J., Teller, A., Erhard, M., Grizzetti, B., Barredo, J. I., Paracchini, M. L., Condé, S., Somma, F., Orgiazzi, A., Jones, A., Zulian, G., Vallecilo, S., Petersen, J.-E., Marquardt, D., Kovacevic, V., Malak, D. A., Marin, A. I., Czucz Balint, Mauri, A., ... Werner, B. (2018). *Mapping and Assessment of Ecosystems and their Services: An analytical framework for mapping and assessment of ecosystem condition in EU*. <https://doi.org/10.2779/41384>
- Magruder, L. A., Brunt, K. M., & Alonzo, M. (2020). Early icesat-2 on-orbit geolocation validation using ground-based corner cube retro-reflectors. *Remote Sensing*, *12*(21), 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs12213653>



- Malcolm, J. R., Brousseau, B., Jones, T., & Thomas, S. C. (2021). Use of sentinel-2 data to improve multivariate tree species composition in a forest resource inventory. *Remote Sensing*, *13*(21). <https://doi.org/10.3390/rs13214297>
- Maltamo, M., Naesset, E., & Vauhkonen, J. (2014). Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies. In *Managing Forest Ecosystems* (Springer, Vol. 27, pp. 1–464). <https://doi.org/10.1007/978-94-017-8663-8>
- Markus, T., Neumann, T., Martino, A., Abdalati, W., Brunt, K., Csatho, B., Farrell, S., Fricker, H., Gardner, A., Harding, D., Jasinski, M., Kwok, R., Magruder, L., Lubin, D., Luthcke, S., Morison, J., Nelson, R., Neuenschwander, A., Palm, S., ... Zwally, J. (2017). The Ice, Cloud, and land Elevation Satellite-2 (ICESat-2): Science requirements, concept, and implementation. *Remote Sensing of Environment*, *190*, 260–273. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.029>
- Martin-Ducup, O., Schneider, R., & Fournier, R. A. (2016). Response of sugar maple (*Acer saccharum*, Marsh.) tree crown structure to competition in pure versus mixed stands. *Forest Ecology and Management*, *374*, 20–32. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.04.047>
- Martin-Ducup, O., Schneider, R., & Fournier, R. A. (2017). A method to quantify canopy changes using multi-temporal terrestrial lidar data: Tree response to surrounding gaps. *Agricultural and Forest Meteorology*, *237–238*, 184–195. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.02.016>
- Meng, Q., Cieszewski, C. J., Madden, M., & Borders, B. (2007). A linear mixed-effects model of biomass and volume of trees using Landsat ETM+ images. *Forest Ecology and Management*, *244*(1–3), 93–101. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2007.03.056>
- Méthot, S., Blais, L., Gravel, J., Ian, L., St-Pierre, S., & Vézeau, S. (2014). *MRN-Guide d'inventaire et d'échantillonnage en milieu forestier*.
- Michez, A., Huylenbroeck, L., Bolyn, C., Latte, N., Bauwens, S., & Lejeune, P. (2020). Can regional aerial images from orthophoto surveys produce high quality photogrammetric Canopy Height Model? A single tree approach in Western Europe. *International Journal of*

*Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92.  
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102190>

Michez, A., Piégay, H., Jonathan, L., Claessens, H., & Lejeune, P. (2016). Mapping of riparian invasive species with supervised classification of Unmanned Aerial System (UAS) imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 44, 88–94.  
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.06.014>

Michez, A., Piégay, H., Lisein, J., Claessens, H., & Lejeune, P. (2016). Classification of riparian forest species and health condition using multi-temporal and hyperspatial imagery from unmanned aerial system. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(3), 1–19.  
<https://doi.org/10.1007/s10661-015-4996-2>

Migas-Mazur, R., Kycko, M., Zwijacz-Kozica, T., & Zagajewski, B. (2021). Assessment of sentinel-2 images, support vector machines and change detection algorithms for bark beetle outbreaks mapping in the tatra mountains. *Remote Sensing*, 13(16).  
<https://doi.org/10.3390/rs13163314>

Mikita, T., Janata, P., & Surový, P. (2016). Forest stand inventory based on combined aerial and terrestrial close-range photogrammetry. *Forests*, 7(8), 1–14.  
<https://doi.org/10.3390/f7080165>

Mohan, M., Leite, R. V., Broadbent, E. N., Wan Mohd Jaafar, W. S., Srinivasan, S., Bajaj, S., Dalla Corte, A. P., do Amaral, C. H., Gopan, G., Saad, S. N. M., Muhmad Kamarulzaman, A. M., Prata, G. A., Llewelyn, E., Johnson, D. J., Doamo, W., Bohlman, S., Almeyda Zambrano, A. M., & Cardil, A. (2021). Individual tree detection using UAV-lidar and UAV-SfM data: A tutorial for beginners. *Open Geosciences*, 13(1), 1028–1039.  
<https://doi.org/10.1515/geo-2020-0290>

Mokro, M., Liang, X., Surový, P., Valent, P., Čerňava, J., Chudý, F., Tunák, D., Saloň, I., & Merganič, J. (2018). Evaluation of close-Range photogrammetry image collection methods for estimating tree diameters. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(3).  
<https://doi.org/10.3390/ijgi7030093>

- Mokroš, M., Mikita, T., Singh, A., Tomašík, J., Chudá, J., Wężyk, P., Kuželka, K., Surový, P., Klimánek, M., Zięba-Kulawik, K., Bobrowski, R., & Liang, X. (2021). Novel low-cost mobile mapping systems for forest inventories as terrestrial laser scanning alternatives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102512>
- Molina-Valero, J. A., Martínez-Calvo, A., Ginzo Villamayor, M. J., Novo Pérez, M. A., Álvarez-González, J. G., Montes, F., & Pérez-Cruzado, C. (2022). Operationalizing the use of TLS in forest inventories: The R package FORTLS. *Environmental Modelling and Software*, 150. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105337>
- Montesano, P. M., Rosette, J., Sun, G., North, P., Nelson, R. F., Dubayah, R. O., Ranson, K. J., & Kharuk, V. (2015). The uncertainty of biomass estimates from modeled ICESat-2 returns across a boreal forest gradient. *Remote Sensing of Environment*, 158, 95–109. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.029>
- Mora, B., Wulder, M. A., Hobart, G. W., White, J. C., Bater, C. W., Gougeon, F. A., Varhola, A., & Coops, N. C. (2013). Forest inventory stand height estimates from very high spatial resolution satellite imagery calibrated with lidar plots. *International Journal of Remote Sensing*, 34(12), 4406–4424. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.779041>
- Mora, B., Wulder, M. A., & White, J. C. (2010). Segment-constrained regression tree estimation of forest stand height from very high spatial resolution panchromatic imagery over a boreal environment. *Remote Sensing of Environment*, 114(11), 2474–2484. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.022>
- Mora, B., Wulder, M. A., White, J. C., & Hobart, G. (2013). Modeling stand height, volume, and biomass from very high spatial resolution satellite imagery and samples of airborne LIDAR. *Remote Sensing*, 5(5), 2308–2326. <https://doi.org/10.3390/rs5052308>
- Morgan, J. L., Gergel, S. E., & Coops, N. C. (2010). Aerial photography: A rapidly evolving tool for ecological management. *BioScience*, 60(1), 47–59. <https://doi.org/10.1525/bio.2010.60.1.9>

- Mosbrucker, A. R., Major, J. J., Spicer, K. R., & Pitlick, J. (2017). Camera system considerations for geomorphic applications of SfM photogrammetry. *Earth Surface Processes and Landforms*, *42*(6), 969–986. <https://doi.org/10.1002/esp.4066>
- Mulverhill, C., Coops, N. C., Tompalski, P., & Bater, C. W. (2020). Digital Terrestrial Photogrammetry to Enhance Field-Based Forest Inventory across Stand Conditions. *Canadian Journal of Remote Sensing*, *46*(5), 622–639. <https://doi.org/10.1080/07038992.2020.1831376>
- Mulverhill, C., Coops, N. C., Tompalski, P., Bater, C. W., & Dick, A. R. (2019). The utility of terrestrial photogrammetry for assessment of tree volume and taper in boreal mixedwood forests. *Annals of Forest Science*, *76*(3). <https://doi.org/10.1007/s13595-019-0852-9>
- Næsset, E. (2002). Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sensing of Environment*, *80*, 88–99. [www.elsevier.com/locate/rse](http://www.elsevier.com/locate/rse)
- Narine, L. L., Popescu, S., Neuenschwander, A., Zhou, T., Srinivasan, S., & Harbeck, K. (2019). Estimating aboveground biomass and forest canopy cover with simulated ICESat-2 data. *Remote Sensing of Environment*, *224*, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.037>
- Näsi, R., Honkavaara, E., Lyytikäinen-Saarenmaa, P., Blomqvist, M., Litkey, P., Hakala, T., Viljanen, N., Kantola, T., Tanhuanpää, T., & Holopainen, M. (2015). Using UAV-based photogrammetry and hyperspectral imaging for mapping bark beetle damage at tree-level. *Remote Sensing*, *7*(11), 15467–15493. <https://doi.org/10.3390/rs71115467>
- Neuenschwander, A., & Pitts, K. (2019). The ATL08 land and vegetation product for the ICESat-2 Mission. *Remote Sensing of Environment*, *221*, 247–259. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.005>
- Nevalainen, P., Li, Q., Melkas, T., Riekkö, K., Westerlund, T., & Heikkonen, J. (2020). Navigation and mapping in forest environment using sparse point clouds. *Remote Sensing*, *12*(24), 1–19. <https://doi.org/10.3390/rs12244088>

- Newnham, G. J., Armston, J. D., Calders, K., Disney, M. I., Lovell, J. L., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., & Mark Danson, F. (2015). Terrestrial laser scanning for plot-scale forest measurement. *Current Forestry Reports*, 1(4), 239–251. <https://doi.org/10.1007/s40725-015-0025-5>
- Nex, F., Armenakis, C., Cramer, M., Cucci, D. A., Gerke, M., Honkavaara, E., Kukko, A., Persello, C., & Skaloud, J. (2022). UAV in the advent of the twenties: Where we stand and what is next. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (Vol. 184, pp. 215–242). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.12.006>
- Nex, F., & Remondino, F. (2014). UAV for 3D mapping applications: A review. In *Applied Geomatics* (Vol. 6, Issue 1, pp. 1–15). Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x>
- Nguyen, V. T., Fournier, R. A., Côté, J. F., & Pimont, F. (2022). Estimation of vertical plant area density from single return terrestrial laser scanning point clouds acquired in forest environments. *Remote Sensing of Environment*, 279. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113115>
- Paine, D. P., & Kiser, J. D. (James D. (2012). *Aerial photography and image interpretation*. Wiley.
- Pasquarella, V. J., Arévalo, P., Bratley, K. H., Bullock, E. L., Gorelick, N., Yang, Z., & Kennedy, R. E. (2022). Demystifying LandTrendr and CCDC temporal segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 110, 102806. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102806>
- Pearse, G. D., Watt, M. S., Dash, J. P., Stone, C., & Caccamo, G. (2019). Comparison of models describing forest inventory attributes using standard and voxel-based lidar predictors across a range of pulse densities. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78, 341–351. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.10.008>
- Pelletier, G. (2022). Digital Timberland 20/20 New tools for predicting what’s inside a hardwood tree. *Atlantic Forestry Review*, 24–25.

- Penner, M., Woods, M., & Pitt, D. G. (2015). A comparison of airborne laser scanning and image point cloud derived tree size class distribution models in Boreal Ontario. *Forests*, 6(11), 4034–4054. <https://doi.org/10.3390/f6114034>
- Piermattei, L., Karel, W., Wang, D., Wieser, M., Mokroš, M., Surový, P., Koren, M., Tomašík, J., Pfeifer, N., & Hollaus, M. (2019). Terrestrial Structure from Motion Photogrammetry for Deriving Forest Inventory Data. *Remote Sensing*, 11(8), 1–23. <https://doi.org/10.3390/rs11080950>
- Pierzchała, M., Talbot, B., & Astrup, R. (2014). Estimating soil displacement from timber extraction trails in steep terrain: Application of an unmanned aircraft for 3D modelling. *Forests*, 5(6), 1212–1223. <https://doi.org/10.3390/f5061212>
- Pitt, D. G., Woods, M., & Penner, M. (2014). A comparison of point clouds derived from stereo imagery and airborne laser scanning for the area-based estimation of forest inventory attributes in boreal Ontario. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 40(3), 214–232. <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.958420>
- Pocewicz, A. L., Gessler, P., & Robinson, A. P. (2004). The relationship between effective plant area index and Landsat spectral response across elevation, solar insolation, and spatial scales in a northern Idaho forest. *Canadian Journal of Forest Research*, 34(2), 465–480. <https://doi.org/10.1139/x03-215>
- Polewski, P., Yao, W., Cao, L., & Gao, S. (2019). Marker-free coregistration of UAV and backpack LiDAR point clouds in forested areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147, 307–318. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.020>
- Popescu, S. C., Wynne, R. H., & Nelson, R. F. (2002). Estimating plot-level tree heights with lidar: local filtering with a canopy-height based variable window size. *Computers and Electronics in Agriculture*, 37, 71–95. [www.elsevier.com/locate/compag](http://www.elsevier.com/locate/compag)
- Potter, T. L. (2019). *Mobile laser scanning in forests: Mapping beneath the canopy* [Thesis, University of Leicester].

[https://leicester.figshare.com/articles/thesis/Mobile\\_laser\\_scanning\\_in\\_forests\\_Mapping\\_beneath\\_the\\_canopy/11322848](https://leicester.figshare.com/articles/thesis/Mobile_laser_scanning_in_forests_Mapping_beneath_the_canopy/11322848)

- Puletti, N., Chianucci, F., & Castaldi, C. (2018). Use of Sentinel-2 for forest classification in Mediterranean environments. *Annals of Silvicultural Research*, 42(1), 32–38. <https://doi.org/10.12899/ASR-1463>
- Puliti, S., Ene, L. T., Gobakken, T., & Næsset, E. (2017). Use of partial-coverage UAV data in sampling for large scale forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, 194, 115–126. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.019>
- Puliti, S., Gobakken, T., Ørka, H. O., & Næsset, E. (2017). Assessing 3D point clouds from aerial photographs for species-specific forest inventories. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 32(1), 68–79. <https://doi.org/10.1080/02827581.2016.1186727>
- Puliti, S., Ørka, H. O., Gobakken, T., & Næsset, E. (2015). Inventory of small forest areas using an unmanned aerial system. *Remote Sensing*, 7(8), 9632–9654. <https://doi.org/10.3390/rs70809632>
- Puliti, S., Pearse, G. D., Watt, M. S., Mitchard, E., McNicol, I., Bremer, M., Rutzinger, M., Surovy, P., Wallace, L., Hollaus, M., & Astrup, R. (2021). A new drone laser scanning benchmark dataset for characterization of single-tree and forest biophysical properties. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 728–730. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553895>
- Rahlf, J., Breidenbach, J., Solberg, S., Næsset, E., & Astrup, R. (2017). Digital aerial photogrammetry can efficiently support large-area forest inventories in Norway. *Forestry*, 90(5), 710–718. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpx027>
- Raumonen, P., Brede, B., Lau, A., & Bartholomeus, H. (2021). A shortest path based tree isolation method for UAV lidar data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 724–727. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9554346>
- Raumonen, P., Kaasalainen, M., Markku, Å., Kaasalainen, S., Kaartinen, H., Vastaranta, M., Holopainen, M., Disney, M., & Lewis, P. (2013). Fast automatic precision tree models from

- terrestrial laser scanner data. *Remote Sensing*, 5(2), 491–520. <https://doi.org/10.3390/rs5020491>
- Ravaglia, J., Bac, A., & Fournier, R. A. (2017). Extraction of tubular shapes from dense point clouds and application to tree reconstruction from laser scanned data. *Computers and Graphics (Pergamon)*, 66, 23–33. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2017.05.016>
- Ravanel, L., Bodin, X., & Deline, P. (2014). Using Terrestrial Laser Scanning for the Recognition and Promotion of High-Alpine Geomorphosites. *Geoheritage*, 6(2), 129–140. <https://doi.org/10.1007/s12371-014-0104-1>
- Reitberger, J., Schnörr, C., Krzystek, P., & Stilla, U. (2009). 3D segmentation of single trees exploiting full waveform LIDAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(6), 561–574. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.04.002>
- Rondeux, J. (2021). *La mesure des arbres et des peuplements forestiers*. Les Presses Agronomiques de Gembloux. <http://hdl.handle.net/2268/262622>
- Roussel, J. R., Auty, D., Coops, N. C., Tompalski, P., Goodbody, T. R. H., Meador, A. S., Bourdon, J. F., de Boissieu, F., & Achim, A. (2020). lidR: An R package for analysis of Airborne Laser Scanning (ALS) data. In *Remote Sensing of Environment* (Vol. 251). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112061>
- Running, S. W., Nemani, R. R., Heinsch, F. A., Zhao, M., Reeves, M., & Hashimoto, H. (2004). A Continuous Satellite-Derived Measure of Global Terrestrial Primary Production. In *BioScience* (Vol. 54, Issue 6). <https://academic.oup.com/bioscience/article/54/6/547/294347>
- Saarela, S., Holm, S., Healey, S. P., Patterson, P. L., Yang, Z., Andersen, H.-E., Dubayah, R. O., Qi, W., Duncanson, L. I., Armston, J. D., Gobakken, T., Næsset, E., Ekström, M., & Ståhl, G. (2022). Comparing frameworks for biomass prediction for the Global Ecosystem Dynamics Investigation. *Remote Sensing of Environment*, 278, 113074. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113074>



- Sačkov, I., Santopuoli, G., Bucha, T., Lasserre, B., & Marchetti, M. (2016). Forest inventory attribute prediction using lightweight aerial scanner data in a selected type of multilayered deciduous forest. *Forests*, 7(12). <https://doi.org/10.3390/f7120307>
- Schneider, F. D., Kükenbrink, D., Schaepman, M. E., Schimel, D. S., & Morsdorf, F. (2019). Quantifying 3D structure and occlusion in dense tropical and temperate forests using close-range LiDAR. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268, 249–257. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.01.033>
- Schneider, R., Fortin, M., & Saucier, J.-P. (2013). *Équations de défilement en forêt naturelle pour les principales essences commerciales du Québec*. <https://www.researchgate.net/publication/236340839>
- Shan, J., & Toth, C. K. (2018). *Topographic Laser Ranging and Scanning - Principles and Processing Second Edition: Vol. 2nd edition* (Taylor & Francis).
- Shao, J., Zhang, W., Mellado, N., Wang, N., Jin, S., Cai, S., Luo, L., Lejemble, T., & Yan, G. (2020). SLAM-aided forest plot mapping combining terrestrial and mobile laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163, 214–230. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.03.008>
- Shendryk, I., Broich, M., Tulbure, M. G., & Alexandrov, S. v. (2016). Bottom-up delineation of individual trees from full-waveform airborne laser scans in a structurally complex eucalypt forest. *Remote Sensing of Environment*, 173, 69–83. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.008>
- Shirazinejad, G., Javad Valadan Zoej, M., & Latifi, H. (2022). Applying multirate Sentinel-2 data for forest-type classification in complex broadleaf forest stands. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 95(3), 363–379. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpac001>
- Silva, C. A., Duncanson, L., Hancock, S., Neuenschwander, A., Thomas, N., Hofton, M., Fatoyinbo, L., Simard, M., Marshak, C. Z., Armston, J., Lutchke, S., & Dubayah, R. (2021). Fusing simulated GEDI, ICESat-2 and NISAR data for regional aboveground biomass mapping. *Remote Sensing of Environment*, 253. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112234>

- Snavely, N., Seitz, S. M., & Szeliski, R. (2008). Modeling the world from Internet photo collections. *International Journal of Computer Vision*, *80*(2), 189–210. <https://doi.org/10.1007/s11263-007-0107-3>
- Sofonia, J. J., Phinn, S., Roelfsema, C., Kendoul, F., & Rist, Y. (2019). Modelling the effects of fundamental UAV flight parameters on LiDAR point clouds to facilitate objectives-based planning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *149*, 105–118. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.01.020>
- Stöcker, C., Bennett, R., Nex, F., Gerke, M., & Zevenbergen, J. (2017). Review of the current state of UAV regulations. In *Remote Sensing* (Vol. 9, Issue 5). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs9050459>
- St-Onge, B., & Grandin, S. (2019). Estimating the height and basal area at individual tree and plot levels in Canadian subarctic lichen woodlands using stereo worldview-3 images. *Remote Sensing*, *11*(3). <https://doi.org/10.3390/rs11030248>
- Stovall, A. E. L., Shugart, H. H., Stovall, A. E. L., Anderson-Teixeira, K. J., & Anderson-Teixeira, K. J. (2018). Assessing terrestrial laser scanning for developing non-destructive biomass allometry. *Forest Ecology and Management*, *427*, 217–229. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.06.004>
- Terryn, L., Calders, K., Bartholomeus, H., Bartolo, R. E., Brede, B., D'hont, B., Disney, M., Herold, M., Lau, A., Shenkin, A., Whiteside, T. G., Wilkes, P., & Verbeeck, H. (2022). Quantifying tropical forest structure through terrestrial and UAV laser scanning fusion in Australian rainforests. *Remote Sensing of Environment*, *271*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112912>
- Terryn, L., Calders, K., Disney, M., Origo, N., Malhi, Y., Newnham, G., Raunonen, P., Åkerblom, M., & Verbeeck, H. (2020). Tree species classification using structural features derived from terrestrial laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *168*, 170–181. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.08.009>

- Tomppo, E., Gschwantner, T., Lawrence, M., & McRoberts, R. E. (2010). National forest inventories: Pathways for common reporting. In *National Forest Inventories: Pathways for Common Reporting*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-90-481-3233-1>
- Torresan, C., Berton, A., Carotenuto, F., Chiavetta, U., Miglietta, F., Zaldei, A., & Gioli, B. (2018). Development and performance assessment of a low-cost UAV laser scanner system (LasUAV). *Remote Sensing*, *10*(7). <https://doi.org/10.3390/rs10071094>
- Torresan, C., Berton, A., Carotenuto, F., di Gennaro, S. F., Gioli, B., Matese, A., Miglietta, F., Vagnoli, C., Zaldei, A., & Wallace, L. (2017). Forestry applications of UAVs in Europe: a review. *International Journal of Remote Sensing*, *38*(8–10), 2427–2447. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1252477>
- Torresan, C., Carotenuto, F., Chiavetta, U., Miglietta, F., Zaldei, A., & Gioli, B. (2020). Individual tree crown segmentation in two-layered dense mixed forests from uav lidar data. *Drones*, *4*(2), 1–20. <https://doi.org/10.3390/drones4020010>
- Tuominen, S., & Pekkarinen, A. (2004). Local radiometric correction of digital aerial photographs for multi source forest inventory. *Remote Sensing of Environment*, *89*(1), 72–82. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.005>
- van Leeuwen, M., & Nieuwenhuis, M. (2010). Retrieval of forest structural parameters using LiDAR remote sensing. In *European Journal of Forest Research* (Vol. 129, Issue 4, pp. 749–770). <https://doi.org/10.1007/s10342-010-0381-4>
- Varin, M., Chalghaf, B., & Joannis, G. (2020). Object-based approach using very high spatial resolution 16-band worldview-3 and LiDAR data for tree species classification in a broadleaf forest in Quebec, Canada. *Remote Sensing*, *12*(18). <https://doi.org/10.3390/RS12183092>
- Vastaranta, M., Wulder, M. A., White, J. C., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Kankare, V., Holopainen, M., Hyypä, J., & Hyypä, H. (2013). Airborne laser scanning and digital stereo imagery measures of forest structure: Comparative results and implications to forest mapping and inventory update. *Canadian Journal of Remote Sensing*, *39*(5), 382–395. <https://doi.org/10.5589/m13-046>

- Vauhkonen, J., Ene, L., Gupta, S., Heinzl, J., Holmgren, J., Pitkänen, J., Solberg, S., Wang, Y., Weinacker, H., Hauglin, K. M., Lien, V., Packalén, P., Gobakken, T., Koch, B., Næsset, E., Tokola, T., & Maltamo, M. (2012). Comparative testing of single-tree detection algorithms under different types of forest. *Forestry*, 85(1), 27–40. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpr051>
- Vepakomma, U., & Cormier, D. (2017). Potential of multi-temporal UAV-borne lidar in assessing effectiveness of silvicultural treatments. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(2W6), 393–397. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W6-393-2017>
- Vepakomma, U., Cormier, D., & Thiffault, N. (2015). Potential of UAV based convergent photogrammetry in monitoring regeneration standards. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 40(1W4), 281–285. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-W4-281-2015>
- Wallace, L., Lucieer, A., & Watson, C. S. (2014). Evaluating tree detection and segmentation routines on very high resolution UAV LiDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(12), 7619–7628. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2315649>
- Wallace, L., Lucieer, A., Watson, C., & Turner, D. (2012). Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory. *Remote Sensing*, 4(6), 1519–1543. <https://doi.org/10.3390/rs4061519>
- Wallace, L., Musk, R., & Lucieer, A. (2014). An assessment of the repeatability of automatic forest inventory metrics derived from UAV-borne laser scanning data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(11), 7160–7169. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2308208>
- Wang, D., Liang, X., Mofack, G. I., & Martin-Ducup, O. (2021). Individual tree extraction from terrestrial laser scanning data via graph pathing. *Forest Ecosystems*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40663-021-00340-w>

- Wang, Y., Hyyppä, J., Liang, X., Kaartinen, H., Yu, X., Lindberg, E., Holmgren, J., Qin, Y., Mallet, C., Ferraz, A., Torabzadeh, H., Morsdorf, F., Zhu, L., Liu, J., & Alho, P. (2016). International Benchmarking of the Individual Tree Detection Methods for Modeling 3-D Canopy Structure for Silviculture and Forest Ecology Using Airborne Laser Scanning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(9), 5011–5027. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2543225>
- Wang, Y., Pyörälä, J., Liang, X., Lehtomäki, M., Kukko, A., Yu, X., Kaartinen, H., & Hyyppä, J. (2019). In situ biomass estimation at tree and plot levels: What did data record and what did algorithms derive from terrestrial and aerial point clouds in boreal forest. *Remote Sensing of Environment*, 232. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111309>
- Wang, Y., Weinacker, H., & Koch, B. (2008). A Lidar point cloud based procedure for vertical canopy structure analysis and 3D single tree modelling in forest. *Sensors*, 8(6), 3938–3951. <https://doi.org/10.3390/s8063938>
- Warning, R. H., & Running, S. W. (2007). *Forest ecosystems analysis at multiple scales, Third Edition* (Elsevier).
- Waser, L. T., Küchler, M., Jütte, K., & Stampfer, T. (2014). Evaluating the potential of worldview-2 data to classify tree species and different levels of ash mortality. *Remote Sensing*, 6(5), 4515–4545. <https://doi.org/10.3390/rs6054515>
- Watts, A. C., Ambrosia, V. G., & Hinkley, E. A. (2012). Unmanned aircraft systems in remote sensing and scientific research: Classification and considerations of use. *Remote Sensing*, 4(6), 1671–1692. <https://doi.org/10.3390/rs4061671>
- Wehr, A., & Lohr, U. (1999). Airborne laser scanning—an introduction and overview. In *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* (Vol. 54).
- Weiser, H., Schäfer, J., Winiwarter, L., Krašovec, N., Fassnacht, F. E., & Höfle, B. (2022). Individual tree point clouds and tree measurements from multi-platform laser scanning in German forests. *Earth System Science Data*, 14(7), 2989–3012. <https://doi.org/10.5194/essd-14-2989-2022>

- White, J. C., Coops, N. C., Wulder, M. A., Vastaranta, M., Hilker, T., & Tompalski, P. (2016). Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. In *Canadian Journal of Remote Sensing* (Vol. 42, Issue 5, pp. 619–641). Taylor and Francis Inc. <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>
- White, J. C., Wulder, M. A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N. C., Cook, B. D., Pitt, D., & Woods, M. (2013). *A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach*. <https://doi.org/10.5558/tfc2013-132>
- Wieser, M., Mandlbürger, G., Hollaus, M., Otepka, J., Glira, P., & Pfeifer, N. (2017). A case study of UAS borne laser scanning for measurement of tree stem diameter. *Remote Sensing*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/rs9111154>
- Wilkes, P., Lau, A., Disney, M., Calders, K., Burt, A., Gonzalez de Tanago, J., Bartholomeus, H., Brede, B., & Herold, M. (2017). Data acquisition considerations for Terrestrial Laser Scanning of forest plots. *Remote Sensing of Environment*, 196, 140–153. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.04.030>
- Williams, J., Schönlieb, C.-B., Swinfield, T., Lee, J., Cai, X., Qie, L., & Coomes, D. A. (2019). *Three-dimensional Segmentation of Trees Through a Flexible Multi-Class Graph Cut Algorithm (MCGC)*. 1–33. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2940146>
- Woods, M., Pitt, D., Penner, M., Lim, K., Nesbitt, D., Etheridge, D., & Treitz, P. (2011). Operational implementation of a LiDAR inventory in Boreal Ontario. *Forestry Chronicle*, 87(4), 512–528. <https://doi.org/10.5558/tfc2011-050>
- Wulder, M. A., Hermosilla, T., White, J. C., & Coops, N. C. (2020). Biomass status and dynamics over Canada's forests: Disentangling disturbed area from associated aboveground biomass consequences. *Environmental Research Letters*, 15(9). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab8b11>
- Wulder, M. A., White, J. C., Cranny, M., Hall, R. J., Luther, J. E., Beaudoin, A., Goodenough, D. G., & Dechka, J. A. (2008). Monitoring Canada's forests. Part 1: Completion of the EOSD

- land cover project. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(6), 549–562. <https://doi.org/10.5589/m08-066>
- Wulder, M. A., White, J. C., Goward, S. N., Masek, J. G., Irons, J. R., Herold, M., Cohen, W. B., Loveland, T. R., & Woodcock, C. E. (2008). Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 955–969. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.004>
- Wulder, M. A., White, J. C., Nelson, R. F., Næsset, E., Ørka, H. O., Coops, N. C., Hilker, T., Bater, C. W., & Gobakken, T. (2012). Lidar sampling for large-area forest characterization: A review. In *Remote Sensing of Environment* (Vol. 121, pp. 196–209). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.001>
- Wulder, M., Loubier, E., & Richardson, D. (2002). Landsat-7 ETM+ orthoimage coverage of Canada. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(5), 667–671. <https://doi.org/10.5589/m02-065>
- Xing, D., Bergeron, J. A. C., Solarik, K. A., Tomm, B., Macdonald, S. E., Spence, J. R., & He, F. (2019). Challenges in estimating forest biomass: Use of allometric equations for three boreal tree species. *Canadian Journal of Forest Research*, 49(12), 1613–1622. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2019-0258>
- Xu, B., Gong, P., & Pu, R. (2003). Crown closure estimation of oak savannah in a dry season with Landsat TM imagery: Comparison of various indices through correlation analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 24(9), 1811–1822. <https://doi.org/10.1080/01431160210144598>
- Xu, C., Lu, Z., Xu, G., Feng, Z., Tan, H., & Zhang, H. (2015). 3D Reconstruction of Tree-Crown Based on the UAV Aerial Images. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015. <https://doi.org/10.1155/2015/318619>
- Xulu, S., Mbatha, N., Peerbhay, K., & Gebreslasie, M. (2020). Detecting harvest events in plantation forest using sentinel-1 and-2 data via google earth engine. *Forests*, 11(12), 1–17. <https://doi.org/10.3390/f11121283>

- Yang, X., Strahler, A. H., Schaaf, C. B., Jupp, D. L. B., Yao, T., Zhao, F., Wang, Z., Culvenor, D. S., Newnham, G. J., Lovell, J. L., Dubayah, R. O., Woodcock, C. E., & Ni-Meister, W. (2013). Three-dimensional forest reconstruction and structural parameter retrievals using a terrestrial full-waveform lidar instrument (Echidna®). *Remote Sensing of Environment*, *135*, 36–51. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.020>
- Yuan, C., Zhang, Y., & Liu, Z. (2015). A survey on technologies for automatic forest fire monitoring, detection, and fighting using unmanned aerial vehicles and remote sensing techniques. *Canadian Journal of Forest Research*, *45*(7), 783–792. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2014-0347>
- Zaforemska, A., Xiao, W., & Gaulton, R. (2019). Individual tree detection from uav lidar data in a mixed species woodland. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, *42*(2/W13), 657–663. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-657-2019>
- Zahawi, R. A., Dandois, J. P., Holl, K. D., Nadwodny, D., Reid, J. L., & Ellis, E. C. (2015). Using lightweight unmanned aerial vehicles to monitor tropical forest recovery. *Biological Conservation*, *186*, 287–295. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2015.03.031>
- Zarco-Tejada, P. J., Diaz-Varela, R., Angileri, V., & Loudjani, P. (2014). Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods. *European Journal of Agronomy*, *55*, 89–99. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2014.01.004>
- Zhang, W., Shao, J., Jin, S., Luo, L., Ge, J., Peng, X., & Zhou, G. (2021). Automated marker-free registration of multisource forest point clouds using a coarse-to-global adjustment strategy. *Forests*, *12*(3), 1–17. <https://doi.org/10.3390/f12030269>
- Zhao, M., Heinsch, F. A., Nemani, R. R., & Running, S. W. (2005). Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set. *Remote Sensing of Environment*, *95*(2), 164–176. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.12.011>



- Zhen, Z., Quackenbush, L. J., & Zhang, L. (2013). Impact of tree-oriented growth order in marker-controlled region growing for individual tree crown delineation using airborne laser scanner (ALS) data. *Remote Sensing*, 6(1), 555–579. <https://doi.org/10.3390/rs6010555>
- Zhen, Z., Quackenbush, L. J., & Zhang, L. (2016). Trends in automatic individual tree crown detection and delineation-evolution of LiDAR data. In *Remote Sensing* (Vol. 8, Issue 4). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs8040333>
- Zheng, D., Rademacher, J., Chen, J., Crow, T., Bresee, M., le Moine, J., & Ryu, S. R. (2004). Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*, 93(3), 402–411. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.08.008>