

POTENTIEL DU DRONE LOW-COST PAR
RAPPORT AU LIDAR DANS L'ÉVALUATION DE
LA DIVERSITÉ STRUCTURELLE DES FORÊTS
TEMPÉRÉES WALLONNES.

LUCIE JACOBS

TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE
L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER BIOINGÉNIEUR EN
GESTION DES FORÊTS ET DES ESPACES NATURELS

ANNÉE ACADÉMIQUE 2022-2023

CO-PROMOTEURS: JEAN-FRANÇOIS BASTIN ET HUGO DE LAME

*Toute reproduction du présent document, par quelque procédé que ce soit, ne peut être
réalisée qu'avec l'autorisation de l'auteur et de l'autorité académique de Gembloux
Agro-Bio Tech.*

Le présent document n'engage que son auteur.

POTENTIEL DU DRONE LOW-COST PAR
RAPPORT AU LIDAR DANS L'ÉVALUATION DE
LA DIVERSITÉ STRUCTURELLE DES FORÊTS
TEMPÉRÉES WALLONNES.

LUCIE JACOBS

TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE
L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER BIOINGÉNIEUR EN
GESTION DES FORÊTS ET DES ESPACES NATURELS

ANNÉE ACADÉMIQUE 2022-2023

CO-PROMOTEURS: JEAN-FRANÇOIS BASTIN ET HUGO DE LAME

Remerciements

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude envers mes co-promoteurs, Jean-François Bastin et Hugo de Lame. Vos retours furent toujours enrichissants. Je remercie tout particulièrement Hugo pour son précieux accompagnement et le suivi infallible tout au long de ce mémoire. Sa présence et son engagement ont été une source inestimable d'inspiration et de motivation.

Je remercie également l'équipe du BP pour les précieux échanges, notamment Antoine, Arthur et Pauline. Vos contributions et vos éclairages ont enrichi ce travail. Merci à Hugo, Léone et Eline pour les journées sur le terrain.

Merci à la team topo, Lisa, Marga, Nono et Cailloux pour les rires, les blagues, les stress et les échanges toujours bienveillants.

Merci Greg, Anna, Eline, Manu et Isaline pour les mois de confinements avec vous. Vous avez été un réel moteur pour mes études !

L'auberge, où j'ai passé trois merveilleuses années, marquée par des rencontres qui resteront gravées à jamais. Un merci tout particulier pour le soutien durant la réalisation de ce travail, Lisa. (Celine, tes bons petits pains ont été un réconfort constant).

Merci à ton mon village (comme dirait Cailloux) pour l'aide précieuse dans les dernières heures de rédaction de ce mémoire : Lisa, Yana, Maya, mes deux Anna préférées, Greg, Emel, Etienne et Diego !

Enfin, je garde une pensée pour mon papa, avec qui j'aurais sans aucun doute partagé un intérêt similaire pour le sujet de ce mémoire. Nos balades à la recherche de plantes pour mon herbier restent gravées. J'embrasse également fort mon petit frère, Alexis.

Résumé

Les forêts prodiguent de nombreux services écosystémiques, allant de la production de bois au stockage de carbone, en passant par la conservation des sols ou par une forte valeur culturelle. Elles sont néanmoins confrontées à de nombreuses menaces. La conversion pour l'agriculture dans les tropiques et les bioagresseurs dans les latitudes plus élevées en sont des exemples. Pour les gérer efficacement, il est crucial d'évaluer leur résilience notamment par le biais de l'étude de leur structure. Or, la télédétection offre la possibilité d'accélérer ces évaluations en couvrant rapidement de vastes zones forestières. Ce travail a pour objectif d'évaluer la capacité d'un drone low-cost à caractériser la structure de parcelles forestières en comparaison avec le LiDAR ALS. Pour mieux comprendre les capacités du drone, une première étude examine comment les conditions d'acquisition influencent la qualité de la reconstruction photogrammétrique. Cet impact étant étudié à travers une analyse factorielle de données mixte et de modèles basés sur des indices de qualité d'images ($R^2 = 0,906$), de qualité du traitement photogrammétrique ($R^2 = 0,936$) et de qualité de produits photogrammétriques ($R^2 = 0,977$). La comparaison avec le LiDAR est effectuée au travers de différentes métriques de hauteurs issus de Modèles Numériques de Hauteur (MNH).

Abstract

Forests deliver a diverse array of vital ecosystem services, from timber production, carbon sequestration, soil preservation and cultural values. However, they face numerous threats and pressing challenges. For instance, tropical regions grapple with the conversion of forestland into agricultural land, while northern regions face threats from various diseases. Effectively addressing these challenges relies on thoroughly assessing the resilience of forests, with a specific focus on scrutinizing their structural attributes. Remote sensing emerges as a valuable tool to expedite these evaluations by quickly covering expansive forest landscapes. This work aims to assess the ability of a cost-effective drone in characterizing the structural features of forest plots, in comparison to LiDAR ALS technology. To provide a deeper understanding of the drone's capabilities, an initial study investigates how different acquisition conditions impact the accuracy of photogrammetric reconstruction. This impact is examined through a comprehensive analysis of mixed data and models that incorporate indicators of image quality ($R^2 = 0.906$), the integrity of photogrammetric processing ($R^2 = 0.936$), and the quality of photogrammetric outputs ($R^2 = 0.977$). The comparison with LiDAR is accomplished through a range of height metrics derived from Canopy Height Model (CHM).

Acronymes

AMC : Compensation de Mouvement Adaptatif

EUNIS : European Nature Information System

FAO : Food and Agriculture Organization

FMC : Forward Motion Compensation

IFA : Inventaire Forestier d'Aménagement

IPRFW : Inventaire Permanent des Ressources Forestières de Wallonie

ISO : International Organization for Standardization

LiDAR : Light Detection And Ranging

M300 : DJI Matrice 300 RTK

MNH : Modèle Numérique de Hauteur

MNS : Modèle Numérique de Surface

MNT : Modèle Numérique de Terrain

RVB : Rouge Vert Bleu

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Contexte	1
1.2	Le suivi des écosystèmes forestiers	2
1.3	Description du principe de fonctionnement du LIDAR et de l'ALS	3
1.4	Description du principe de fonctionnement de l'imagerie par drone et de la photogrammétrie	4
2	Objectifs de l'étude	6
3	Matériel et méthodes	7
3.1	Aire d'étude	7
3.1.1	Caractéristiques générales	7
3.2	Sélection des placettes	8
3.3	Méthodologie de sélection des placettes de l'étude	9
3.3.1	Placettes sélectionnées	12
3.4	Collecte des données de drones	12
3.4.1	Caractéristiques des plateformes	13
3.4.2	Plan de vol	15
3.5	Conditions d'acquisition	19
3.6	Traitement des données de drones	21
3.6.1	Traitement des données LiDAR	21
3.6.2	Traitement des données photogrammétriques	22
3.7	Analyses statistiques	23
3.7.1	Description du jeu de données	23
3.7.2	Description des variables	24
3.7.3	Analyse Multivariée	26
3.7.4	Machine learning	26
3.7.5	Données manquantes	27
3.7.6	Analyse des Modèles Numériques de Hauteur (MNH)	27

4	Résultats	29
4.1	Analyse Multivariée	29
4.1.1	Random Forest	37
4.1.2	Performance des modèles	41
4.2	Comparaison du LiDAR aéroporté et de la photogrammétrie	42
4.2.1	Analyse des Modèles Numériques de Hauteur (MNH)	42
4.2.2	Influence de la composition spécifique	45
5	Discussion	47
5.1	Qualité de la reconstruction photogrammétrique	47
5.1.1	Qualité de l'image	47
5.2	Comparaison avec le LiDAR	48
5.3	Critique des analyses	49
5.4	Perspectives	49
6	Conclusion	51
7	Contribution de l'étudiant	52
8	Annexes	57

Table des figures

3.1	Répartition des placettes au sein de la zone d'étude, caractérisées par les deux critères de "diversité" et de "typologie" décrits dans la partie "Méthodologie de sélection des placettes de l'étude".	8
3.2	Plan d'échantillonnage et résumé du processus de sélection des placettes pour le critère de "diversité". Les caractéristiques les plus discriminantes sont affichées en orange. (F2etg = futaie à deux étages).	11
3.3	Visualisation des deux placettes du sous-échantillon de l'IPRFW (5.2 et 18.2, en rouge) et des deux nouvelles placettes (5.1 et 18.1, en rouge), ainsi que des zones de survol du drone (tampon, en bleu) décrites dans la section "plan de vol" (fonds de plan : Orthophotos 2021, résolution de 25 cm).	12
3.4	Exemple d'artefacts aux bordures d'une reconstruction photogrammétrique : Les résineux présents sur l'orthoimage (a) sont faussement représentés par des feuillus dans la zone encadrée en orange sur l'orthoimage (b).	16
3.5	Exemple du nombre de chevauchements d'images (indiqué par la légende) pour un tampon de 110 m de côté et une placette circulaire de 18 m de rayon (a). Illustration du recouvrement longitudinal et transversal (b).	17
3.6	Visualisation d'un plan de vol dans l'application Dronelink (a) avec le tampon (carré blanc), le tracé de la trajectoire (ligne pleine bleue) ainsi que le lieu de décollage (à droite du tampon). Illustration de la prise de vue nadir (b).	18
3.7	Triangle d'exposition.	20
3.8	Orthomosaïques générées pour trois relevés sur les placettes de 25 m de rayon : (a) Reconstruction complète, (b) Reconstruction partielle, et (c) Reconstruction limitée.	23
4.1	Cercle des corrélations pour les dimensions 1 et 2 ainsi que les dimensions 1 et 3. Représentation des 10 variables ayant la plus forte contribution.	32
4.2	Graphes des individus générés par l'Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour les heures des relevés en 5 catégories. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.	33

4.3	Graphe des individus généré par l'Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour les différents types de composition spécifique. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.	34
4.4	Graphe des individus généré par l'Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour les différents types de structure. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.	35
4.5	Graphe des individus généré par l'Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour le succès de l'alignement lors de la procédure "classique". Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.	36
4.6	Graphe des individus généré par l'Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour la saison des relevés. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.	37
4.7	Graphique d'importance des variables pour le modèle $qual_{moy}$, représentation du pourcentage d'augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) et de diminution moyenne de la pureté des nœuds (IncNodePurity).	38
4.8	Graphique d'importance des variables pour le modèle $prop_{al}$, représentation du pourcentage d'augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) et de diminution moyenne de la pureté des nœuds (IncNodePurity).	39
4.9	Graphique du positionnement multidimensionnel (MDS), basé sur les proximités du Random Forest (RF), pour les modalités de la variable de succès d'alignement des images lors de la procédure "classique" (al_1).	40
4.10	Graphique d'importance des variables pour le modèle rmse, représentation du pourcentage d'augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) et de diminution moyenne de la pureté des nœuds (IncNodePurity).	41
4.11	Histogramme des moyennes de hauteur (m) des Modèles Numériques de Hauteur (MNH) pour les relevés LiDAR (m300), photogrammétrie d'hiver ($mini2_{hiver}$) et photogrammétrie de printemps ($mini2_{print}$).	43
4.12	Histogramme des moyennes de hauteur (m) des Modèles Numériques de Hauteur (MNH) par placette pour les relevés LiDAR (m300), photogrammétrie d'hiver ($mini2_{hiver}$) et photogrammétrie de printemps ($mini2_{print}$).	44

Liste des tableaux

1.1	Exemples de services écosystémiques rendus par la forêt. D’après Taye et al. (2021) et Jenkins & Schaap(2018).	2
3.1	Répartition des placettes au sein des différents critères de “typologie” et “diversité”.	12
3.2	Caractéristiques des plateformes DJI Mini 2 et DJI Matrice 300.	13
3.3	Caractéristiques de la caméra du DJI Mini 2 et recommandations du logiciel Agisoft Metashape.	14
3.4	Caractéristiques du capteur Zenmuse L1.	15
3.5	Plan de vol pour les relevés photogrammétriques.	18
3.6	Plan de vol pour les relevés LiDAR.	19
3.7	Paramètres des traitements photogrammétriques sur Metashape.	24
4.1	Description des 3 premiers axes de l’AFDM. Coefficients de corrélation positifs (rouge), négatifs (bleu) et rapports de corrélation (vert) associés à chaque variable quantitative et qualitative. Significatif (*), Hautement significatif (**), Très hautement significatif (***).. . . .	30
4.2	Matrice de confusion du modèle de classification.	42
4.3	RMSE, MSE et R ² des modèles de régression.	42
4.4	RMSE, RMSE%, MSE et MAE des hauteurs (m) des MNH entre le LiDAR et la photogrammétrie hivernale (hiver) et printanière (printemps) pour chaque placette.	45
4.5	Moyennes, écart-types et valeurs extrêmes des hauteurs (m) des MNH issus du LiDAR, de la photogrammétrie hivernale et printanière pour les trois types de composition spécifique.	46

Introduction

1.1 Contexte

Couvrant près d'un tiers des surfaces émergées mondiales, les forêts forment des écosystèmes considérables et essentiels. Selon l'Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), une forêt peut être considérée comme telle lorsqu'elle occupe une superficie supérieure à 0,5 ha et qu'elle possède un couvert arboré de plus de 10% pour des arbres atteignant au moins 5 m de haut. Ces milieux constituent et abritent une certaine biodiversité essentielle au maintien de services écosystémiques (Taye et al., 2021).

Depuis la nuit des temps, les écosystèmes forestiers rendent de multiples services à l'espèce humaine. L'importance de ces services est de plus en plus évidente, tant au niveau du grand public que de la communauté scientifique. Même s'il reste controversé (Ninan & Inoue, 2013), l'un des indicateurs les plus utilisés pour mesurer ces services est le concept de services écosystémiques développé par Costanza et al. (1997), qui vise à mettre une valeur monétaire sur les bénéfices que les humains retirent des écosystèmes (Assessment, 2005). Ainsi, dès 1997, les services écosystémiques liés à la forêt étaient estimés à 4,7 milliards de dollars par an (Costanza et al., 1997).

Ces services écosystémiques fournis par les forêts sont multiples et peuvent être directs ou indirects. De manière plus détaillée, ceux-ci peuvent être classés en trois catégories distinctes : (1) les services de production, (2) les services de régulation et (3) les services culturels (4) (Taye et al., 2021). Ils peuvent être évidents, comme la production de bois par exemple, ou moins visibles, comme la purification de l'eau. Le tableau (Tableau 1.1) cite quelques exemples de services rendus par les forêts.

Ainsi, la multiplicité de ces services écosystémiques fournis par les forêts souligne l'importance d'étudier leur fonctionnement, leur diversité ainsi que le rôle qu'elles jouent, pour les conditions de viabilité terrestres anthropiques ainsi que sur la majeure partie des organismes vivants.

Tableau 1.1 – Exemples de services écosystémiques rendus par la forêt. D’après Taye et al. (2021) et Jenkins & Schaap(2018).

Services de production	Services de régulation	Services culturels
Production de nourriture, bois, fibres et autres produits forestiers	Conservation du sol : diminution de l’érosion et filtration de l’eau ; Support pour la biodiversité (80% des espèces terrestres) ; régulation du climat par la capture de CO ₂ ;	Valeur esthétique, services de récréation, importance culturelle et spirituelle

Les tendances générales montrent de fortes disparités en termes de couvert forestier entre les régions sur le globe, avec une stagnation, voire une augmentation des surfaces dans les pays dits “développés”, alors qu’une perte de surface peut être observée dans les pays tropicaux. Les facteurs menaçant les forêts diffèrent également selon la région. Dès lors, en région tropicale, la conversion des forêts pour l’agriculture constitue une menace majeure tandis qu’au niveau des plus hautes latitudes, elle provient plutôt des bioagresseurs (Sloan & Sayer, 2015). Les changements climatiques, quant à eux, bouleversent fortement et rapidement les écosystèmes et leur biodiversité, et ce, à toutes les échelles (Mori et al., 2017).

La notion de biodiversité des écosystèmes est un concept complexe étudié sous différents angles et à différentes échelles ou niveaux d’organisation biologique. Ces niveaux passent de l’étude de la génétique à celle des populations et des espèces, à celle des communautés et des écosystèmes jusqu’à celle du paysage (NOSS, 1990). Selon Noss (1990), la biodiversité peut être décomposée en trois composantes principales : la structure, la fonction et la composition. Ces notions intimement liées peuvent être étudiées au moyen de différents indicateurs et pour différentes échelles.

En gestion forestière, les inventaires de terrain et le suivi des peuplements permettent justement de mesurer de nombreux indicateurs de structure, de composition et de fonction. La structure peut, par exemple, être liée à la diversité de la taille des arbres ou à la présence de bois mort. Tandis que la composition peut être liée à la richesse spécifique des espèces ou à la diversité faunistique et floristique. L’aspect fonctionnel peut être associé au nombre d’espèces qui possèdent des stratégies d’adaptation différentes (Dieler et al., 2017).

1.2 Le suivi des écosystèmes forestiers

Les menaces qui pèsent sur certains services écosystémiques fournis par les forêts en lien avec le contexte actuel de changements environnementaux rendent compte de l’importance

de les étudier. L'étude des forêts permet de caractériser leur état momentané via notamment l'analyse de leur structure et composition mais également de comprendre leur dynamique temporelle via leur évolution dans le temps. Ceci menant plus largement au développement de meilleures gestions forestières et politiques (Banskota et al., 2014).

Historiquement, l'évaluation et le suivi des forêts s'opèrent directement sur le terrain. Néanmoins, le coût, le temps, la quantité et le détail des informations collectées peuvent s'avérer limitants à une compréhension, qui se veut la plus globale possible, de la forêt.

Depuis quelques décennies, l'essor de différentes techniques de télédétection et leur application dans le champ de la dendrométrie constituent un levier considérable pour améliorer l'évaluation des ressources forestières. En effet, la télédétection offre l'opportunité de balayer des écosystèmes entiers en minimisant la mobilisation d'équipes de terrain. Ces outils permettent d'obtenir des coordonnées tridimensionnelles et sont mis à contribution, à titre d'exemples, pour caractériser des individus ou des peuplements, réaliser des inventaires, étudier la structure forestière ou encore cartographier les peuplements forestiers (Evans et al., 2006 ; Mosbrucker et al., 2017).

Ces techniques se regroupent en deux catégories, la catégorie active telle que le LIDAR (Light Detection and Ranging) et la catégorie passive telle que la photogrammétrie. Ces deux méthodes ainsi que leurs avantages et inconvénients étant plus amplement détaillés ci-après.

1.3 Description du principe de fonctionnement du LIDAR et de l'ALS

Le système LIDAR se compose d'une source d'émission d'un rayonnement, le laser, et d'un récepteur de ce rayonnement, le capteur. A intervalle régulier, le laser émet un rayonnement vers l'objet ou surface étudiés qui est ensuite rétrodiffusé de manière à être réceptionné par le récepteur (Ovigneur, 2005). Il en résulte l'obtention de nuages de points.

Ce système se décline lui-même en, d'une part, les systèmes lidar terrestres (TLS) et, d'autre part, les systèmes lidar aériens (ALS) alors embarqués au sein d'un aéronef. Ce dernier étant le système LIDAR exploité au sein du présent travail.

L'ALS se compose d'un aéronef sur lequel sont montés un scanneur laser émettant un rayonnement par impulsions dont la fréquence et l'intensité sont variables, un récepteur GNSS mesurant la position de l'avion et une unité de mesure inertielle mesurant l'orientation du capteur. Son fonctionnement consiste en l'émission d'impulsions lumineuses dont le signal rétrodiffusé est capté afin d'en mesurer l'intensité en fonction du temps. Une onde est ainsi obtenue dont les pics correspondent aux endroits où des éléments ont été interceptés par le laser (Vandendaele, 2022).

Il existe deux approches distinctes pour le de traitement des données de l'ALS, l'ABA (Area-Based Approach) et l'ITD (Individual Tree Detection) (Vandendaele, 2022).

L'ALS et ses deux approches offrent des résultats d'une très grande précision et un gain de temps conséquent pour l'acquisition des différentes mesures souhaitées. Néanmoins, le recours à ce système est coûteux et son utilisation est difficilement accessible aux particuliers et utilisateurs occasionnels. Plus spécifiquement aux approches ABA et ITD, leurs principales limites résident dans le fait que l'ABA nécessite de travailler sur un nombre conséquent de placettes au sol pour l'étalonnage et la validation des modèles via le recours à une équipe sur le terrain (Vandendaele, 2022).

Enfin, en termes d'application, L'ALS est fortement utilisée pour la cartographie et l'évaluation des ressources forestières sur une grande superficie, généralement supérieure à 400 hectares. Lorsque les surfaces à inventorier sont plus faibles, le LiDAR sur drone ou ULS (Unmanned Laser Scanning). En effet, l'ULS permet de transporter un capteur Lidar à l'aide d'un drone pour un moindre coût et fonctionne sensiblement de la même façon que l'ALS (Vandendaele, 2022).

1.4 Description du principe de fonctionnement de l'imagerie par drone et de la photogrammétrie

Un drone ou UAV (Unmanned Aerial Vehicle), est un aéronef télécommandé et donc dépourvu de pilote. Il est muni d'instruments de navigation intégrés, d'une boussole et d'un altimètre barométrique lui offrant une certaine autonomie de vol (Eisenbeiss & Sauerbier, 2011) ainsi que d'un capteur permettant de réaliser de l'imagerie aérienne. Les images bidimensionnelles sont prises dans la partie visible du spectre et dans l'infrarouge proche (Vandendaele, 2022).

A partir de la superposition de ces photographies bidimensionnelles, la photogrammétrie, via notamment l'algorithme SfM (Structure from motion), génère des nuages de points tridimensionnels ou DAP (Digital Aerial Photogrammetry) (He et al., 2022). On peut obtenir un MNS (Modèle Numérique de Surface) sur base de ce nuage de point.

En tant que méthode passive, la photogrammétrie repose essentiellement sur la qualité des images soumises aux traitements. Dès lors, le choix minutieux des capteurs, des paramètres et des plans d'acquisition revêt une importance cruciale pour la création des modèles numériques finaux. En outre, la qualité de la reconstruction photogramétrique dépend également de la géomorphologie et l'occupation des terres, du type de drone, de la planification du vol et du traitement des images(Iglhaut et al., 2019).

L'essor des drones "grand public" et bon marché rend la technologie d'imagerie par drone attractive, car peu coûteuse et accessible au plus grand nombre bien que son usage soit

réduit à de plus petites échelles. De plus, la photogrammétrie permet d'obtenir un MNS et donc des informations d'une grande qualité sur le dessus de la canopée. Néanmoins, selon White et al. (2013), deux facteurs limitent l'utilisation de la photogrammétrie dans la caractérisation du couvert forestier, à savoir, l'absence de modèle numérique de terrain (MNT) de qualité et la sous-représentation, voire la non-représentation des données du sous-bois. C'est pourquoi, il est très courant de combiner le MNT issus de données LiDAR aéroporté avec les nuages de points issus de la photogrammétrie afin de normaliser les hauteurs et de sortir un MNH (Modèle Numérique de Hauteur) correct (McNicol et al., 2021 ; Zhang et al., 2021).

Enfin, l'imagerie par drones offre de nombreuses applications en foresterie telles que la réalisation d'inventaires des ressources, le suivi de la régénération forestière ou encore la surveillance de la santé des forêts (Vandendaele, 2022).

Objectifs de l'étude

L'objectif principal de ce travail est d'étudier le potentiel du drone low-cost par rapport au LiDAR ULS dans l'évaluation et la caractérisation de la structure de petites parcelles de forêts tempérées ($\sim 0,1$ ha) situées dans les Ardennes, en Belgique. Pour répondre à cet objectif, plusieurs sous-objectifs ont été définis. Dans un premier temps, il s'agit d'évaluer l'impact des paramètres d'inventaire et des conditions d'acquisition sur la qualité de la reconstruction photogrammétrique. Cette qualité étant évaluée au travers (1) de la qualité des images issues des relevés, (2) du processus de reconstruction photogrammétrique et (3) des produits issus de la reconstruction photogrammétrique.

Dans un second temps, un focus est réalisé sur l'un des produits majeurs de la reconstruction photogrammétrique, à savoir le Modèle Numérique de Hauteur (MNH). L'objectif est de comparer la précision du drone low-cost à celle du LiDAR ULS acquis sur la zone d'étude. Cette précision est analysée à travers différentes métriques caractérisant la structure de la canopée, largement utilisées dans le cadre d'une approche par surface (ABA). La structure verticale est étudiée plus précisément, avec une mise en évidence de l'impact de la saisonnalité et de la composition spécifique des parcelles forestières.

Matériel et méthodes

3.1 Aire d'étude

3.1.1 Caractéristiques générales

L'aire d'étude se situe en Belgique dans la zone bioclimatique des Ardennes. Selon la classification de Köppen-Geiger, le climat de cette région naturelle est tempéré (Beck et al., 2018). On y retrouve plus précisément des températures moyennes annuelles allant de 7,7 °C pour la Haute Ardenne jusqu'à 8,7°C pour la Basse et moyenne Ardenne et des précipitations moyennes annuelles variant de 1136 mm à 1219 mm respectivement pour l'Ardenne centro-orientale et la Haute Ardenne (Van der Perre et al., 2015). Les températures y sont plus faibles que dans les régions avoisinantes et la pluviométrie y est généralement plus importante. Cela peut notamment s'expliquer par le relief particulier de la région qui possède des altitudes plus élevées, variant de 400 à plus de 600 m.

C'est également la zone la plus boisée de Wallonie. La couverture forestière représente au moins 40% du territoire, voire plus de 60% pour la Haute Ardenne ainsi que la Basse et moyenne Ardenne. Notons que les peuplements de résineux y sont présents en plus grande proportion et que ce sont les pessières qui dominent plus particulièrement le paysage. Pour les peuplements de feuillus, on retrouve principalement des hêtraies et des chênaies (SPW., 2016).

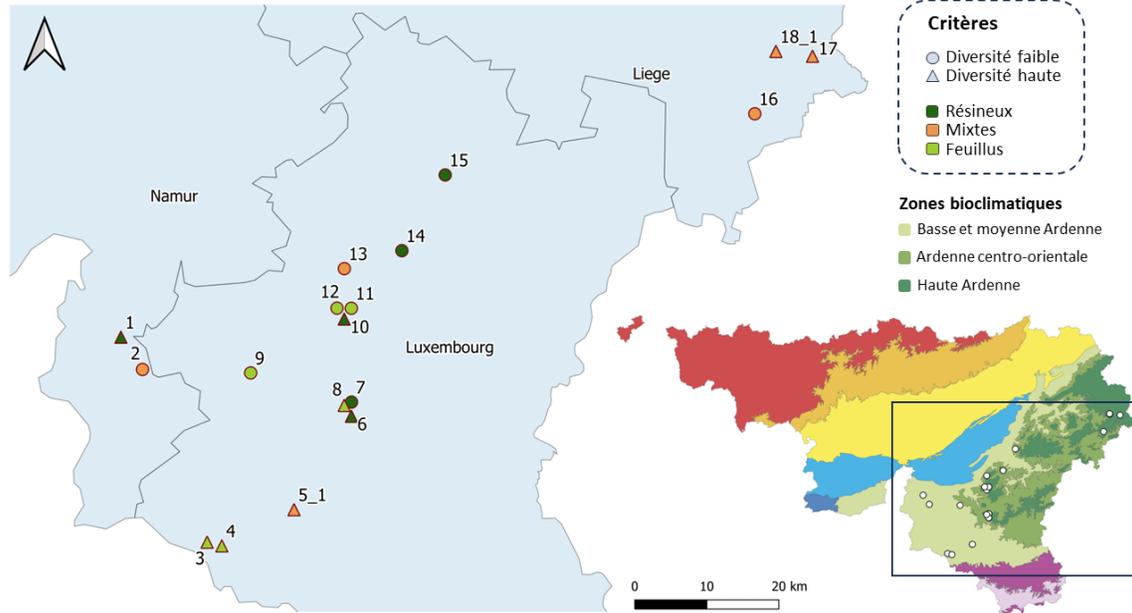


Figure 3.1 – Répartition des placettes au sein de la zone d’étude, caractérisées par les deux critères de “diversité” et de “typologie” décrits dans la partie “Méthodologie de sélection des placettes de l’étude”.

3.2 Sélection des placettes

Les placettes étudiées ont été sélectionnées à partir d’un sous-échantillon de l’Inventaire Permanent des Ressources Forestières de Wallonie (IPRFW), collecté dans le cadre d’une étude non publiée. La méthodologie d’échantillonnage des placettes de l’IPRFW permet d’avoir une vision d’ensemble de la forêt wallonne (Rondeux & Lecomte, 2010). Or, cette nouvelle étude a en partie pour objectif d’évaluer la précision de la méthodologie de l’IPRFW. Ce sous-échantillon de l’IPRFW vise à apporter des informations plus précises en effectuant un inventaire de terrain sur les arbres de plus de 20 cm de circonférence à 1,5 m de hauteur présents sur l’entièreté d’une placette de 18 m de rayon. Ces nouveaux relevés ont été effectués dans le courant de l’année 2022-2023, avant le débourrement des feuillus. L’inventaire effectué suit principalement les recommandations du protocole de l’IFA décrit dans le “Guide à destination des utilisateurs” (ACRVF, 2016). Ainsi, l’inventaire de terrain très détaillé de ce sous-échantillon de l’IPRFW offre la possibilité de comparer des données de terrain avec les données collectées par drone pour ce travail.

Parmi les données disponibles, on retrouve entre autres des informations sur la structure,

la composition, la hauteur moyenne et le nombre de tiges à l’hectare des 107 placettes qui constituent ce sous-échantillon de l’IPRFW. Au sein de chaque placette, les hauteurs sont mesurées à l’aide de l’outil Vertex sur une quinzaine d’arbres de différents statuts afin d’avoir une représentativité des arbres dominés, codominants et dominants.

3.3 Méthodologie de sélection des placettes de l’étude

Cette étude vise à comparer des relevés issus d’un drone low-cost et grand public à ceux d’un drone professionnel équipé d’un capteur LiDAR. Ces relevés sont effectués sur 18 placettes circulaires de 18 m de rayon, issues du sous-échantillon de l’IPRFW décrit précédemment. Le nombre de placettes à inventorier a été principalement choisi sur base de contraintes logistiques et temporelles. Pour ces raisons, il a été préalablement établi qu’il était possible d’échantillonner environ 20 placettes.

Les placettes ont été sélectionnées de manière à disposer d’un échantillon représentatif de la variabilité des grands types de forêts présents dans la zone d’étude à partir de deux critères principaux : un critère dit de “typologie” et un critère de “diversité”. Ceux-ci sont essentiellement construits à partir des données du sous-échantillon de l’IPRFW.

Le critère de "typologie" se décline en trois modalités : feuillus, résineux ou mixte. Pour être classée dans ces deux premières modalités, la placette doit être composée à 100 % de feuillus ou de résineux. La modalité mixte est définie par une proportion de résineux ou de feuillus comprise entre 25 et 75 %. Ce seuil est défini par la FAO comme explicité dans les typologies du Système d’information européen sur la nature ou typologies EUNIS (Louvel & Gaudillat, 2013).

Le critère de “diversité” se divise en deux modalités : faible ou haute diversité. Ces modalités ont principalement été établies à partir de la composition spécifique et de la structure des peuplements.

La composition spécifique fait référence à la proportion des espèces au sein de chaque placette (Annexe 1). Ainsi, une placette appartient à la modalité faible du critère de “diversité” lorsqu’elle est composée à 100 % ou presque d’une seule et même espèce. À l’inverse, elle est classée en “diversité” haute au plus elle a une grande richesse spécifique et au plus la proportion de l’espèce dominante est faible. La composition spécifique est une caractéristique du niveau de “diversité” qui est plus particulièrement discriminante pour les résineux.

Pour la structure, on distingue principalement deux types : la futaie à un étage (F1etg) et la futaie jardinée (Fjard). La première se caractérise par des arbres d’âges et/ou de dimensions similaires. La régénération peut y être naturelle ou artificielle. La seconde est constituée d’arbres d’âges divers, dont les dimensions en grosseur et en hauteur ne se régularisent pas avec le temps (Inventaire Permanent des Ressources forestières de Wallonie (IPRF)).

Les placettes en Fjard présentent par définition une plus grande diversité structurelle ce qui les place dans la catégorie de haute “diversité”. La structure est une caractéristique du niveau de “diversité” qui est plus particulièrement discriminante pour les peuplements de feuillus et les peuplements mixtes.

Ce critère de “diversité” vise à rendre compte d’une certaine diversité fonctionnelle en combinant des indicateurs de structure et de composition. Cependant, ces indices se focalisent spécifiquement sur ces deux aspects. Il est possible qu’ils ne capturent que partiellement, voire pas du tout, la notion de diversité fonctionnelle ou de trait fonctionnel. Ainsi, la sélection des placettes sur base de ces deux critères vise principalement à caractériser la diversité structurelle à l’échelle du peuplement forestier (~ 10 ares).

Concernant le plan d’échantillonnage, il y a donc deux modalités pour le critère de “diversité” et trois modalités pour celui de “typologie”, soit 6 modalités différentes. Le nombre maximum de placettes pouvant faire l’objet de relevés étant de 20, il est possible d’effectuer 3 répétitions pour un total de 18 placettes. Afin de minimiser les différences entre ces répétitions, il est nécessaire de sélectionner un même type d’essence pour les différents types de “typologie”. Ainsi, on retrouve des peuplements d’épicéas (*Picea abies*) pour les résineux, de hêtre (*Fagus sylvatica*) pour les feuillus et un mélange des deux pour les peuplements mixtes. La synthèse de ce plan d’échantillonnage et de la méthode de sélection des placettes peut être retrouvée dans la figure suivante (Figure 3.2).

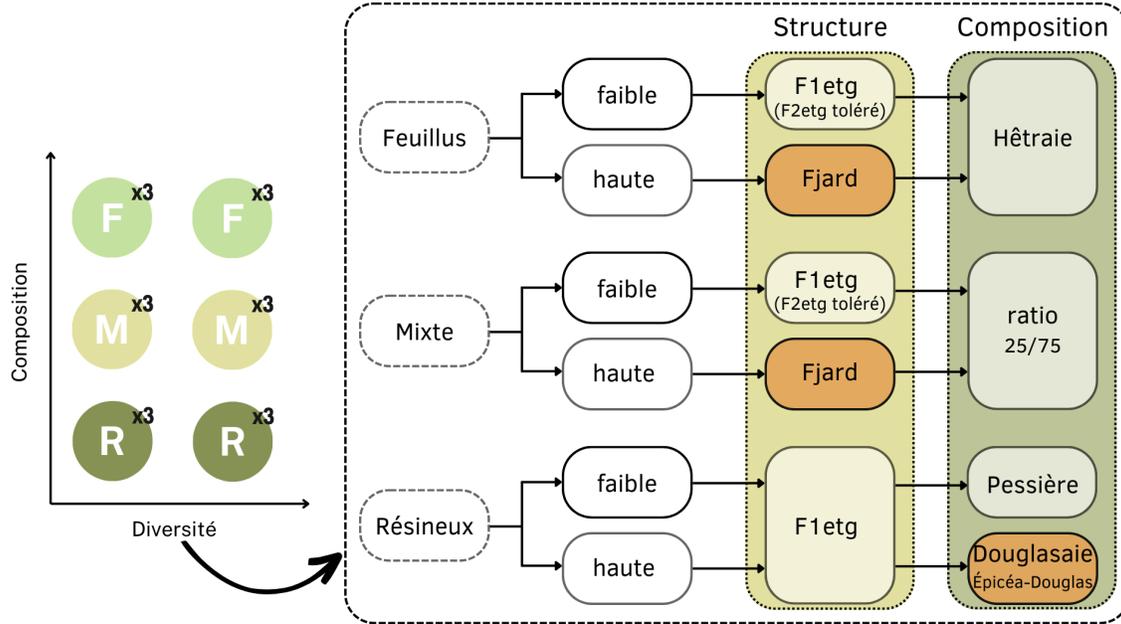


Figure 3.2 – Plan d’échantillonnage et résumé du processus de sélection des placettes pour le critère de “diversité”. Les caractéristiques les plus discriminantes sont affichées en orange. (F2etg = futaie à deux étages).

Le sous-échantillon de l’IPRFW contenant peu de peuplements mixtes, il n’a pas été possible d’obtenir assez de placettes respectant le critère de “diversité”. En effet, une seule placette mixte a pu être identifiée dans la catégorie de haute “diversité”. Afin de garantir un même nombre de répétitions entre les différents types de “typologie”, deux nouvelles placettes ont été sélectionnées à proximité de placettes de feuillus en haute “diversité”. La visualisation de ces placettes de feuillus à partir d’orthoimages a permis d’identifier et de sélectionner des nouvelles placettes à proximité avec environ 50 % de résineux (Figure 3.3). Il est donc important de noter que ces deux nouvelles placettes ne disposent pas des données d’inventaire du sous-échantillon de l’IPRFW, ce qui impactera la représentativité des peuplements mixtes dans les analyses décrites plus loin.

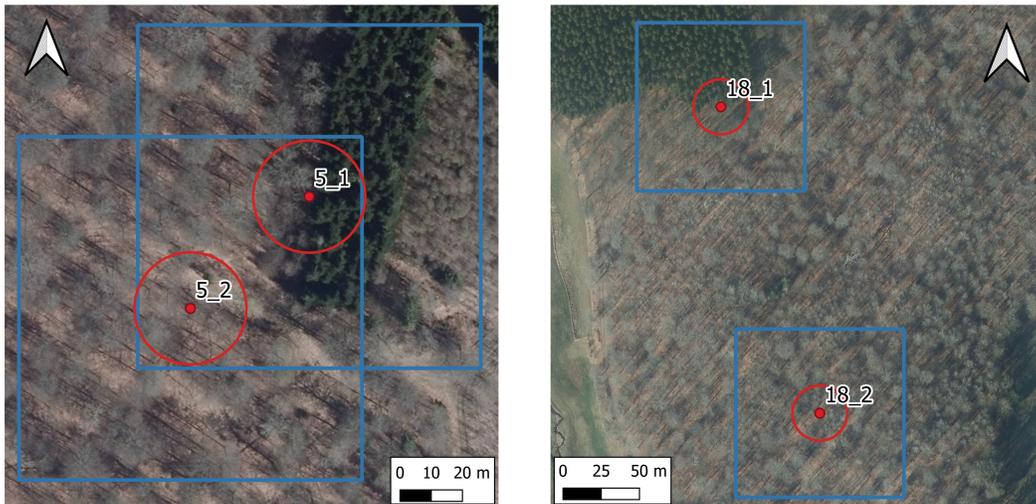


Figure 3.3 – Visualisation des deux placettes du sous-échantillon de l’IPRFW (5.2 et 18.2, en rouge) et des deux nouvelles placettes (5.1 et 18.1, en rouge), ainsi que des zones de survol du drone (tampon, en bleu) décrites dans la section “plan de vol” (fonds de plan : Orthophotos 2021, résolution de 25 cm).

3.3.1 Placettes sélectionnées

Les placettes sont numérotées de 1 à 18. Les deux placettes supplémentaires décrites précédemment, correspondent aux placettes 5.1 et 18.1.

Tableau 3.1 – Répartition des placettes au sein des différents critères de “typologie” et “diversité”.

haute diversité			faible diversité		
Placettes F	Placettes R	Placette mixte	Placettes F	Placettes R	Placette mixte
8	1	17	12	15	16
3	10	18_1	11	14	13
4	6	5_1	9	7	2

3.4 Collecte des données de drones

Les données ont été récoltées à l’aide de deux drones : le DJI Mini 2 (Mini 2) et le DJI Matrice 300 RTK (M300). Une première campagne de mesure a eu lieu hors saison de végétation à la mi-mars 2023 avec les deux drones. Une deuxième campagne a été effectuée fin mai et début juin 2023 en période de feuillaison et uniquement à l’aide du M2.

3.4.1 Caractéristiques des plateformes

Les relevés photogrammétriques ont été effectués à l'aide du DJI Mini 2. C'est un drone multi-rotor de petite taille qui pèse moins de 250 gr. Il est compact, relativement facile d'utilisation et son prix reste abordable (~ 500 €). Ce drone a une portée de plusieurs kilomètres qui peut fortement varier en fonction des interférences. Notons que sur le terrain on constate parfois des problèmes de connexion dès 500 mètres de distance. Une batterie permet une autonomie de vol d'environ 20 minutes.

Les relevés LiDAR ont, quant à eux, été réalisés à l'aide de la plateforme DJI Matrice 300 RTK. Ce drone multi-rotor est bien plus imposant que le Mini 2 puisqu'il pèse environ 6,3 kg avec ses batteries et qu'il peut peser jusqu'à 9 kg avec des équipements supplémentaires. Le prix de ce drone professionnel est nettement moins abordable que le Mini 2 puisqu'il s'élève à environ 13 000 € pour la plateforme et quelques accessoires de base (batteries, télécommande, hélices, etc.). Or, pour les relevés LiDAR, le M300 nécessite l'ajout d'un capteur, le Zenmuse L1, pour la somme de 10 500 €. Une comparaison des caractéristiques de base de ces deux plateformes, telles que fournies par le fabricant, est détaillée dans le tableau qui suit (Tableau 3.2).

Tableau 3.2 – Caractéristiques des plateformes DJI Mini 2 et DJI Matrice 300.

Caractéristiques	Mini 2	M300
Poids	<0,249 kg	6,3 kg
Charge utile max.	/	2,7 kg
Dimensions (déplié)	159×203×56 mm	810×670×430 mm
Vitesse max.	57,6 km/h	82,8 km/h
Résistance au vent max.	30,6 – 37,8 km/h	43,2 km/h
Temps de vol max.	31 min	55 min
Plage de t° de fonctionnement	0°C à 40°C	-20°C à 50°C
Système de positionnement	GPS+GLONASS +GALILEO	GPS+GLONASS+ BeiDou+Galileo
Distance de transmission max.	10 km	15 km

Le Mini 2 est équipé d'une caméra RVB intégrée et dotée d'un capteur CMOS de 1/2,3" avec une résolution de 12 MP. L'objectif possède une distance focale de 24 mm (en équivalent 35 mm) et offre un champ de vision de 83°. En mode photographie, on a une ouverture fixe de f/2,8 et une plage de mise au point s'étendant de 1 m à l'infini.

Le processus de reconstruction photogrammétrique est effectué sur Agisoft Metashape

(Agisoft, 2019), qui propose des recommandations concernant les capteurs. Ces recommandations ont pour but d’optimiser la qualité de la reconstruction. Il est suggéré d’éviter les objectifs fisheye ou grand-angle et de privilégier une distance focale de 20 à 80 mm en équivalent 35 mm, d’avoir une résolution raisonnablement élevée (5 MP) et de préférer une focale fixe. On peut observer que le Mini 2 remplit parfaitement ces critères, garantissant ainsi une qualité de reconstruction minimale (Tableau 3.3). Concernant les paramètres de la caméra, il est recommandé d’avoir une sensibilité ISO la plus faible possible, une vitesse d’obturation rapide et d’enregistrer les données au format RAW. Ces critères sont plus détaillés dans la section “Conditions d’acquisition”.

Tableau 3.3 – Caractéristiques de la caméra du DJI Mini 2 et recommandations du logiciel Agisoft Metashape.

Caractéristiques	Valeurs	Recommandations Metashape
Capteur	CMOS 1/2,3"	/
Résolution effective	12 MP	5 MP
Distance focale	24 mm (équivalent 35 mm)	20 à 80 mm (équivalent 35 mm)
Ouverture	f/2,8 (fixe)	Focale fixe
ISO	100-3200 (Auto/Manuel)	Valeur la plus basse possible
Vitesse d’obturation	Électronique : 4-1/8000 s	Valeur la plus rapide possible
Système de fichiers	FAT32 (32 Go), exFAT (>32 Go)	/
Formats de fichiers d’images	JPEG/DNG (RAW)	RAW

Le capteur LiDAR Zenmuse L1, offre une plage de détection allant jusqu’à 190 m pour une réflectivité de 10 %. Il est capable de mesurer jusqu’à 240 000 points par seconde lors d’un seul retour et jusqu’à 480 000 points par seconde lors de retours multiples. Ce capteur présente, selon le fabricant, une précision de 10 cm dans le plan horizontal et de 5 cm dans le plan vertical pour une distance de 50 m.

Tableau 3.4 – Caractéristiques du capteur Zenmuse L1.

Caractéristiques	Valeurs
Poids	0,93± 0,01 kg
Dimensions	152 × 110 × 169 mm
Vitesse d’enregistrement	max. 240 000 pts/s (retour unique) max. 480 000 pts/s (retour multiple)
Précision du système	Horizontal : 10 cm à 50 m Vertical : 5 cm à 50 m
Nombre de retours max.	3

Plus de détails sur le M300 [<https://enterprise.dji.com/matrice-300/specs>], le Mini 2 [<https://www.dji.com/be/mini-2/specs>] et le capteur Zenmuse L1 [<https://enterprise.dji.com/zenmuse-l1/specs>] peuvent être retrouvés sur le site officiel du fabricant.

3.4.2 Plan de vol

Photogrammétrie

Le plan de vol et les paramètres qui le caractérisent sont définis à l’avance dans l’application Dronelink (Dronelink LLC., Austin, USA ; v.4.4.0). Pour rappel, les placettes à inventorier sont circulaires et mesurent 18 m de rayon pour une surface d’environ 0,1 hectare. Lors de relevés photogrammétriques, il est important de prendre un certain tampon autour de la zone d’intérêt afin de limiter les défauts de reconstruction près des bords. En effet, on observe souvent des artefacts et des incohérences sur les bords en raison du chevauchement d’images qui y est inévitablement plus faible (Figure 3.4).



Figure 3.4 – Exemple d’artefacts aux bordures d’une reconstruction photogrammétrique : Les résineux présents sur l’orthoimage (a) sont faussement représentés par des feuillus dans la zone encadrée en orange sur l’orthoimage (b).

Le tampon, de forme carrée et mesurant 110 m de côté, est centré sur les placettes. En excluant d’autres facteurs externes, cette configuration offre un chevauchement d’images optimal pour couvrir notre zone d’intérêt, la placette (Figure 3.5). Le taux de chevauchement ou de recouvrement longitudinal et transversal est de 85 % pour cette étude.

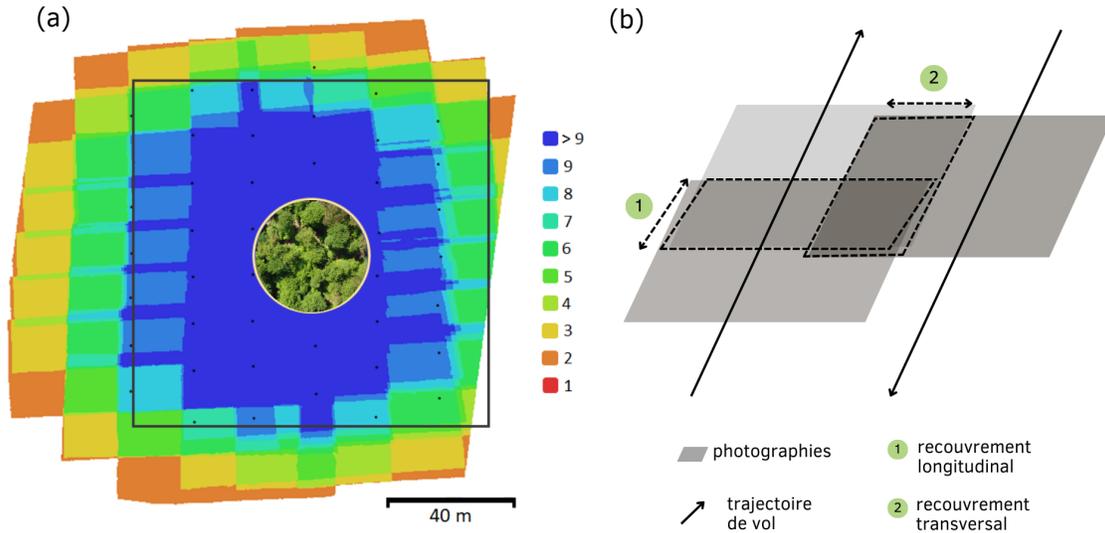


Figure 3.5 – Exemple du nombre de chevauchements d’images (indiqué par la légende) pour un tampon de 110 m de côté et une placette circulaire de 18 m de rayon (a). Illustration du recouvrement longitudinal et transversal (b).

La trajectoire du drone couvre la surface du tampon de façon rectiligne avec une prise de vue nadir (Figure 3.6). Cette prise de vue implique que la caméra soit orientée perpendiculairement au sol et vers celui-ci. L’altitude de vol est fixée à 90 m. Il est cependant important de préciser que le drone considère cette altitude à partir de son point de décollage. Ainsi, pour une même placette et un même plan de vol, il est possible de survoler la canopée avec une hauteur variable puisqu’elle dépend de l’endroit d’où décolle le drone. La vitesse maximale du drone est fixée à 9 km/h. Tous les paramètres cités précédemment permettent d’estimer un temps de vol d’environ 6 minutes, auquel il faut ajouter le temps de déplacement entre le lieu de décollage et le lieu qui correspond au début de la prise d’images. On estime également que le drone parcourt une distance de moins de 800 m et qu’il réalise une série d’environ 48 photographies. La distance d’échantillonnage au sol ou ground sampling distance (GSD) est, quant à elle, supposée faire 3,20 cm/px. Le résumé du plan de vol pour la photogrammétrie peut être retrouvé dans le tableau suivant (Tableau 3.5).

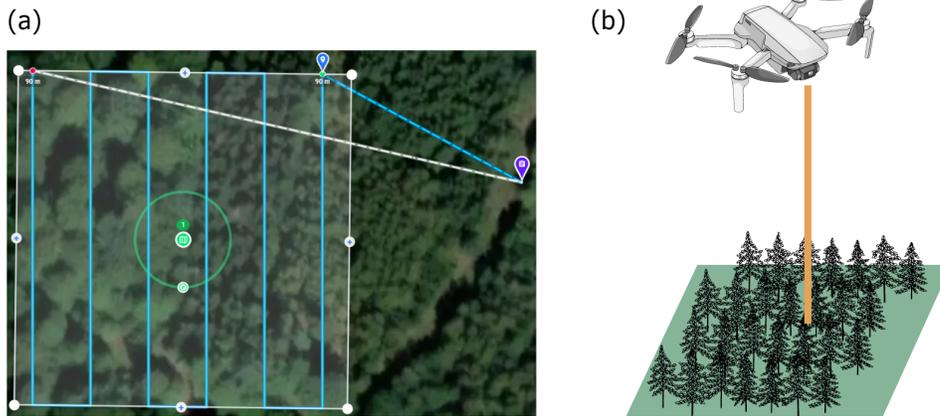


Figure 3.6 – Visualisation d’un plan de vol dans l’application Dronelink (a) avec le tampon (carré blanc), le tracé de la trajectoire (ligne pleine bleue) ainsi que le lieu de décollage (à droite du tampon). Illustration de la prise de vue nadir (b).

Tableau 3.5 – Plan de vol pour les relevés photogrammétriques.

Plan de vol	
Plateforme	Mini 2
Modèle caméra	Mavic Mini 2
Angle caméra	90°
Recouvrement latéral	85%
Recouvrement longitudinal	85%
Altitude	90 m
Surface	1,2 ha
Vitesse	9 km/h
Paramètres estimés	
Distance	800 m
Nombre d’images	48
GSD	3,20 cm/px

LiDAR

Le plan de vol du LiDAR est sensiblement le même que celui de la photogrammétrie. Les relevés sont effectués sur les mêmes zones tampons mais pour une altitude de 100 m. Il est important de rappeler que les relevés sont exclusivement réalisés pendant la période hivernale, en opposition aux relevés photogrammétriques qui sont menés tant en hiver qu’au printemps. La durée du vol est d’environ 4 minutes. Pour inventorier les surfaces forestières,

il est recommandé de maximiser la précision en sélectionnant le mode de balayage répété avec une fréquence d'échantillonnage de 160 kHz. La quantité de points mesurés et la pénétration de la canopée sont quant à elles maximisées par le mode triple écho, c'est-à-dire, par un nombre de 3 retours d'impulsions laser. La phase de décollage est caractérisée par un préchauffage indispensable qui dure environ 5 minutes. Cette phase a pour objectif de calibrer le système RTK (Real Time Kinematic), une technologie qui permet d'appliquer des corrections GNSS à l'échelle centimétrique, contribuant ainsi à améliorer la précision du positionnement GPS. Le résumé du plan de vol LiDAR peut être retrouvé dans le tableau suivant (Tableau 3.6).

Tableau 3.6 – Plan de vol pour les relevés LiDAR.

Plan de vol	
Plateforme	Matrice 300
Capteur LiDAR	Zenmuse L1
Recouvrement latéral	50%
Altitude	100 m
Surface	1,2 ha
Vitesse	36 km/h
Nombre de retours	3
Mode de balayage	Balayage répété
Fréquence d'échantillonnage	160 K/s

3.5 Conditions d'acquisition

Les conditions d'acquisition font ici référence à une partie des paramètres environnementaux et opérationnels qui entourent le processus de collecte de données. Il est important de prendre en compte ces conditions car elles impactent la précision des données collectées.

Les paramètres météorologiques pris en considération pour décrire les conditions de vol lors de chaque relevé sont la vitesse du vent et la couverture nuageuse.

La vitesse du vent est déterminée à partir des données climatiques fournies par l'Institut Royal Météorologique de Belgique (IRM) ainsi que la station de Charleville-Mézières en France. La distance entre les placettes et les différentes stations météorologiques a été calculée afin de prendre les données météorologiques de la station la plus proche. Plus de la moitié des placettes se situent à proximité de la station de Saint-Hubert. Une fois les stations météorologiques identifiées, les mesures de la vitesse du vent et des rafales (vitesse maximale) de l'heure correspondant au début du vol ont été enregistrées.

La nébulosité caractérise la couverture nuageuse présente dans le ciel au moment du vol. Elle est souvent quantifiée à l'aide de l'octa par les météorologues (Yaïche & Bekkouche,

2010). En effet, cette unité de mesure subjective vise à estimer visuellement la proportion du ciel recouverte de nuages sur une échelle de 8. Ainsi, si la nébulosité est de 0, 4 ou 8, alors le ciel est respectivement, dépourvu de nuage, à moitié couvert et totalement couvert. C'est donc avec cette méthode que la nébulosité a été évaluée. Il faut garder à l'esprit que les résultats de cette méthode varient en fonction de l'opérateur.

La topographie, bien qu'elle reste constante au niveau d'une placette, a un impact sur la qualité et la précision des données. Pour la prendre en compte, les paramètres de pente et de variation d'altitude sont inclus. La pente est acquise à partir des données du sous-échantillon de l'IPRFW et est mesurée sur le terrain conformément au protocole IFA. L'altitude maximale et minimale sont obtenues à partir du Modèle Numérique de Terrain (MNT) dérivé du LiDAR de la Wallonie pour l'année 2022. En calculant la différence entre ces deux altitudes, on obtient un deuxième paramètre pour représenter la pente. Il est important de préciser que la pente est mesurée sur la placette de 18 m de rayon tandis que les altitudes sont définies à partir du tampon de 110 m de côté.

Les paramètres de sensibilité ISO et de vitesse d'obturation sont également pris en considération, bien qu'ils puissent être ajustés. Cela est dû à leur impact sur la précision des données, étroitement liée à des facteurs météorologiques tels que le vent et la nébulosité. On peut décrire l'impact qu'ont ces paramètres sur la qualité de l'image à travers un grand principe de la photographie : le triangle d'exposition (Figure 3.7). Le triangle d'exposition relie l'exposition d'une photographie à l'ouverture, à la vitesse d'obturation et à la sensibilité ISO. L'idée est d'ajuster un ou plusieurs de ces paramètres afin d'obtenir une image correctement exposée, c'est-à-dire ni trop lumineuse ni trop sombre.

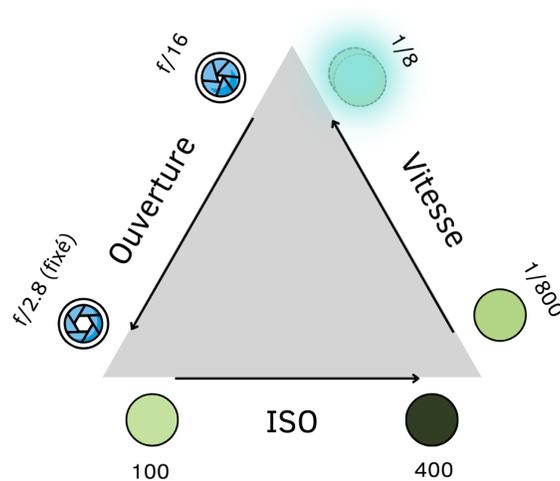


Figure 3.7 – Triangle d'exposition.

Pour rappel, l'ouverture de la caméra du Mini 2 est fixée à $f/2,8$. Il n'y a donc que la sensibilité ISO et la vitesse d'obturation qui peuvent varier pour ajuster l'exposition. En présence d'une forte nébulosité et donc d'une faible luminosité, il peut être nécessaire d'augmenter la sensibilité ISO et/ou la vitesse d'obturation. Or, plus on augmente les ISO, plus on crée du grain ou du bruit sur l'image, ce qui diminue la qualité de celle-ci. Plus on augmente la vitesse d'obturation, plus la netteté de l'image diminue. Il faut préciser que cette affirmation sur la vitesse d'obturation est intrinsèquement liée au mouvement de l'objet photographié ou au propre mouvement du capteur. Le drone étant en mouvement et la canopée étant mise en mouvement par le vent, il faut faire d'autant plus attention à ce paramètre.

Les images capturées lors des relevés photogrammétriques l'ont presque exclusivement été avec une valeur de 100 ISO, ce qui correspond à la valeur minimale prise en charge par le capteur du Mini 2. Pour toutes les images, on retrouve une gamme de valeurs situées entre 100 et 400 ISO. En ce qui concerne la vitesse d'obturation, on retrouve beaucoup plus de variabilité avec des gammes de valeurs allant de 0,00125 s ($1/800$) à 0,125 s ($1/8$).

3.6 Traitement des données de drones

3.6.1 Traitement des données LiDAR

Les nuages de points 3D acquis à partir des relevés LiDAR du Zenmuse L1 sont traités avec R via RStudio (RStudio, Inc., Boston, USA ; v. 4.3.0). Le processus de traitement des données LiDAR se déroule avec le package `lidR` (Roussel et al., 2020) en trois étapes : la classification du nuage de point, la normalisation du nuage de point classifié et la génération de différents produits raster (MNT et MNH).

Une partie du bruit des données LiDAR brutes est retirée avant de passer à la classification des points. Cette classification est ensuite réalisée avec l'algorithme `csf` proposé par Zhang et al. (2016). Une fois que le nuage de points est classifié, on peut normaliser les hauteurs à l'aide de l'algorithme `knnidw`. La normalisation a pour but de rendre les nuages de points comparables et compatibles avec les autres traitements. Finalement, le nuage de points normalisé permet à son tour de générer un MNT et un MNH avec une résolution fixée à 0,5 m. Le MNH est généré en utilisant l'algorithme de points à raster (`p2r`).

Il faut préciser et rappeler que les données LiDAR ont été acquises pour une zone tampon de 110 mètres de côté. Or, ce travail se concentre spécifiquement sur les placettes de 18 m de rayon sélectionnées. Ainsi, les MNH générés sont découpés afin de caractériser l'étendue des placettes. Cependant, ils ne sont pas découpés pour un rayon de 18 m mais pour un rayon de 25 m autour du centre initial de la placette. En effet, comme précisé dans Lisein et al. (2014), il est plus judicieux de prendre un rayon un peu plus large afin de prendre en compte le houppier des arbres en bord de placette (Lisein et al., 2014). Une

étude en Amérique du Nord sur la taille des couronnes de peuplement de feuillus décrit un diamètre moyen de maximum 7,62 m (Song et al., 2010). Le diamètre des placettes a ainsi été augmenté du double de cette valeur pour l’analyse des MNH afin de prendre une certaine marge.

3.6.2 Traitement des données photogrammétriques

Les images obtenues à l’aide du Mini 2 sont traitées avec Agisoft Metashape (Agisoft LLC., St. Petersburg, Russie ; v. 2.0.2), RStudio ainsi que le logiciel open-source QGIS (v. 3.30.3). Le processus de traitement photogrammétrique dans Metashape se déroule en trois étapes : l’alignement des images, la génération du nuage de points dense et l’extraction de l’orthomosaïque (Tableau 3.7). Les étapes précédemment décrites dans la partie “Traitement des données LiDAR” sont aussi réalisées dans RStudio à partir du nuage de points dense de la photogrammétrie.

Les images prises pour chaque relevé sont d’abord importées dans le logiciel Metashape. Leur qualité est ensuite évaluée par une inspection visuelle et une estimation automatisée proposée par le logiciel. Les images ayant une qualité inférieure à 0,5 sur une échelle de 0 à 1 (Agisoft, 2019) ainsi que les images floues sont éliminées du jeu de données. Les valeurs minimales et maximales de chaque relevé sont recueillies pour servir d’indicateurs de qualité de la reconstruction photogrammétrique dans les analyses ultérieures. On constate que la plage des valeurs pour l’ensemble des images de tous les relevés s’étend de 0,615 à 0,926.

Le processus d’alignement des images est ensuite réalisé en sélectionnant des paramètres dits “classiques” et recommandés pour nos types de relevés (Agisoft, 2019 ; Over et al., 2021). Néanmoins, cette procédure ne permettant pas d’obtenir des résultats satisfaisants, il est nécessaire de l’adapter pour obtenir une proportion d’images alignées plus importante. Avant de réaliser cette nouvelle procédure, dite “coercitive”, on adapte le niveau de luminosité et de contraste des images en utilisant les ajustements proposés par Metashape. La nouvelle procédure vise principalement à forcer Metashape à détecter autant de points caractéristiques que possible (Key point) et à ne pas limiter les points de liaison (Tie point) lors de l’alignement des images. L’étape d’alignement fournit également des indicateurs de la qualité de la reconstruction photogrammétrique à partir de la proportion d’images alignées lors de la première et de la deuxième procédure ainsi que du nombre de points de liaison.

Les points de liaison permettent d’avoir un premier nuage de points clairsemés, à partir duquel un nuage de points dense est généré. Ce nuage de point dense permet de finalement extraire une orthomosaïque ou orthophoto. Malgré la procédure “coercitive”, on peut encore observer des lacunes dans les produits générés à partir de quelques relevés (Figure 3.8). Ainsi, la proportion de la surface de l’orthophoto reconstruite pour une placette de 25 m de rayon et sa résolution sont aussi utilisées en tant qu’indices de qualité de la reconstruction photogrammétrique dans les analyses.

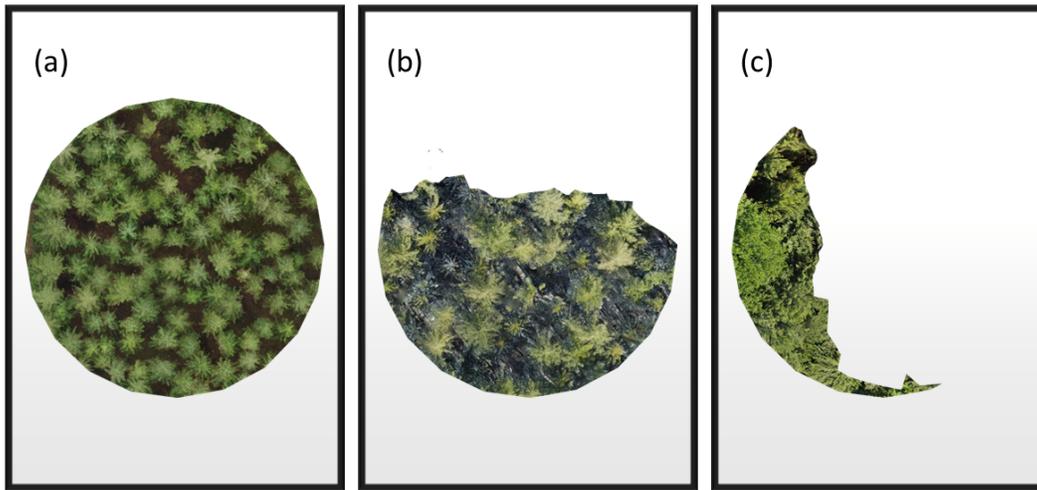


Figure 3.8 – Orthomosaïques générées pour trois relevés sur les placettes de 25 m de rayon : (a) Reconstruction complète, (b) Reconstruction partielle, et (c) Reconstruction limitée.

Le nuage de points dense est également extrait de Metashape sous forme de fichier LAS, soit le même format que celui d’un nuage de points LiDAR. Celui-ci est ensuite traité dans RStudio et subit le même traitement que les données LiDAR afin d’en extraire un MNH.

En raison de la plus faible précision du système de localisation du Mini 2, un décalage se produit dans la position du MNH issus de la photogrammétrie. Il est nécessaire de réaligner ce dernier avec le MNH dérivé du LiDAR, si l’on veut pouvoir comparer ceux-ci dans les analyses ultérieures. L’outil de géoréférencement du logiciel QGIS a permis d’ajouter manuellement des points de contrôle afin de les aligner.

3.7 Analyses statistiques

3.7.1 Description du jeu de données

Le jeu de données contient 40 observations, correspondant aux 18 placettes sélectionnées à partir du sous-échantillon de l’IPRFW et aux deux placettes supplémentaires comme décrit dans la section “Méthodologie de sélection des placettes de l’étude”. Ce nombre est multiplié par deux puisque les relevés ont été effectués deux fois, avant et pendant la période

Tableau 3.7 – Paramètres des traitements photogrammétriques sur Metashape.

Traitements	Paramètres
Alignement des images (procédure classique)	Accuracy : High
	Generic preselection : Yes
	Reference preselection : No
	Key point limit : 40 000
	Tie point limit : 4 000
Alignement des images (procédure coercitive)	Accuracy : High
	Generic preselection : No
	Reference preselection : Estimated
	Key point limit : 0
	Tie point limit : 0
	Exclude stationary tie points : No
Génération du nuage de points denses	Guided image matching : Yes
	Adaptative camera model fitting : No
	Quality : High
	Filtering mode : Mild
Génération de l'orthomosaique	Blending mode : Mosaic
	Surface : Mesh
	Enable hole filling : Yes
	Enable ghosting filter : No

de végétation. Ces 40 observations sont décrites dans un premier temps par un total de 34 variables, dont 22 variables quantitatives et 12 variables qualitatives.

Les variables du jeu de données peuvent être classées en quatre catégories distinctes : les données d'inventaire, les données liées au traitement photogrammétrique, les données relatives aux conditions d'acquisition et les données fournissant des indices de variabilité. Les données provenant des catégories de traitement photogrammétrique et d'indices de variabilité visent principalement à décrire la qualité de la reconstruction photogrammétrique. Les analyses qui suivent vont ainsi pouvoir décrire l'impact des variables issues des catégories de données d'inventaire et de conditions d'acquisition sur la qualité de la reconstruction photogrammétrique.

3.7.2 Description des variables

Dans la catégorie des données d'inventaire, on retrouve les variables suivantes : structure, *compoid*, *hmoy*, *gha*, *nha* et *pl*. Elles décrivent respectivement la structure, la composition spécifique, la hauteur moyenne, la surface terrière, le nombre de tiges par ha des peuplements issus du sous-échantillon de l'IPRFW et fait la distinction entre les différentes

placettes inventoriées. Cette catégorie regroupe également les variables *div* et *compo_{prop}* qui permettent d’identifier les placettes selon les critères de “diversité” et de “typologie” décrits précédemment.

La catégorie suivante rassemble les variables issues du traitement photogrammétrique : *rec_{ortho}*, *al₁*, *prop_{al}*, *tie_{pt}*, *qual_{min}*, *qual_{max}*, *qual_{moy}* et *reso*. On retrouve respectivement la proportion de l’orthoimage reconstituée après les traitements photogrammétriques, si l’alignement des images a été un succès dès la première procédure d’alignement, la proportion d’images alignées après les deux procédures d’alignements, le nombre de points de correspondances détectés après l’alignement, un indice de qualité minimale, maximale et moyenne des images selon un algorithme intégré au logiciel Metashape, et enfin, la résolution de l’orthoimage créée à l’issue du traitement photogrammétrique.

Une autre catégorie réunit les variables correspondant aux conditions d’acquisition : *vent*, *vent_{max}*, *nebu*, *saison*, *alt_{max}*, *alt_{min}*, *alt_{et}*, *pente*, *iso_{moy}*, *shutter_{moy}*, *h₁₀*, *h₅*, *h₃*, *h₂*. Ces variables correspondent respectivement à la vitesse du vent mesurée au début du relevé pour chaque période d’une heure, la vitesse du vent maximum enregistrée durant cette période, la nébulosité, la période à laquelle le relevé a été effectué, l’altitude minimum mesurée à partir des données LiDAR 2020-2021 de la Wallonie et d’une résolution de 1 m, l’altitude maximum issue de ces mêmes données, la différence entre l’altitude maximale et minimale (étendue des altitudes), la pente issue de l’inventaire de terrain 100 placettes, la moyenne des sensibilités ISO ainsi que la moyenne des vitesses d’obturation des photographies d’une placette et l’heure à laquelle le relevé a commencé, cette dernière variable étant discrétisée en 10 classes, 5 classes, 3 classes et 2 classes.

Finalement, on retrouve une dernière catégorie regroupant des indices de variabilité : *rmse*, *rmse_{relative}*, *mse* et *mae*. Ces variables sont respectivement la racine de l’erreur quadratique moyenne, la racine de l’erreur quadratique moyenne relative, l’erreur quadratique moyenne et l’erreur absolue moyenne des hauteurs issues des MNH du LiDAR et de la photogrammétrie. Ces métriques servent ainsi à quantifier une certaine variabilité verticale entre le LiDAR et la photogrammétrie. Celles-ci seront plus précisément décrites dans la partie “Analyse des modèles numériques de hauteur (MNH)”. Certaines variables sont quelque peu redondantes et relativement similaires dans le but d’observer les similitudes ou différences de comportement lors des analyses. On peut retrouver en annexe un tableau récapitulatif de toutes ces variables (Annexe 2).

3.7.3 Analyse Multivariée

Une analyse factorielle est réalisée afin d’explorer la structure des données multivariées décrites précédemment et afin de mettre en évidence l’existence de potentielles relations entre ces variables. On est en présence de variables mixtes (quantitatives et qualitatives) et l’on souhaite qu’elles participent toutes activement à l’analyse factorielle. Dans ce cas de figure, il est très fréquent d’avoir recours à une Analyse des Correspondances Multiples (ACM) en transformant les variables quantitatives en variables qualitatives. Cependant, cette méthodologie n’est pas recommandée lorsque le nombre de variables qualitatives est très faible par rapport au nombre de variables quantitatives et/ou lorsque le nombre d’individus est faible (<100) (Pagès, 2004). Le nombre d’individus étant de 40, il est plus adéquat d’avoir recours à une Analyse Factorielle de Données Mixtes (AFDM).

Cette analyse est réalisée dans RStudio à l’aide du package FactoMineR (Lê et al., 2008).

3.7.4 Machine learning

L’analyse multivariée est complétée par du machine learning, nommé apprentissage automatique en français. Plus précisément, on utilise l’algorithme d’apprentissage de forêts aléatoires, ou Random Forest (RF), afin d’identifier les variables qui prédisent le plus la qualité de la reconstruction photogrammétrique au regard des conditions d’acquisition et des données d’inventaire.

La qualité de la reconstruction photogrammétrique est en particulier étudiée à partir de trois variables susceptibles de décrire la qualité des images obtenues, du processus de reconstruction photogrammétrique et des produits issus de ce processus. Ces trois variables sont respectivement l’indice de qualité moyen des images fourni par le logiciel Metashape ($qual_{moy}$), le succès de l’alignement des images lors de la procédure “classique” (al_1) et la racine de l’erreur quadratique moyenne entre les hauteurs des MNH issus du LiDAR et de la photogrammétrie (rmse).

Le principe de base du RF repose sur la création d’un ensemble de multiples arbres de décision, chaque arbre étant construit de manière aléatoire à partir d’un sous-échantillon ou d’un bootstrap des données originales (Rieger et al., 2010). Il est principalement utilisé pour des tâches de classification ou de régression et permet de donner un ordre d’importance à chaque variable du jeu de données. La contribution d’une variable est plus précisément quantifiée à travers une mesure de la réduction de l’impureté dans le cas de la classification et d’une erreur quadratique moyenne dans le cas de la régression. Cette méthode relativement simple est d’autant plus pertinente qu’elle gère efficacement les petites tailles d’échantillons ainsi que les espaces de dimensions élevées, ce qui correspond justement à la structure des données de cette étude (Biau & Scornet, 2016).

Les RF sont constitués de 1000 arbres de décision. En régression, ils produisent deux indices : la réduction de l'erreur quadratique moyenne (MSE) et la pureté des nœuds. L'analyse MSE met en évidence l'impact des autres variables sur la prédiction. La pureté des nœuds révèle les variables favorisant la séparation optimale des données. En classification, on utilise le positionnement multidimensionnel (MDS) pour visualiser la similarité entre individus.

Cette analyse est réalisée dans RStudio à l'aide du package `randomForest` (Liaw & Wiener, 2002).

3.7.5 Données manquantes

Avant de pouvoir réaliser le RF, il est nécessaire d'avoir un jeu de données complet. Or on retrouve dans ce travail la présence de quelques données manquantes. Celles-ci sont imputées dans RStudio à l'aide d'un autre RF issu de la fonction `missRanger` du package `ranger` (Wright & Ziegler, 2017). Cette méthode attribue une valeur aux données manquantes en se basant sur les prédictions générées par un RF utilisant toutes les autres variables comme covariables. Le processus d'imputation est réitéré jusqu'à ce que l'erreur de prédiction, hors échantillon des modèles de prédiction, se stabilise au seuil le plus bas.

L'ajout d'une telle procédure induit forcément un biais dans les données. Cependant, il convient de noter que les valeurs imputées subissent une vérification pour garantir leur cohérence au sein du jeu de données et éviter toute valeur aberrante (Annexe 3).

3.7.6 Analyse des Modèles Numériques de Hauteur (MNH)

Les relevés LiDAR et photogrammétriques ont permis d'obtenir un autre type de données : le Modèle Numérique d'Hauteur (MNH). Pour quantifier les différences entre les hauteurs des MNH obtenues à partir de ces deux techniques, on a calculé différentes métriques : l'erreur quadratique moyenne (MSE), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), la racine de l'erreur quadratique moyenne relative (RMSE%) et l'erreur absolue moyenne (MAE). Ces métriques sont ainsi calculées pour les MNH de chaque placette à partir des hauteurs de chaque pixel. Le LiDAR est considéré comme la valeur de référence, on le compare une fois à la photogrammétrie d'hiver et une seconde fois à la photogrammétrie de printemps. Ces multiples métriques sont utilisées car elles possèdent des propriétés différentes ce qui permet d'avoir une vision plus complète de la variation des hauteurs détectées par les deux types de facteurs. La MSE pénalise davantage les grandes erreurs et est sensible aux valeurs extrêmes. La RMSE est sensiblement pareille à la MSE mais est plus facilement interprétable car elle est exprimée dans la même unité que la variable hauteur. La RMSE% permet de mieux interpréter les différences pour de grandes variations dans les données mais celle-ci n'est pas exprimée dans la même unité que les variables. La MAE est, quant à elle, moins sensible aux valeurs extrêmes et possède la même unité que la variable

de base.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.1)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.2)$$

$$RMSE\% = \frac{RMSE}{\bar{y}} \times 100 \quad (3.3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.4)$$

avec y_i , la valeur de hauteur d'un pixel i d'un MNH issus des relevés LiDAR, \hat{y}_i , la valeur de hauteur d'un pixel i du MNH issu de la photogrammétrie, \bar{y} la moyenne des hauteurs de chaque pixels d'un MNH issu du LiDAR et n , le nombre de valeurs d'hauteur dans un MNH.

Résultats

4.1 Analyse Multivariée

L'AFDM a permis d'expliquer 27,21 % de la variance totale avec les trois premières dimensions (10,24 %, 9,49 % et 7,48 % respectivement). Les dimensions suivantes n'ont pas été considérées en raison leur contribution de plus en plus faible. On constate que les trois dimensions sont expliquées par tous les indices de qualité de la reconstruction photogrammétrique qui, pour rappel, correspondent aux variables des catégories de “traitement photogrammétrique” et de “indices de variabilité” (Tableau 4.1).

Tableau 4.1 – Description des 3 premiers axes de l’AFDM. Coefficients de corrélation positifs (rouge), négatifs (bleu) et rapports de corrélation (vert) associés à chaque variable quantitative et qualitative. Significatif (*), Hautement significatif (**), Très hautement significatif (***)

<i>Coefficient de corrélation</i>				
Catégorie	Variable	Dim 1	Dim 2	Dim 3
Données d’inventaire	hmoy	0,432**	-0,576***	0,273
	gha	0,218	-0,682***	0,027
	nha	-0,544***	-0,273	0,026
Traitement photogrammétrique	reso	0,401*	0,678***	-0,120
	rec_ortho	0,483**	0,275	-0,055
	prop_al	0,508***	0,479**	-0,189
	tie_pt	-0,056	0,339*	-0,205
	qual_min	-0,207	-0,138	-0,786***
	qual_max	-0,433**	0,205	-0,029
	qual_moy	-0,345*	-0,035	-0,672***
Conditions d’acquisition	vent	0,276	0,324*	0,183
	vent_max	0,105	0,425**	0,254
	alt_max	0,266	-0,036	-0,220
	alt_min	0,299	-0,065	-0,229
	alt_et	-0,318*	0,307	0,068
	pente	-0,343*	0,331*	0,212
	shutter_moy	0,393*	0,422**	0,690***
	iso_moy	0,261	0,424**	0,612***
Indices de variabilité	rmse	0,033	-0,433**	0,502**
	rmse_relative	-0,199	0,341*	-0,093
	mse	0,038	-0,384*	0,530***
	mae	-0,043	-0,414**	0,513***
<i>Rapport de corrélation</i>				
Catégorie	Variable	Dim 1	Dim 2	Dim 3
Données d’inventaire	div	0,237**	0,001	0,129*
	compo_prop	0,282**	0,448***	0,027
	structure	0,452***	0,244*	0,044
	compo_id	0,451***	0,545***	0,249
	pl	0,847***	0,924***	0,634
Traitement photogrammétrique	al_1	0,161*	0,310***	0,001
Conditions d’acquisition	nebu	0,300	0,155	0,133
	saison	0,050	0,001	0,135*
	h_10	0,862***	0,635***	0,512**
	h_5	0,710***	0,405***	0,442***
	h_3	0,662***	0,120	0,116
	h_2	0,666***	0,014	0,005

La deuxième dimension est quant à elle principalement décrite par l'indice de qualité correspondant à la résolution de l'orthoimage (*reso*). Les indices de qualité issus de la comparaison entre les MNH de la photogrammétrie et du LiDAR sont principalement corrélés négativement à cet indice. Cette relation sous-entend qu'une résolution plus fine est associée à une plus faible qualité de la reconstruction photogramétrique. On remarque également une corrélation positive avec le nombre de points de liaison (*tie_{point}*) et avec la proportion d'images alignées (*prop_{al}*). Au niveau des conditions de terrain, on constate que le vent, la vitesse d'obturation (*shutter_{moy}*), les ISO ainsi que la pente sont corrélés positivement.

La troisième dimension permet de décrire la qualité de la reconstruction à partir de l'indice de qualité des images proposées dans l'interface du logiciel Metashape. La qualité minimale des photographies (*qual_{min}*) qui vont servir à faire la reconstruction photogramétrique est négativement corrélée à la sensibilité ISO moyenne (*iso_{moy}*) et à la vitesse d'obturation moyenne (*shutter_{moy}*) de ces mêmes photographies. Ceci souligne ainsi le lien qu'il peut y avoir entre une basse qualité de reconstruction de reconstruction photogramétrique et des valeurs d'ISO et/ou de vitesses d'obturation élevées. L'heure à laquelle le relevé est effectué présente également un rapport de corrélation très hautement significatif avec cette dimension.

En ce qui concerne les variables quantitatives, les interprétations précédentes peuvent également être synthétisées par les interactions exposées dans le cercle de corrélation (Figure 4.1). Ce cercle facilite l'interprétation et la mise en évidence des relations entre les variables qui ont le plus grand impact sur la création des dimensions de l'analyse.

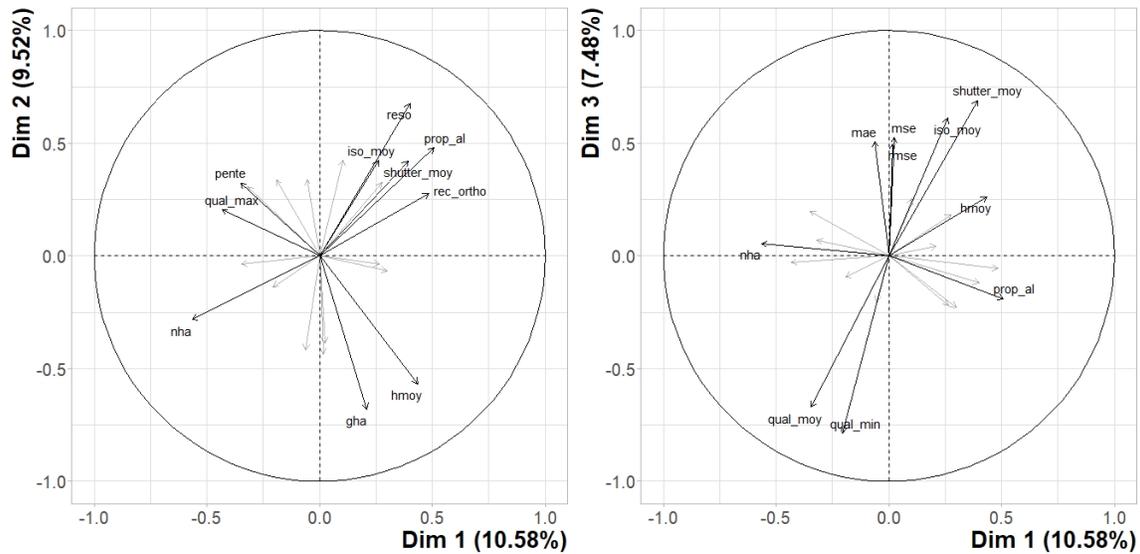


Figure 4.1 – Cercle des corrélations pour les dimensions 1 et 2 ainsi que les dimensions 1 et 3. Représentation des 10 variables ayant la plus forte contribution.

Concernant les variables qualitatives, il est possible de détailler leurs interactions à travers la représentation des individus dans l’espace des variables factorielles. On s’intéresse alors plus précisément aux différentes catégories caractérisant une variable.

Dans les variables de “condition d’acquisition”, on retrouve systématiquement l’heure du relevé divisée en 5 catégories comme étant très hautement significative. L’analyse du graphe des individus permet de mettre en évidence les différences entre ces 5 catégories. La première catégorie regroupe les relevés de 9 à 11 h, la deuxième de 11 à 13 h, la troisième de 13 à 15 h, la quatrième de 15 à 17 h et la cinquième de 17 à 19 h. Des ellipses de confiance sont tracées autour des groupes d’individus pour représenter la dispersion des observations dans l’espace des variables factorielles (Figure 4.2). On remarque notamment que les catégories 1 et 2 (9 à 13 h) sont opposées aux catégories 4 et 5 (15 à 19 h) le long de l’axe de la première dimension.

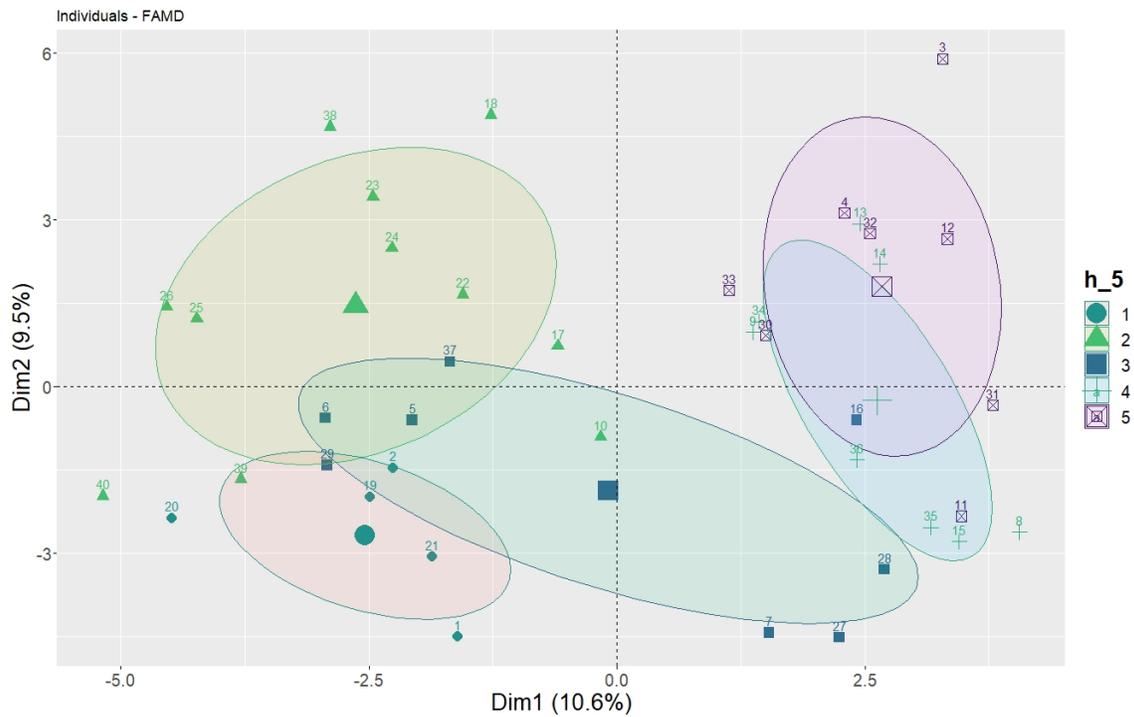


Figure 4.2 – Graphe des individus généré par l’Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour les heures des relevés en 5 catégories. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.

Les variables de composition spécifique ($compo_{prop}$) et de structure de la catégorie “données d’inventaire” permettent de distinguer certains groupes au niveau de la deuxième bissectrice. Ainsi, pour la composition spécifique, on observe une tendance opposée entre les peuplements de résineux et les deux autres types de peuplement. En ce qui concerne la structure, le type F1etg se présente dans une configuration similaire à celle des résineux et se distingue aussi des deux autres types de structure. Les ellipses de confiance ne permettent pas de distinguer les types F2etg et Fjard. Néanmoins, la deuxième bissectrice permet de présenter la structure F2etg comme étant intermédiaire aux deux autres. Pour rappel, les valeurs manquantes (NA) présentes dans les données de structure correspondent aux placettes supplémentaires, ajoutées pour les besoins de l’étude mais pour lesquelles on ne possède pas de données d’inventaire.

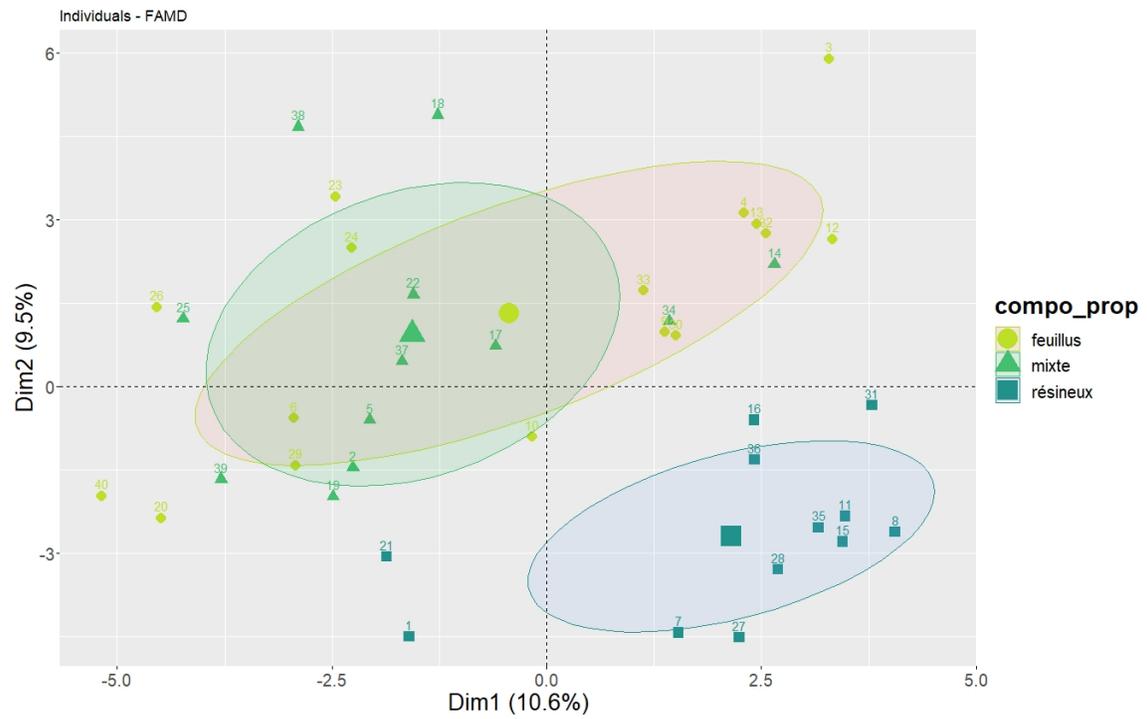


Figure 4.3 – Graphe des individus généré par l’Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour les différents types de composition spécifique. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.

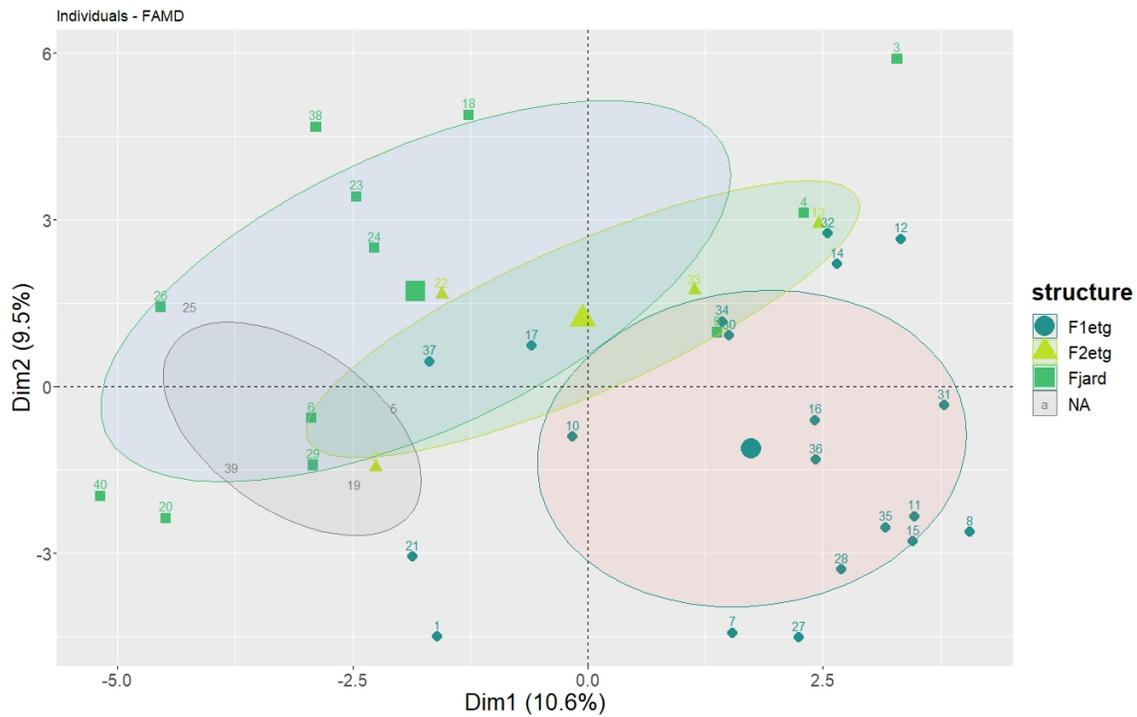


Figure 4.4 – Graphe des individus généré par l’Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour les différents types de structure. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.

En ce qui concerne la seule variable qualitative représentant la qualité de la reconstruction photogrammétrique (al_1), on ne peut pas distinguer les deux groupes d’individus à l’aide des ellipses de confiance mais ils ont bien une relation opposée le long de la première bissectrice. Le groupe qui correspond au succès de l’alignement des images dès la première procédure (procédure “classique”) se retrouve ainsi plus corrélée avec les variables qualitatives de proportion d’images alignées ($prop_{al}$) et de proportion de l’orthoimage reconstituée après les traitements photogrammétriques (rec_{ortho}).

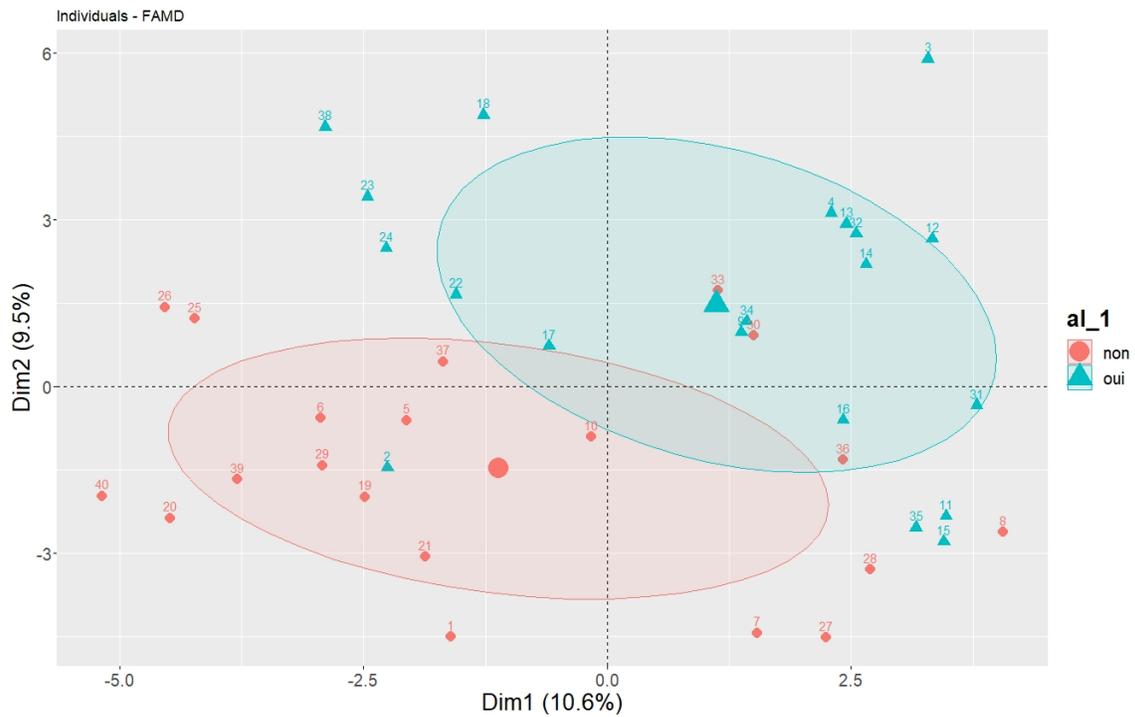


Figure 4.5 – Graphe des individus généré par l’Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour le succès de l’alignement lors de la procédure “classique”. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.

La variable "saison" présente une corrélation relativement faible avec les dimensions de l’analyse, mais elle montre une association significative avec la troisième dimension. Ainsi, les différentes catégories saisonnières sont observées par rapport à la première et à la troisième dimension. Les barycentres des deux groupes d’individus sont très proches, ce qui rend difficile la détection d’une différence significative entre eux. Néanmoins, on peut observer une légère séparation des deux groupes le long de la première bissectrice. Les relevés effectués pendant l’été semblent être davantage liés à l’amélioration de la qualité des images ($qual_{moy}$ et $qual_{min}$).

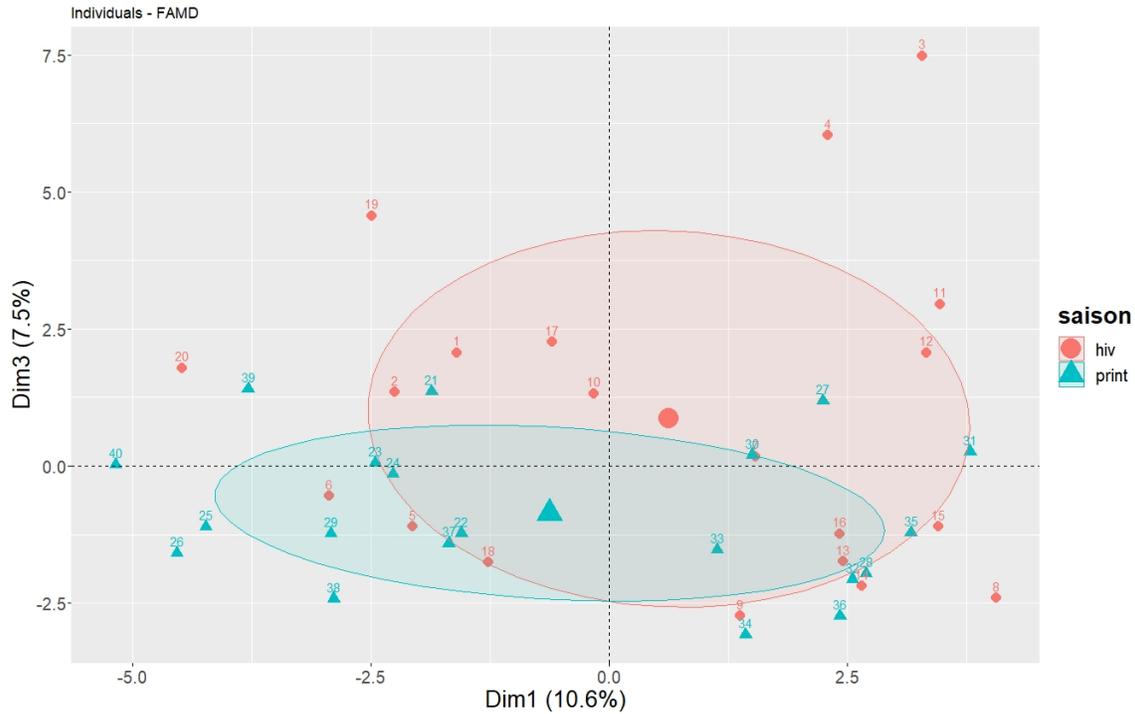


Figure 4.6 – Graphe des individus généré par l’Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM) pour la saison des relevés. Les ellipses ont un niveau de confiance de 50 %.

4.1.1 Random Forest

Le modèle de régression construit à partir de l’indice de qualité moyen des images fourni par le logiciel Metashape ($qual_{moy}$) a pour but de caractériser la qualité des images.

Ainsi, les variables qui ont le plus d’impact sur le modèle sont la qualité maximale et minimale provenant de l’indice du logiciel Metashape. Cette observation est attendue car la qualité moyenne découle directement de ces deux variables. En dehors de celles-ci, on identifie la vitesse d’obturation ($shutter_{moy}$), la vitesse maximale du vent ($vent_{max}$), le nombre de points de liaison des images (tie_{pt}) et la saison comme les quatre variables ayant le plus d’influence sur les performances du modèle. À l’exception de la variable tie_{pt} , toutes ces variables relèvent de la catégorie "conditions d’acquisition". Dans cette catégorie, la sensibilité ISO moyenne (ISO_{moy}) est également identifiée comme contribuant à améliorer les prédictions du modèle. De manière plus subtile, les variables liées aux "données d’inventaire", telles que la hauteur moyenne (h_{moy}), la composition spécifique ($compo_{id}$), le critère de "diversité", la structure et la pente, participent également à l’amélioration des performances du modèle. En revanche, la placette (pl), l’altitude maximale (alt_{max}) et la

tranche horaire du relevé (h_{10}) ont plutôt un impact négatif sur les performances du modèle. Il est intéressant de noter que la vitesse moyenne du vent et le critère de "typologie" contribuent également négativement aux prédictions du modèle. Cette observation est en effet contraire à ce qu'on observe pour la variable de vitesse maximale du vent et la variable de composition spécifique.

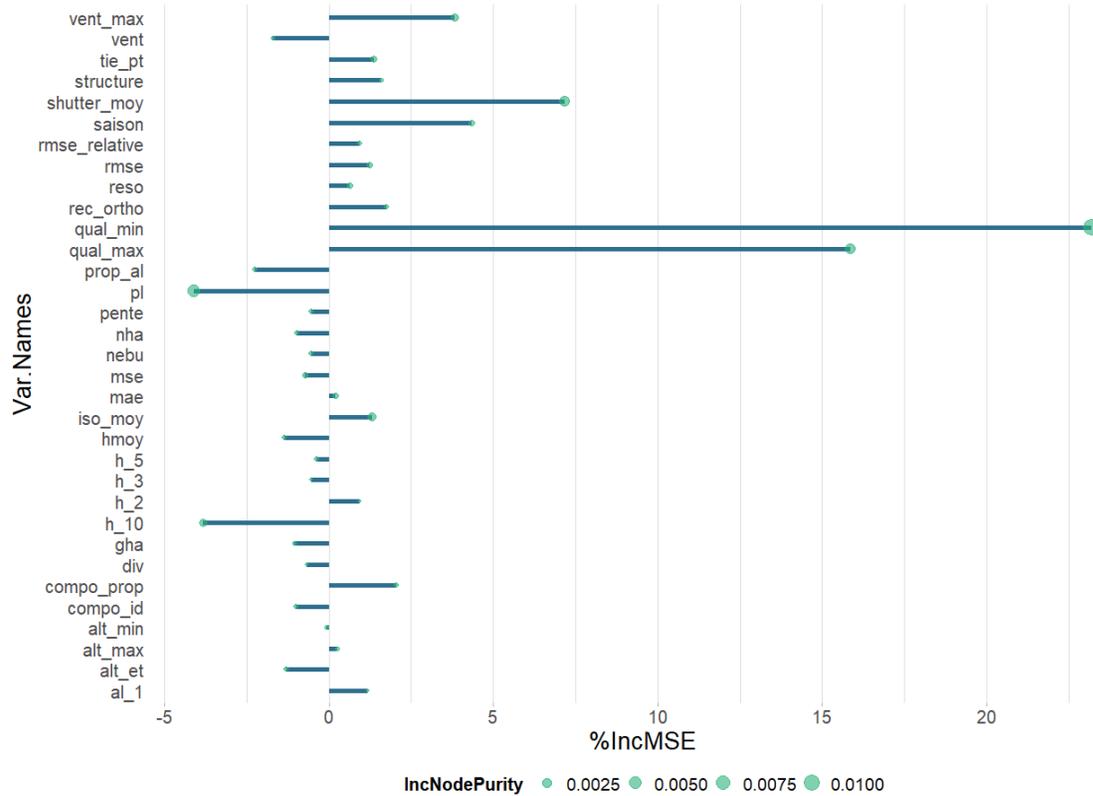


Figure 4.7 – Graphique d'importance des variables pour le modèle $qual_{moy}$, représentation du pourcentage d'augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) et de diminution moyenne de la pureté des nœuds (IncNodePurity).

Le modèle de régression basé sur la variable de proportion d'images alignées ($prop_{al}$) a pour but de caractériser la qualité du processus de la photogrammétrie.

Les variables qui ont le plus d'impact sur le modèle sont la proportion de l'orthoimage reconstituée (rec_{ortho}), le nombre de points de liaison des images (tie_{pt}) et la résolution de l'orthoimage ($reso$). Cette observation permet d'établir un lien entre les variables impliquées dans le processus de reconstruction. La tranche horaire du relevé (h_5), la composition spécifique ($compo_{id}$) et la structure influencent également mais dans une moindre mesure

la qualité du modèle. Le vent et la nébulosité (nebu) ont plutôt un impact négatif sur les performances du modèle, ne permettant pas d’expliquer la variable $prop_{al}$.

Le modèle basé sur $prop_{al}$ est accompagné par un modèle de classification, construit avec la variable de succès d’alignement des images lors de la procédure “classique” (al_1). Le graphe de positionnement multidimensionnel (MDS) du succès d’alignement des images lors de la procédure “classique” (al_1) permet de constater une certaine dissimilarité entre les individus des groupes “oui” et “non”.

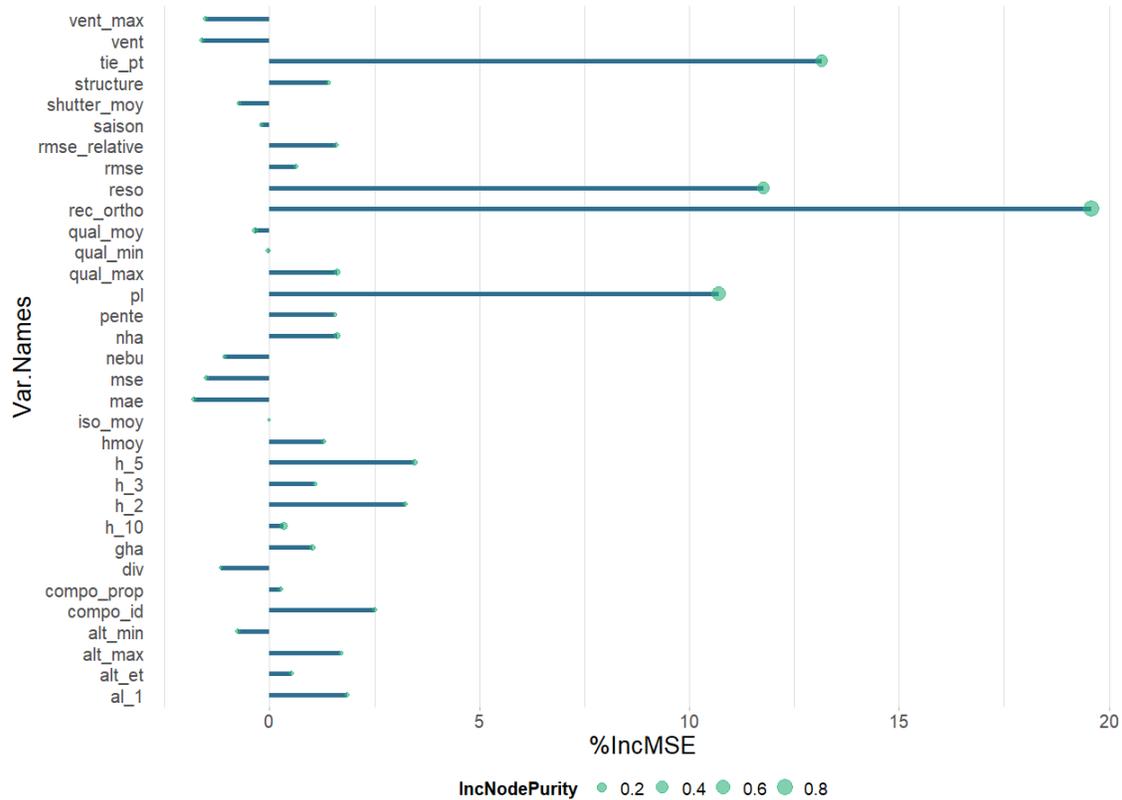


Figure 4.8 – Graphique d’importance des variables pour le modèle $prop_{al}$, représentation du pourcentage d’augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) et de diminution moyenne de la pureté des nœuds (IncNodePurity).

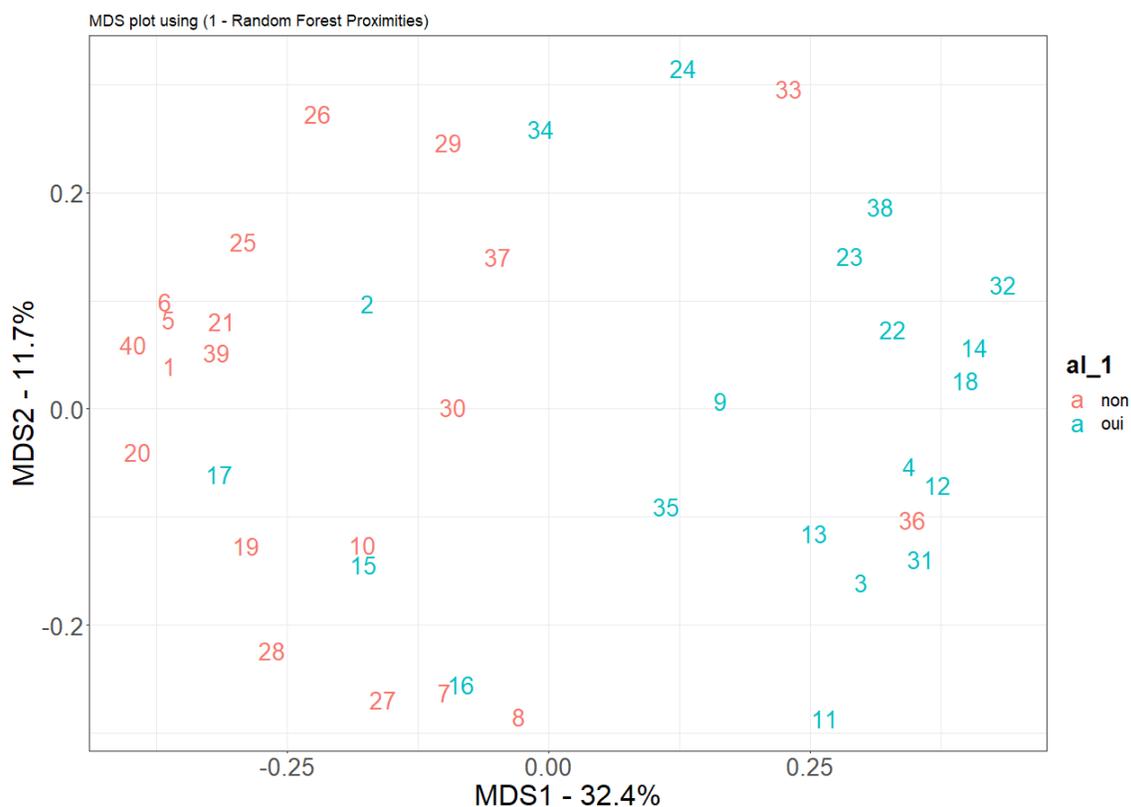


Figure 4.9 – Graphique du positionnement multidimensionnel (MDS), basé sur les proximités du Random Forest (RF), pour les modalités de la variable de succès d’alignement des images lors de la procédure “classique” (al_1).

Le modèle de régression construit à partir de la racine de l’erreur quadratique moyenne entre les hauteurs des MNH issus du LiDAR et de la photogrammétrie (RMSE) a pour but de caractériser la qualité d’un produit de la photogrammétrie.

Les variables qui ont le plus d’impact sur le modèle sont l’erreur quadratique moyenne (MSE), l’erreur absolue moyenne (MAE), la racine de l’erreur quadratique moyenne relative ($remse_{relative}$). Cette observation n’est, une fois de plus, pas étonnante au vu de la similitude de la construction de ces variables. En dehors de celles-ci, les quatre variables ayant le plus d’influence sur le modèle sont la résolution de l’orthophoto ($reso$), deux indices de qualité des images ($qual_{moy}$ et $qual_{min}$) et la hauteur moyenne des peuplements (h_{moy}). À l’exception de la variable h_{moy} , toutes ces variables relèvent de la catégorie "traitement photogramétrique". Les variables de vitesse du vent moyen ($vent$), de surface terrière (gha), du nombre de tiges à l’hectare (nha) et le critère de “typologie” influencent aussi le

modèle mais dans une moindre mesure.

La structure, la nébulosité (*nebu*), la composition spécifique (*compo_id*), la pente ainsi que l'indice de qualité maximum des images ($qual_{max}$) impactent tous le modèle de façon négative. On observe ainsi des effets contraires entre la variable de composition spécifique et celle du critère de "typologie". La qualité maximale des images étant également opposée aux deux autres indices de qualité ($qual_{min}$ et $qual_{moy}$).

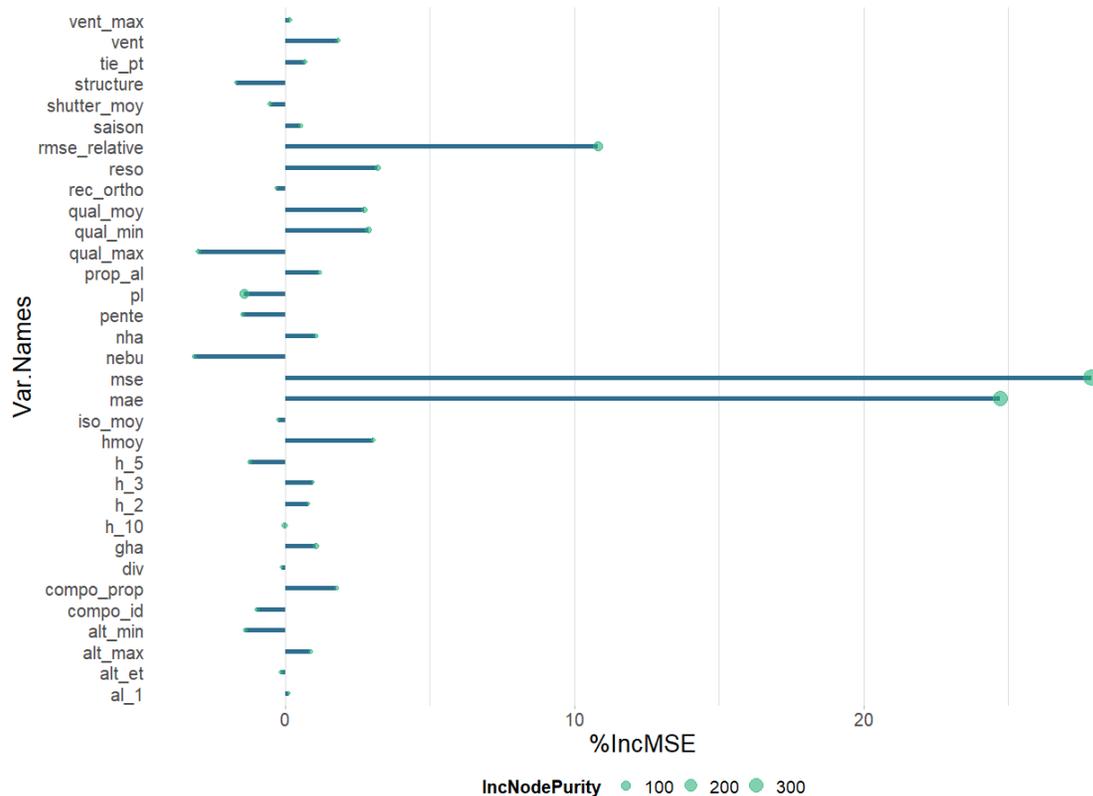


Figure 4.10 – Graphique d'importance des variables pour le modèle *rmse*, représentation du pourcentage d'augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) et de diminution moyenne de la pureté des nœuds (IncNodePurity).

4.1.2 Performance des modèles

La performance des modèles créés par le RF est évaluée au travers d'une matrice de confusion pour le modèle de classification (Tableau 4.2) et au travers de la RMSE, la MSE et le coefficient de détermination (R^2) pour les modèles de régression (Tableau 4.3).

Tableau 4.2 – Matrice de confusion du modèle de classification.

	non	oui	class.error
non	14	6	0,3
oui	4	16	0,2

Tableau 4.3 – RMSE, MSE et R² des modèles de régression.

	Modèle qual_moy	Modèle rmse	Modèle prop_al
MSE	8,65e-05	0,709	0,00515
RMSE	0,00930	0,842	0,0718
R ²	0,906	0,977	0,936

Le modèle de classification possède 75 % de prédictions correctes pour les observations n'ayant pas été utilisées pour construire les arbres individuels. Il a plus précisément commis des erreurs de classification pour environ 30 % des observations de la classe "non" et 20 % des observations de la classe "oui".

La RMSE et la MSE des modèles de régression indiquent que le modèle destiné à prédire la variable *qual_{moy}* génère généralement des prédictions plus précises que le modèle visant à prédire la variable *rmse* et la variable *prop_{al}*. Néanmoins, le R² plus élevé obtenu pour le modèle de la variable *rmse* suggère qu'il explique davantage la variance globale dans ses propres données.

4.2 Comparaison du LiDAR aéroporté et de la photogrammétrie

4.2.1 Analyse des Modèles Numériques de Hauteur (MNH)

Une première comparaison des MNH tirés du LiDAR aéroporté et de la photogrammétrie est réalisée à partir de leurs moyennes, écarts-types, maximums et minimums de hauteurs (Annexe 4).

On remarque d'emblée la présence de données manquantes. Celles-ci correspondent aux deux relevés photogrammétrique de printemps n'ayant pas pu être reconstruits. Il est également interpellant d'observer des hauteurs minimales (*zmin*) présentant des valeurs non nulles. Allant ainsi à l'encontre même de la définition d'un MNH qui, pour rappel, est supposé soustraire la morphologie du sol pour ne conserver que la hauteur de la végétation. Cette anomalie correspond à environ 30 % des observations de hauteurs minimales avec des valeurs variant de -13,521 m à 0,115 m et est répartie de manière relativement ho-

mogène entre les différents types de relevés. Le décalage de ces hauteurs minimales observé pour le LiDAR est néanmoins relativement faible (maximum 11,5 cm).

En examinant la disparité entre les moyennes obtenues à l'aide des trois types de relevés, on a pu mettre en évidence une plus grande similarité entre la distribution des relevés LiDAR et celle des relevés photogrammétriques de printemps, ces distributions ayant l'allure d'une gaussienne. Le LiDAR détecte cependant un plus grand nombre de hauteurs moyennes pour les catégories supérieures à 15 m, tandis que la photogrammétrie printanière en détecte plus pour les catégories de hauteur inférieure à ce même seuil. En ce qui concerne les relevés photogrammétriques d'hiver, ils sont très similaires au LiDAR pour les catégories de hauteurs comprises entre 10-15 m et 20-25 m. Néanmoins, pour les hauteurs comprises entre 0 et 5 m, les relevés photogrammétriques d'hiver montrent un nombre de détections radicalement plus élevé que le LiDAR et la photogrammétrie de printemps.

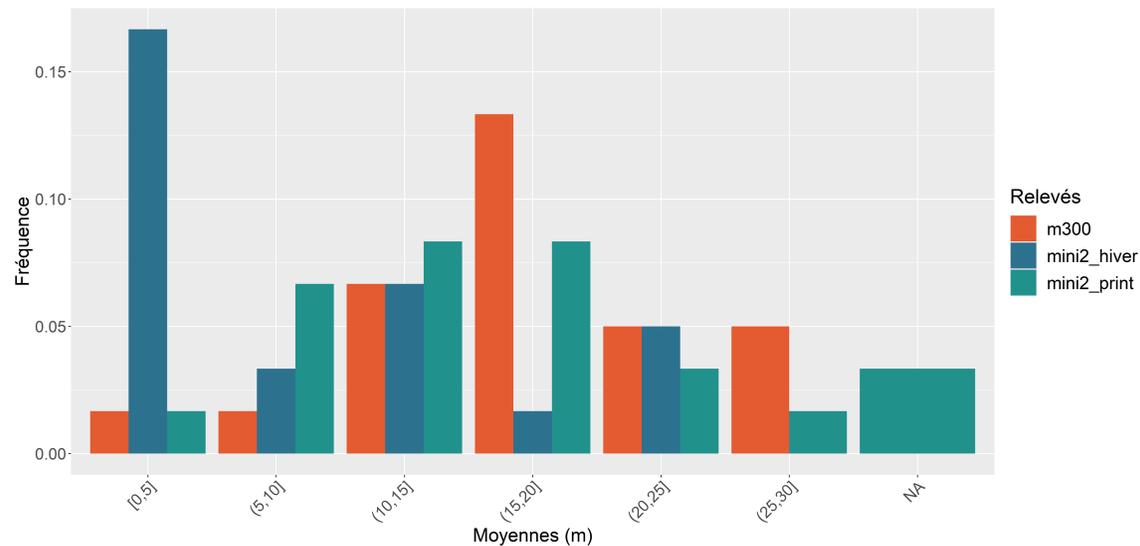


Figure 4.11 – Histogramme des moyennes de hauteur (m) des Modèles Numériques de Hauteur (MNH) pour les relevés LiDAR (m300), photogrammétrique d'hiver ($mini2_{hiver}$) et photogrammétrique de printemps ($mini2_{print}$).

Les moyennes peuvent également être interprétées placette par placette (Figure 4.11). Cela permet d'identifier une disparité relativement forte entre les relevés LiDAR et photogrammétrique. En effet, même si les données photogrammétriques de printemps suivent celle du LiDAR pour un plus grand nombre de placettes, elles sont parfois nettement moins bonnes que les données photogrammétrique de printemps.

Les placettes 3 et 15 sont les deux seules placettes pour lesquelles les moyennes de hau-

teurs sont relativement similaires pour les trois types de relevés. Les hauteurs moyennes de ces deux placettes varient entre 12,7 m et 17,2 m. Ces placettes 3 et 15 sont respectivement classées dans les feuillus de haute diversité et les résineux de faible diversité, ce qui les oppose radicalement en termes de critère de “diversité” et de “typologie”.

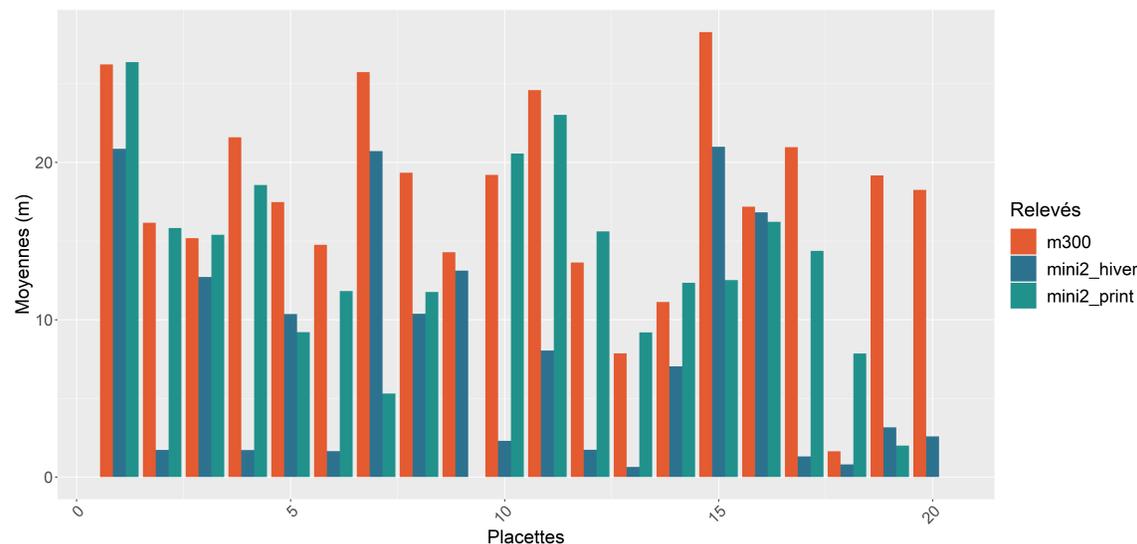


Figure 4.12 – Histogramme des moyennes de hauteur (m) des Modèles Numériques de Hauteur (MNH) par placette pour les relevés LiDAR (m300), photogrammétrique d’hiver ($mini2_{hiver}$) et photogrammétrique de printemps ($mini2_{print}$).

L’analyse précédente est complétée par le calcul des métriques suivantes : RMSE, RMSE%, MSE et MAE (Tableau 4.4). Pour rappel, ces métriques ont pour but de quantifier les différences entre les hauteurs des MNH obtenues à partir du LiDAR et de la photogrammétrie. On constate que la photogrammétrie de printemps présente en moyenne une plus petite erreur et donc une différence moindre avec les données LiDAR.

Les MSE, RMSE et MAE identifient systématiquement la placette 4 en hiver et la placette 6 au printemps comme étant les moins similaires au LiDAR. Les placettes 4 et 6 appartiennent toutes les deux au critère de haute “diversité” mais sont respectivement classées dans les feuillus et les résineux en ce qui concerne le critère de “typologie”. La RMSE% identifie cependant la placette 17 comme étant la moins similaire pour les deux périodes, cette placette étant également classée en haute “diversité” mais mixte pour la “typologie”.

Il est intéressant de constater que cette même placette 17 est considérée par les métriques MSE, RMSE et MAE comme étant la plus similaire au LiDAR pour la période hivernale.

Pour le printemps, la MSE et la RMSE identifient la placette 3 comme étant plus proche du LiDAR tandis que la RMSE% sélectionne la placette 10 et la MAE la placette 11.

Tableau 4.4 – RMSE, RMSE%, MSE et MAE des hauteurs (m) des MNH entre le LiDAR et la photogrammétrie hivernale (hiver) et printanière (printemps) pour chaque placette.

Placette	RMSE		RMSE%		MSE		MAE	
	<i>hiver</i>	<i>printemps</i>	<i>hiver</i>	<i>printemps</i>	<i>hiver</i>	<i>printemps</i>	<i>hiver</i>	<i>printemps</i>
1	12,357	6,172	47,10%	23,50%	152,695	38,097	7,949	3,292
2	18,516	5,446	114,60%	33,70%	342,828	29,654	14,946	3,162
3	7,469	4,715	49,20%	31,10%	55,779	22,227	4,479	2,912
4	21,283	6,121	98,60%	28,30%	452,956	37,463	20,086	4,845
5_1	9,728	9,938	55,70%	56,90%	94,628	98,766	7,419	8,401
5_2	15,439	5,763	104,60%	39,00%	238,368	33,213	13,164	4,077
6	11,608	21,11	45,10%	82,00%	134,745	445,627	9,183	20,669
7	12,636	13,188	65,30%	68,20%	159,681	173,918	9,199	8,678
8	7,077	/	49,50%	/	50,083	/	3,744	/
9	20,637	8,987	107,50%	46,80%	425,893	80,774	17,273	5,183
10	20,541	5,062	83,50%	20,60%	421,952	25,624	16,971	2,93
11	15,714	5,523	115,30%	40,50%	246,921	30,502	11,976	2,639
12	10,646	6,484	135,50%	82,50%	113,335	42,044	7,235	4,075
13	9,117	8,912	82,00%	80,10%	83,124	79,426	4,792	5,468
14	11,234	18,277	39,70%	64,60%	126,194	334,056	9,45	16,739
15	4,146	6,01	24,10%	35,00%	17,19	36,12	2,523	3,603
16	20,974	9,741	100,00%	46,50%	439,895	94,883	19,683	7,147
17	3,275	8,395	200,80%	514,60%	10,727	70,469	1,018	6,889
18_1	17,195	18,803	89,70%	98,10%	295,668	353,567	16,107	18,362
18_2	15,65	/	85,80%	/	244,936	/	14,825	/
Moyenne	13,262	9,369	84,70%	77,30%	205,38	112,579	10,601	7,171

4.2.2 Influence de la composition spécifique

En comparant les données du M300 avec celles du Mini 2, on constate que les hauteurs maximales (zmax) sont systématiquement sousestimées et ce, peu importe le type de peuplement. La problématique des données de hauteurs minimales (zmin) non-nulles évoquée plus tôt, ne semble pas affecter les peuplements de feuillus. L'écart-type des hauteurs est généralement plus faible pour le Mini 2 que pour le M300 sauf pour les résineux. En ce qui concerne les hauteurs moyennes, la photogrammétrie de printemps est encore une fois plus semblable à celle du LiDAR. On peut noter que les hauteurs mesurées en hiver sont en moyenne mieux détectées pour les peuplements de résineux. Cependant, au printemps, ce sont les feuillus qui présentent une hauteur moyenne largement plus semblable au LiDAR.

Tableau 4.5 – Moyennes, écart-types et valeurs extrêmes des hauteurs (m) des MNH issus du LiDAR, de la photogrammétrie hivernale et printanière pour les trois types de composition spécifique.

Catégorie	Type de relevé	zmoy	zsd	zmin	zmax
Feuillus	M300	15,294	9,970	0,000	33,339
	Mini 2 hiver	5,365	8,324	0,000	30,336
	Mini 2 printemps	15,863	8,474	0,000	31,502
Mixte	M300	14,421	10,126	0,000	36,227
	Mini 2 hiver	4,065	6,605	-0,660	30,824
	Mini 2 printemps	11,023	8,388	-13,521	35,782
Résineux	M300	23,560	8,153	0,000	37,435
	Mini 2 hiver	16,053	9,921	-4,632	48,382
	Mini 2 printemps	15,779	9,409	0,000	35,044

Discussion

5.1 Qualité de la reconstruction photogrammétrique

Dans cette étude, les indicateurs de qualité de la reconstruction photogrammétrique sont classifiés en deux catégories distinctes, à savoir la catégorie "traitement photogrammétrique" et la catégorie "indices de variabilité". La première catégorie englobe les indicateurs directement associés aux processus de traitement photogrammétrique, tandis que la seconde catégorie regroupe les indicateurs issus des variations de qualité entre les données LiDAR et photogrammétriques. Cependant, ces indicateurs peuvent également être différenciés selon trois autres catégories : leur capacité à fournir des informations sur la qualité de l'image (un élément d'entrée du traitement photogrammétrique), la qualité globale du processus de photogrammétrie, ou encore la qualité des produits générés par le traitement photogrammétrique (qui sont les résultats de ce processus).

5.1.1 Qualité de l'image

Parmi les indices permettant de caractériser la qualité de l'image, on retrouve les indices de qualité minimale, maximale et moyenne des images issues d'un algorithme intégré au logiciel Metashape. Deux de ces indices de qualité établissent une forte corrélation négative ($r = -0,786$ et $-0,672$) avec l'axe de la troisième dimension de l'AFDM. Or, cette dimension permet de souligner une corrélation entre la diminution de la qualité et entre l'augmentation de la vitesse d'obturation et de la sensibilité ISO. L'analyse RF, quant à elle, confirme l'influence de ces deux variables sur l'indice de qualité d'image. Le pourcentage d'augmentation des erreurs quadratiques moyennes (%IncMSE) indique que la vitesse d'obturation (7,184%) a un impact plus important sur l'indice de qualité que la sensibilité ISO (1,313%).

Les analyses permettent de relier la vitesse d'obturation et la sensibilité ISO avec l'impact bien connu des conditions de luminosité sur la qualité d'image (Mosbrucker et al., 2017). Comme le mentionne O'Connor et al. (2017), l'équilibre entre les ISO et la vitesse d'obturation est crucial pour la qualité d'image. Augmenter les ISO en cas de faible lu-

mière incidente génère du bruit. Or, réduire la vitesse d’obturation permet de compenser le manque de lumière. Cette compensation a néanmoins une limite puisque l’augmentation de la vitesse peut entraîner un flou de mouvement et donc également réduire la qualité de l’image.

La luminosité est également impactée en présence de conditions météorologiques défavorables. La présence d’une couverture nuageuse et/ou de précipitations, lors de la capture des images, entraîne une diminution moyenne de 25 % de la qualité et de l’exactitude du produit photogrammétrique final (Wierzbicki et al., 2015). Or, dans le RF, la variable sur l’indice de nébulosité n’apporte aucune information au modèle. De plus, au niveau de l’analyse multivariée, il n’a pu être relié à aucun des axes. Ces résultats tendent à souligner que la condition de nébulosité n’a pas d’impact sur la qualité des images. Cependant, la prise de mesure de la nébulosité comporte des biais. De fait, elle repose sur une détermination visuelle, dépendant directement de l’observateur.

Finalement, on observe dans les résultats du random forest qu’il y a un effet plus prononcé de la vitesse maximum du vent et de la vitesse d’obturation lorsque la variable du modèle est l’indice de qualité moyenne de Matashape. Ceci vient appuyer ce qui est trouvé dans la littérature, à savoir que le flou de mouvement réduit la qualité de prise d’image au travers de la vitesse d’obturation (Sieberth et al., 2014).

5.2 Comparaison avec le LiDAR

La nature du MNH étudié dans ce travail permet uniquement de se rendre compte de la hauteur de la canopée, négligeant ainsi l’étude de la structure du sous-bois (White et al., 2013). Il faut préciser que si la photogrammétrie n’est pas capable de capter l’information relative au sous-bois, ce n’est pas le cas du LiDAR. Cette perte d’information sur la structure, et plus généralement sur la diversité présente sur une placette, souligne l’avantage lié à l’utilisation du LiDAR par rapport au drone low-cost. Néanmoins, même si il n’est pas possible d’obtenir une information directe sur les étages inférieurs à la canopée, il est possible de relier la structure des arbres dominants avec la diversité du sous-étage (Barbier et al., 2008). Une étude récente de Singh et al. (2023) en Australie utilise les MNH issus de la photogrammétrie afin de faire le lien entre la diversité de la végétation du sous-bois et la structure spatiale des arbres de canopée, soulignant ainsi les possibilités qu’offre l’utilisation d’un drone low-cost malgré l’impossibilité de directement mesurer le sous-bois.

La caractérisation de la structure verticale des différents types de peuplements par le LiDAR et la photogrammétrie qui a le mieux fonctionné (printemps), s’est avérée sensiblement équivalente pour les placettes de feuillus. La hauteur moyenne de ce type de peuplement étant de 15,294 m pour le LiDAR et 15,863 m pour la photogrammétrie. Les hauteurs maximales détectées sont systématiquement inférieures d’environ 2 m par rapport

au LiDAR. Cette sous-estimation des hauteurs par la photogrammétrie a également pu être observée par (Filippelli et al., 2019).

5.3 Critique des analyses

En ce qui concerne l'analyse des moyennes des hauteurs des MNH, il faut tout d'abord garder à l'esprit que la moyenne est un indicateur sensible aux données extrêmes. Il est donc nécessaire de l'interpréter avec prudence. Comme celle-ci ne permet pas de se rendre compte de la disparité des hauteurs au sein de la placette, il n'est pas judicieux de l'utiliser comme seul indicateur de comparaison entre le LiDAR et la photogrammétrie. Ce qui souligne l'importance de compléter ces résultats par l'analyse d'autres indicateurs tels que la RMSE, la MSE, la MAE ou la RMSE%.

L'inertie associée aux trois premières dimensions n'est pas très élevée (27,21 %), ce qui peut limiter l'interprétation et la caractérisation de la variabilité du jeu de données. On remarque également que les coefficients de corrélation des variables qualitatives restent relativement faibles. La forte significativité de certaines variables permet cependant d'appuyer l'existence d'une relation même si elle est de faible ampleur. Il est important de noter que le coefficient de corrélation utilisé dans l'analyse n'est adapté que pour détecter des relations linéaires. Les autres types de relations ne peuvent donc pas être mis en évidence.

Il est important de prendre en considération les contraintes inhérentes à l'Analyse Factorielle des Données Mixtes (AFDM). Cette méthode est particulièrement sensible aux petits échantillons, ce qui signifie qu'elle peut être influencée par les variables qualitatives comportant un grand nombre de modalités et peu d'individus pour chacune de ces modalités (Hervé, 2016). Par conséquent, il n'est pas surprenant d'observer que les variables h_{10} , pl et h_5 contribuent le plus à la première dimension, étant donné qu'elles font partie des variables avec le plus grand nombre de modalités. Néanmoins, cela ne signifie pas que les variables avec de faibles effectifs par modalités influencent nécessairement davantage les premières dimensions. La variable *nebu* illustre ce propos, car elle ne présente aucune corrélation significative avec les trois premières dimensions, malgré ses nombreuses modalités.

5.4 Perspectives

Il existe de nombreuses méthodes de post-traitement pour corriger les défauts causés par les différents facteurs de conditions d'acquisition. Le flou de mouvements est un des défauts causés par ces divers facteurs. Or, en vue de minimiser les effets du flou de mouvement, il est recommandé de planifier les prises de vue dans des conditions climatiques et lumineuses appropriées. Toutefois, même dans des conditions moins optimales, des solutions ont été développées pour atténuer les effets de ce flou sur la qualité des images. Parmi ces solutions, on peut retrouver la méthode de Compensation du Mouvement vers l'Avant ou Forward

Motion Compensation (FMC), conçue pour réduire le flou résultant du déplacement du drone. Cependant, la FMC peut rencontrer des difficultés à traiter le flou causé par certains aspects des prises de vue nadir. Afin de relever ces défis, de nouvelles méthodes telles que la Compensation de Mouvement Adaptatif ou Compensation de Mouvement Adaptatif (AMC) sont en développement. Cette dernière vise à gérer tout type de flou de mouvement, offrant ainsi une approche plus complète et efficace (Dohr et al., 2022).

En outre, il est possible de se poser la question de la pertinence de la photogrammétrie par rapport au LiDAR dans la caractérisation de grandes étendues de forêts. Il serait ainsi intéressant de vérifier l'applicabilité de la photogrammétrie dans ce genre de contexte. Un autre point non négligeable à aborder est la rapide évolution des technologies. En effet, que cela concerne le LiDAR ou la photogrammétrie, cette évolution induit la nécessité d'étudier ces deux techniques régulièrement afin de mettre à jour les connaissances. La technologie LiDAR n'était il n'y a peu uniquement accessible avec des aéronefs pilotés. Elle est désormais accessible sur des drones pilotés à distance et on peut s'attendre à ce que celle-ci se miniaturise de plus en plus pour un coût toujours moindre.

Conclusion

En conclusion, l'utilisation du LiDAR aérien est depuis de nombreuses années reconnue comme un outil précieux pour la caractérisation des ressources forestières. Son application pour quantifier les métriques de structure forestière à l'aide de méthodes telles que l'ABA ou l'ITD a également été étudiée au cours des dernières années.

Afin de pouvoir comparer de manière approfondie le potentiel du drone low-cost avec celui du LiDAR, il s'est avéré judicieux d'examiner les conditions d'acquisition pouvant influencer la qualité de la photogrammétrie elle-même. Cette étude met en lumière les liens entre la qualité de l'image et des variables telles que la vitesse d'obturation, la sensibilité ISO et des facteurs météorologiques. De plus, elle souligne l'importance du choix de méthodes de traitement appropriées pour optimiser la qualité globale du processus.

Le drone apparaît ainsi comme un outil économique, démontrant une efficacité relative lorsque la phase de pré-acquisition est soigneusement planifiée. L'étude contribue aux recherches en cours dans le domaine en renforçant l'idée que la photogrammétrie peut être une solution viable pour la caractérisation de la structure forestière si elle est judicieusement planifiée.

Contribution de l'étudiant

L'étudiante a contribué à cette étude en établissant et en développant un protocole de collecte de données photogrammétriques. Elle s'est chargée de recueillir ces données, de les traiter, de les analyser et de synthétiser les résultats.

Bibliographie

- ACRVF (2016). Inventaire forestier d'aménagement. guide à destination des utilisateurs.
- Agisoft (2019). Manuel de l'utilisateur : Agisoft metashape professional edition, version 1.5.
- Assessment), M. M. E. (2005). Ecosystems and human well-being : synthesis.
- Banskota, A., Kayastha, N., Falkowski, M. J., Wulder, M. A., Froese, R. E., & White, J. C. (2014). Forest monitoring using landsat time series data : A review. Canadian Journal of Remote Sensing, 40(5), 362–384.
- Barbier, S., Gosselin, F., & Balandier, P. (2008). Influence of tree species on understory vegetation diversity and mechanisms involved—a critical review for temperate and boreal forests. Forest Ecology and Management, 254(1), 1–15.
- Beck, H. E., Zimmermann, N. E., McVicar, T. R., Vergopolan, N., Berg, A., & Wood, E. F. (2018). Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. Scientific Data, 5(1), 180214. Number : 1 Publisher : Nature Publishing Group.
- Biau, G. & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. TEST, 25(2), 197–227.
- Costanza, R., d'Arge, R., De Groot, R., Farber, S., Grasso, M., Hannon, B., Limburg, K., Naeem, S., O'neill, R. V., Paruelo, J., et al. (1997). The value of the world's ecosystem services and natural capital. nature, 387(6630), 253–260.
- Dieler, J., Uhl, E., Biber, P., Müller, J., Rötzer, T., & Pretzsch, H. (2017). Effect of forest stand management on species composition, structural diversity, and productivity in the temperate zone of Europe. European Journal of Forest Research, 136(4), 739–766.
- Dohr, S., Muick, M., Schachinger, B., & Gruber, M. (2022). Image motion compensation – the vexcel approach. International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences., XLIII-B1-2022, 333–338.
- Eisenbeiss, H. & Sauerbier, M. (2011). Investigation of uav systems and flight modes for photogrammetric applications. 26(136), 400–421. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1477-9730.2011.00657.x>.

- Evans, D. L., Roberts, S. D., & Parker, R. C. (2006). Lidar a new tool for forest measurements? *The Forestry Chronicle*, 82(2), 211–218.
- Filippelli, S. K., Lefsky, M. A., & Rocca, M. E. (2019). Comparison and integration of lidar and photogrammetric point clouds for mapping pre-fire forest structure. 224, 154–166.
- He, T., Yang, Y., Shi, Y., Liang, X., Fu, S., Xie, G., Liu, B., & Liu, Y. (2022). Quantifying spatial distribution of interrill and rill erosion in a loess at different slopes using structure from motion (SfM) photogrammetry. 10(3), 393–406.
- Hervé, M. (2016). Aide-mémoire de statistique appliquée à la biologie.
- Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O’Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from motion photogrammetry in forestry : a review. 5(3), 155–168.
- Inventaire Permanent des Ressources forestières de Wallonie (IPRF), f. . D. Inventaire permanent des ressources forestières de wallonie (iprf).
- Jenkins, M. & Schaap, B. (2018). Forest ecosystem services. Background analytical study, 1.
- Liaw, A. & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. CRAN : R News.
- Lisein, J., Bonnet, S., Lejeune, P., & Pierrot-Deseilligny, M. (19 June 2014). Modélisation de la canopée forestière par photogrammétrie depuis des images acquises par drone. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 206.
- Louvel, J. & Gaudillat, V. (2013). EUNIS, European Nature Information System, Système d’information européen sur la nature : classification des habitats : traduction française : habitats terrestres et d’eau douce. MNHN.
- Lê, S., Josse, J., & Husson, F. (2008). FactoMineR : An R Package for Multivariate Analysis. *Journal of Statistical Software*, 25, 1–18.
- McNicol, I. M., Mitchard, E. T. A., Aquino, C., Burt, A., Carstairs, H., Dassi, C., Modinga Dikongo, A., & Disney, M. I. (2021). To what extent can uav photogrammetry replicate uav lidar to determine forest structure? a test in two contrasting tropical forests. *Journal of geophysical research. Biogeosciences*, 126(12).
- Mori, A. S., Lertzman, K. P., & Gustafsson, L. (2017). Biodiversity and ecosystem services in forest ecosystems : a research agenda for applied forest ecology. *Journal of Applied Ecology*, 54(1), 12–27.
- Mosbrucker, A. R., Major, J. J., Spicer, K. R., & Pitlick, J. (2017). Camera system considerations for geomorphic applications of SfM photogrammetry. 42(6), 969–986.
_eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/esp.4066>.
- Ninan, K. & Inoue, M. (2013). Valuing forest ecosystem services : What we know and what we don’t. *Ecological economics*, 93, 137–149.
- NOSS, R. F. (1990). Indicators for monitoring biodiversity : A hierarchical approach. *Conservation biology*, 4(4), 355–364.

- Over, J.-S. R., Ritchie, A. C., Kranenburg, C. J., Brown, J. A., Buscombe, D. D., Noble, T., Sherwood, C. R., Warrick, J. A., & Wernette, P. A. (2021). Processing coastal imagery with Agisoft Metashape Professional Edition, version 1.6—Structure from motion workflow documentation. Technical report, US Geological Survey.
- Ovigneur, B. (2005). Description des propriétés macrophysiques et microphysiques des nuages par télédétection active et passive—application à la campagne aéroportée french/dirac. Laboratoire d’Optique Atmosphérique, Ecole doctorale Sciences de la Matière, du Rayonnement et de l’Environnement, l’Université Sciences et Technologies de Lille.
- O’Connor, J., Smith, M. J., & James, M. R. (2017). Cameras and settings for aerial surveys in the geosciences : Optimising image data. 41(3), 325–344. Publisher : SAGE Publications Ltd.
- Pagès, J. (2004). Analyse factorielle de données mixtes : principe et exemple d’application. Revue de statistique appliquée, 52(4), 93–111.
- Rieger, A., Hothorn, T., & Strobl, C. (2010). Random forests with missing values in the covariates.
- Rondeux, J. & Lecomte, H. (May 2010). Inventaire Permanent des Ressources Forestières de Wallonie - Guide méthodologique.
- 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. Remote Sensing of Environment, 251, 112061.
- Sieberth, T., Wackrow, R., & Chandler, J. H. (2014). Motion blur disturbs – the influence of motion-blurred images in photogrammetry. 29(148), 434–453. eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/phor.12082>.
- Singh, A., Wagner, B., Kasel, S., Baker, P. J., & Nitschke, C. R. (2023). Canopy Composition and Spatial Configuration Influences Beta Diversity in Temperate Regrowth Forests of Southeastern Australia. Drones, 7(3), 155. Number : 3 Publisher : Multi-disciplinary Digital Publishing Institute.
- Sloan, S. & Sayer, J. A. (2015). Forest resources assessment of 2015 shows positive global trends but forest loss and degradation persist in poor tropical countries. Forest Ecology and Management, 352, 134–145.
- Song, C., Dickinson, M. B., Su, L., Zhang, S., & Yaussey, D. (2010). Estimating average tree crown size using spatial information from Ikonos and QuickBird images : Across-sensor and across-site comparisons. Remote Sensing of Environment, 114(5), 1099–1107.
- SPW. (2016). Ressource forestière : État de l’environnement wallon. <http://etat.environnement.wallonie.be/contents/indicatorsheets/RESS%204.html#>. Accessed : 2023-05-03.

- Taye, F. A., Folkersen, M. V., Fleming, C. M., Buckwell, A., Mackey, B., Diwakar, K., Le, D., Hasan, S., & Ange, C. S. (2021). The economic values of global forest ecosystem services : A meta-analysis. *Ecological Economics*, 189, 107145.
- Van der Perre, R., Bythell, S., Bogaert, P., Claessens, H., Ridremont, F., Tricot, C., Vincke, C., & Ponette, Q. (2015). La carte bioclimatique de wallonie : un nouveau découpage écologique du territoire pour le choix des essences forestières. *Forêt. Nature*, (135).
- Vandendaele, B. (19 December 2022). 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. PhD thesis, Université de Sherbrooke [Département de géomatique appliquée], Sherbrooke, Canada.
- White, J. C., Wulder, M. A., Vastaranta, M., Coops, N. C., Pitt, D., & Woods, M. (2013). The Utility of Image-Based Point Clouds for Forest Inventory : A Comparison with Airborne Laser Scanning. *Forests*, 4(3), 518–536. Number : 3 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Wierzbicki, D., Kedzierski, M., & Fryskowska, A. (2015). ASSESMENT OF THE INFLUENCE OF UAV IMAGE QUALITY ON THE ORTHOPHOTO PRODUCTION. XL-1/W4, 1–8.
- Wright, M. N. & Ziegler, A. (2017). ranger : A Fast Implementation of Random Forests for High Dimensional Data in C++ and R. *Journal of Statistical Software*, 77(1). arXiv :1508.04409 [stat].
- Yaïche, M. & Bekkouche, S. (2010). Estimation du rayonnement solaire global en algérie pour différents types de ciel. *Journal of Renewable Energies*, 13(4), 683–695.
- Zhang, H., Bauters, M., Boeckx, P., & Van Oost, K. (2021). Mapping Canopy Heights in Dense Tropical Forests Using Low-Cost UAV-Derived Photogrammetric Point Clouds and Machine Learning Approaches. *Remote Sensing*, 13(18), 3777. Number : 18 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

Annexes

Annexe. 1. Composition des placettes en fonction des critères de "diversité" et "composition"

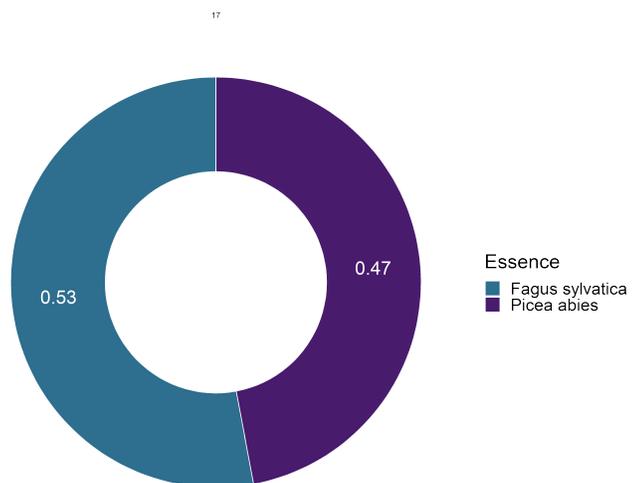
Composition des placettes de résineux en haute diversité



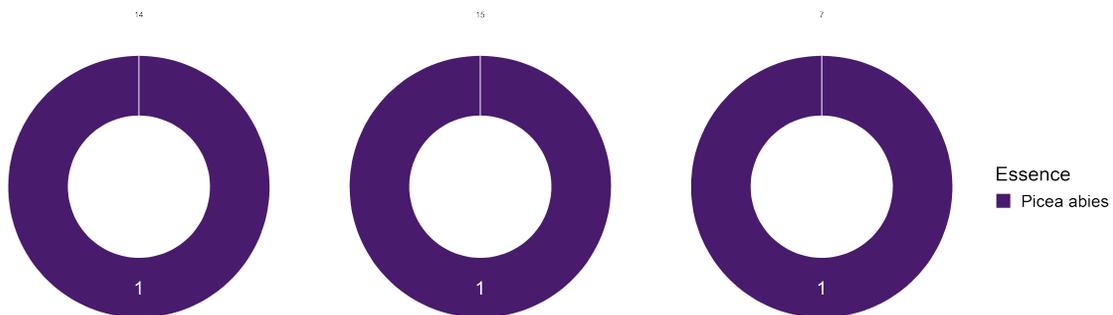
Composition des placettes de feuillus en haute diversité



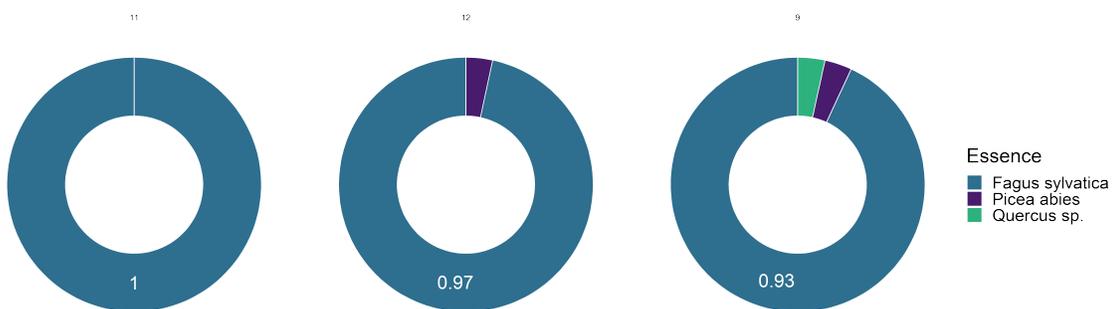
Composition de la placette mixte en haute diversité



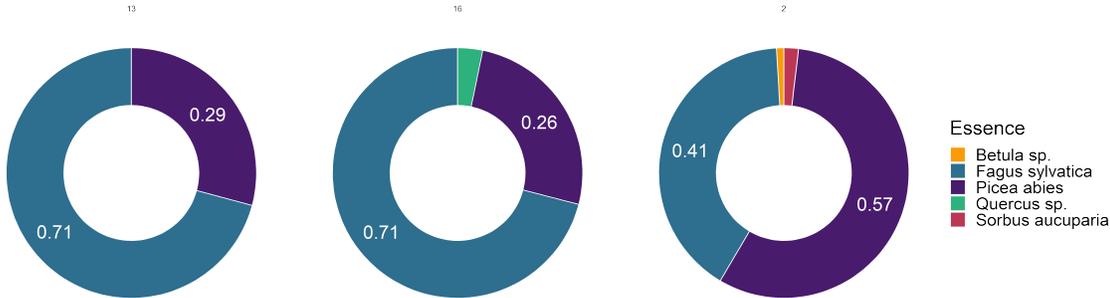
Composition des placettes de résineux en faible diversité



Composition des placettes de feuillus en faible diversité



Composition de la placette mixte en faible diversité



Annexe. 3. Moyennes, écart-types et valeurs extrêmes des hauteurs (m) des MNH issus du LiDAR, de la photogrammétrie hivernale et printanière pour chaque placette et critère de “diversité” et “composition”.

Diversité	Composition	Placette	Type de relevé	zmoy	zsd	zmin	zmax
haute	Résineux	1	M300	26,224	6,531	0,000	37,435
			Mini 2 hiver	20,859	9,532	-4,632	36,336
			Mini 2 printemps	26,375	2,825	1,360	35,044
		6	M300	25,737	5,847	0,000	35,879
			Mini 2 hiver	20,715	9,136	-1,123	48,382
			Mini 2 printemps	5,306	2,265	0,002	14,010
		10	M300	24,593	6,001	0,000	35,232
			Mini 2 hiver	8,034	9,819	-1,680	26,376
			Mini 2 printemps	23,020	3,693	0,000	27,020
	Feuillus	3	M300	15,183	8,159	0,000	26,916
			Mini 2 hiver	12,709	8,972	0,000	24,843
			Mini 2 printemps	15,395	6,576	0,000	25,896
		4	M300	21,593	6,550	0,037	29,920
			Mini 2 hiver	1,706	3,617	0,000	21,833
			Mini 2 printemps	18,554	5,293	0,001	29,479
		8	M300	14,289	8,230	0,115	24,186
			Mini 2 hiver	13,120	9,081	0,000	23,938
			Mini 2 printemps	/	/	/	/
Mixte	5_1	M300	17,471	4,655	0,102	29,654	
		Mini 2 hiver	10,357	6,144	0,000	26,665	
		Mini 2 printemps	9,208	4,254	0,000	20,882	
	17	M300	1,631	3,525	0,000	28,782	
		Mini 2 hiver	0,800	2,025	0,000	21,465	
		Mini 2 printemps	7,845	5,002	0,000	26,926	
	18_1	M300	19,172	5,680	0,000	28,857	
		Mini 2 hiver	3,152	4,457	-0,660	21,224	
		Mini 2 printemps	1,995	1,654	-0,425	9,832	
faible	Résineux	7	M300	19,344	11,095	0,000	32,660
			Mini 2 hiver	10,377	10,237	0,000	27,200
			Mini 2 printemps	11,757	11,382	0,000	30,995
		14	M300	28,280	6,846	0,000	36,362
			Mini 2 hiver	20,988	6,651	-0,332	40,383
			Mini 2 printemps	12,518	6,471	0,011	29,923
		15	M300	17,183	4,734	0,000	23,901
			Mini 2 hiver	16,818	2,888	0,000	24,495
			Mini 2 printemps	16,223	5,764	0,000	23,983

Annexe. 2. Tableau récapitulatif des variables étudiées dans l'analyse multivariée.

Catégorie	Variable	Type	Modalités	Unités de mesure
Données d'inventaire	Quantitatif	hmoy	/	m
		gha		m ² /ha
		nha		nombre de tiges/ha
	Qualitatif	div	haute faible	/
		compo_prop	résineux feuillus mixte	
structure		F1etg F2etg Fjard		
compo_id		hêtraie hêtre- chêne pessière douglasaie epicéa – douglas		
	pl	20		
Traitement photogrammétrique	Quantitatif	reso	/	m/pix
		rec_ortho		/
		prop_al		
		tie_pt		
		qual_min		
		qual_max		
	qual_moy			
Qualitatif	al_1	oui non	/	

Catégorie	Variable	Type	Modalités	Unités de mesure
Conditions d'acquisition	Quantitatif	vent	/	km/h
		vent_max		km/h
		alt_max		m
		alt_min		m
		alt_et		m
		penne		°
		shutter_moy		s
	iso_moy	/		
	Qualitatif	nebu	8	octa
		h_10	10	/
		h_5	5	
		h_3	3	
		h_2	2	
	Indices de variabilité	Quantitatif	rmse	/
rmse_relative			/	
mse			m ²	
mae			m	

Annexe. 4. Visualisation des valeurs imputées (orange) à travers la relation entre la variable $qual_{moy}$ et les variables quantitative possédant des valeurs manquantes. Histogramme du jeu de données (gris), complété par les valeurs imputées (orange).

