

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

COMPARAISON DES NUAGES DE POINTS PHOTOGRAMMÉTRIQUES ET  
LIDAR POUR LA CARTOGRAPHIE PAR ARBRE INDIVIDUEL DE LA  
STRUCTURE ET DE LA COMPOSITION DES FORÊTS BORÉALES

MÉMOIRE

PRÉSENTÉE COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAITRISE EN GÉOGRAPHIE

PAR

FÉLIX-ANTOINE AUDET

FÉVRIER 2017

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL  
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

## REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier Isabelle de m'avoir soutenu durant la réalisation de cette recherche. Sans tes encouragements et ton support, il m'aurait été impossible de traverser les épreuves et mettre les efforts nécessaires afin de traverser cette aventure. Merci à Benoit de m'avoir guidé tout au long de ce parcours et surtout de m'avoir transmis ces innombrables connaissances et cette précieuse rigueur scientifique. Merci à mes collègues du LCDF, Jean-François, Yaser, Rachel, Christina, David et Qian pour ces nombreuses discussions et votre aide tout au long de mon parcours. Sans oublier mes parents, amis et collègues de travail qui ont contribué chacun à leurs façons à m'aider à travers mes études.

## AVANT-PROPOS

La présente recherche s'inscrit dans le cadre du projet s'intitulant : Vers l'implantation de technologies opérationnelles de la télédétection 3D en inventaire forestier. Ce projet, subventionné par Le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), est dirigé par Jean Bégin de l'Université Laval et comporte plusieurs partenaires dont : Benoît St-Onge (Université du Québec à Montréal), Richard Fournier (Université de Sherbrooke), Antoine Leboeuf (Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs) et Jean-François Côté (Centre canadien sur la fibre de bois). Les objectifs de ce projet comportent trois volets dont la présente recherche constitue la première partie. Celle-ci concerne le développement des méthodes d'analyse des données provenant du lidar aéroporté, de l'imagerie numérique ou de la fusion de ces données afin de caractériser la structure 3D et d'identifier les espèces des peuplements forestiers.

En parallèle avec la réalisation de cette recherche, un article intitulé *Characterizing the Height Structure and Composition of a Boreal Forest Using an Individual Tree Crown Approach Applied to Photogrammetric Point Clouds* a été publié dans la revue *Forest* (ISSN 1999-4907). Ma contribution à cette publication concerne la réalisation des traitements et de l'analyse des données ainsi que la participation partielle dans la conception de la méthodologie et dans la rédaction. Pour sa part, Benoît St-Onge a assumé la majeure partie de la rédaction et a considérablement contribué à la conception de la méthodologie et à l'analyse des résultats. En plus de sa participation à la conception initiale du projet, Jean Bégin a pour sa part contribué à l'analyse des résultats et apporté sa précieuse expertise en foresterie.

## TABLE DES MATIÈRES

AVANT-PROPOS .....	iii
LISTE DES FIGURES.....	vi
LISTE DES TABLEAUX.....	viii
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	ix
RÉSUMÉ .....	x
CHAPITRE I.....	1
INTRODUCTION.....	1
1.1. Télédétection appliquée à la cartographie des milieux forestiers.....	2
1.2. Photogrammétrie .....	7
1.3. Développements récents.....	10
1.4. Caractérisation des milieux forestiers .....	12
1.4.1. Approche zonale.....	12
1.4.2. Approche ITC.....	15
1.5. Classification d'espèces .....	17
1.5.1. Classification à partir de l'imagerie .....	18
1.5.2. Classification à partir du lidar .....	19
1.5.3. Classification par fusion de donnée.....	22
CHAPITRE II .....	25
PROBLÉMATIQUE ET OBJECTIFS.....	25
CHAPITRE III .....	27
CADRE MÉTHODOLOGIQUE.....	27
3.1. Région d'étude .....	27
3.2. Données .....	30
3.3. Génération des modèles.....	33
3.3.1. Sélection du logiciel d'appariement d'images .....	33
3.4. Récupération des valeurs spectrales .....	37

3.5. Analyse de la correspondance des points lidar et photogrammétriques.....	40
3.6. Segmentation des couronnes .....	42
3.7. Métriques.....	44
3.8. Classification d'espèces par arbre individuel .....	47
CHAPITRE IV.....	49
RÉSULTATS .....	49
4.1. Génération des modèles photogrammétriques .....	49
4.2. Comparaison des nuages de points photogrammétriques et lidar .....	49
4.3. Comparaison des MHC photogrammétriques et lidar interpolés .....	53
4.4. Segmentation des couronnes .....	57
4.5. Identification des espèces.....	63
CHAPITRE V .....	70
DISCUSSION .....	70
CHAPITRE VI.....	84
CONCLUSION .....	84
RÉFÉRENCES.....	87

## LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Représentation de l'émission et du retour d'une impulsion laser sur une zone de végétation.....	4
Figure 1.2 : Plan d'action du MFFP de la couverture lidar 2016-2022 .....	5
Figure 1.3 : Éléments géométriques essentiels à la reconstitution stéréo-photogrammétrique .....	8
Figure 1.4 : Schématisation de l'approche ABA .....	13
Figure 3.1 : Localisation de la région d'étude.....	28
Figure 3.2 : Précision des mesures de hauteurs d'arbres à partir du lidar.....	32
Figure 3.3 : Comparaison des MHC issus de différents logiciels d'appariement d'images .....	34
Figure 3.4 : Représentation de la projection d'un point xyz dans différentes images	38
Figure 3.5 : Représentation de la méthode utilisée pour le calcul de la visibilité.....	39
Figure 3.6 : Résultats de la sélection des couronnes correspondantes .....	43
Figure 4.1 : Représentation du nuage de points d'un peuplement de sapin baumier et d'un peuplement mélangé .....	51
Figure 4.2 : Histogrammes de distribution des hauteurs des pixels non-interpolés....	53
Figure 4.3 : Diagramme de dispersion des hauteurs des pixels non-interpolés. L'échelle de couleur correspond à la densité des observations.....	54
Figure 4.4: Représentation des MHC lidar, photogrammétrique et l'orthoimage correspondante .....	55
Figure 4.5 : Histogrammes de distribution des hauteurs des pixels interpolés .....	56
Figure 4.6 : Diagramme de dispersion des hauteurs des pixels interpolés. L'échelle de couleur correspond à la densité des observations .....	57
Figure 4.7 : Comparaison de la segmentation des couronnes entre le lidar et le NPP superposés à l'orthoimage correspondante .....	59
Figure 4.8 : Histogrammes de distribution des surfaces des couronnes .....	60
Figure 4.9 : Histogrammes de distribution des hauteurs des couronnes .....	61
Figure 4.10 : Diagramme de dispersion des hauteurs des couronnes correspondantes entre le lidar et la photogrammétrie.. .....	62
Figure 4.11 : Diagramme de dispersion des surfaces des couronnes correspondantes entre le lidar et la photogrammétrie. ....	63
Figure 4.12 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications lidar utilisant les variables tridimensionnelles .....	67

Figure 4.13 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications NPP utilisant les variables tridimensionnelles .....	68
Figure 4.14 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications lidar utilisant les variables tridimensionnelles et d'intensité.....	68
Figure 4.15 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications NPP utilisant les variables tridimensionnelles et multispectrale.....	69
Figure 4.16 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications lidar utilisant les variables tridimensionnelles, d'intensité et multispectrale .....	69

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Résultat d'études utilisant l'approche ABA à l'aide de nuage de points photogrammétriques.....	15
Tableau 1.2 : Sommaire des études utilisant le lidar à des fins de classification d'espèces .....	21
Tableau 1.3 : Sommaire des études utilisant la combinaison du lidar et de l'imagerie à des fins de classification d'espèces .....	23
Tableau 3.1 : Caractéristiques des sites d'étude.....	29
Tableau 3.2 : Caractéristiques de l'acquisition de l'imagerie multispectrale .....	30
Tableau 3.3 : Caractéristiques de l'acquisition du lidar .....	31
Tableau 3.4 : Relation entre le lidar et la hauteur d'arbres individuels mesurés sur le terrain .....	32
Tableau 3.5 : Description des métriques extraites des nuages de points .....	46
Tableau 4.1 : Précision des points de contrôle pour chaque site d'étude.....	49
Tableau 4.2 : Densité de points par site d'étude .....	50
Tableau 4.3 : Différence relative de la densité de points entre les sites en visée verticale et oblique .....	50
Tableau 4.4 : Nombre et différence relative du nombre de couronnes par site d'étude entre le lidar et les NPP .....	58
Tableau 4.5 : Résultat de classification pour différentes familles de variables .....	64

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

3D	Tridimensionnel
ABA	<i>Area-based approach</i>
ITC	<i>Individual tree crown</i>
Lidar	<i>Light Detection And Ranging</i>
EMQ	Erreur moyenne quadratique
MDA	Moyenne de la diminution de précision
MNT	Modèle numérique de terrain
MNS	Modèle numérique de surface
MHC	Modèle de hauteur de canopée
MFFP	Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs
NPP	Nuage de points photogrammétriques
OOB	<i>Out-of-bag</i>
Radar	<i>RAdio Detection And Ranging</i>
SGM	<i>Semi-Global Matching</i>
SITC	<i>Semi-individual tree crown</i>
SIFT	<i>Scale invariant feature Transform</i>

## RÉSUMÉ

Jusqu'à présent, le lidar aéroporté est le principal capteur permettant la caractérisation du territoire forestier à l'échelle de l'arbre individuel. Sa précision et sa capacité à renseigner sur la structure tridimensionnelle (3D) ont permis à plusieurs études de prouver son avantage pour ce type de caractérisation. Les nuages de points photogrammétriques (NPP) obtenus par appariement stéréoscopique de photographies aériennes peuvent dorénavant atteindre une résolution comparable. Dans ce contexte, cette recherche vise à évaluer le potentiel pour décrire la structure verticale et la composition forestière d'une forêt boréale utilisant un NPP en comparaison au lidar. Il a été démontré sur une base comparative par pixels que la reconstitution spatiale et la qualité des NPP étaient influencées par la structure et la composition forestière. Néanmoins, la comparaison de la segmentation des arbres individuels a permis de démontrer des résultats semblables entre le lidar et l'approche photogrammétrique notamment en ce qui concerne la distribution des hauteurs. La classification en trois classes (épinette, sapin et feuillu) a démontré de meilleurs résultats pour le lidar lorsque seulement les métriques 3D ont été utilisées (précision globale de 85% pour lidar, 81% pour le NPP). Toutefois, lorsque l'information radiométrique inhérente à chaque type de capteur a été jointe aux métriques 3D, l'exactitude des classifications des NPP (89%) a dépassé celle du lidar (86%). Finalement, la combinaison des métriques des deux capteurs a permis d'obtenir les meilleurs résultats (90%). Ces résultats démontrent que la caractérisation de la structure et de la composition forestière à l'aide de nuages de points photogrammétriques constitue une solution efficace pour la mise à jour des inventaires forestiers.

**MOTS-CLÉS** : photogrammétrie, nuage de point, appariement d'images, lidar, approche par arbre individuel, classification d'espèces

## CHAPITRE I

### INTRODUCTION

Que ce soit dans un contexte écologique ou économique, les forêts offrent une multitude de ressources. Cependant, la planification forestière est une activité complexe qui doit tenir compte de différents niveaux d'échelle (arbre individuel, peuplement, paysage), de différents niveaux d'intervention (stratégique, opérationnel) et différents objectifs (récolte, biodiversité, modélisation feu de forêt, etc.) (Bergseng et al. 2015). Ces décisions sont basées principalement sur l'information issue de l'inventaire forestier. Ainsi, différents sondages permettent de mesurer et de caractériser le territoire forestier. Ces caractéristiques peuvent être calculées à l'échelle de l'arbre individuel (hauteur, diamètre, essence, etc.), à celle de la placette ou du peuplement (volume, densité de tiges, surface terrière, biomasse, etc.) ou à l'échelle du paysage (stockage de carbone, suivi de la biodiversité) (Hall et al. 2011). Ainsi, plusieurs pays ont intégré des programmes de gestion et d'inventaire forestiers dans leurs politiques nationales (McRoberts et al. 2010; Tomppo et al. 2010). Le calcul des attributs forestiers précédemment cités est fait en grande partie à partir de placettes échantillonnées sur le terrain. Les méthodes employées peuvent être très précises, mais sont très coûteuses en termes de temps et d'effort nécessaire pour l'acquisition des données. De plus, ces placettes étant des éléments ponctuels ne peuvent couvrir l'ensemble du territoire. De ce fait, le niveau de précision des estimations sur un territoire forestier est souvent proportionnel au nombre de placettes (Hyde et al. 2006).

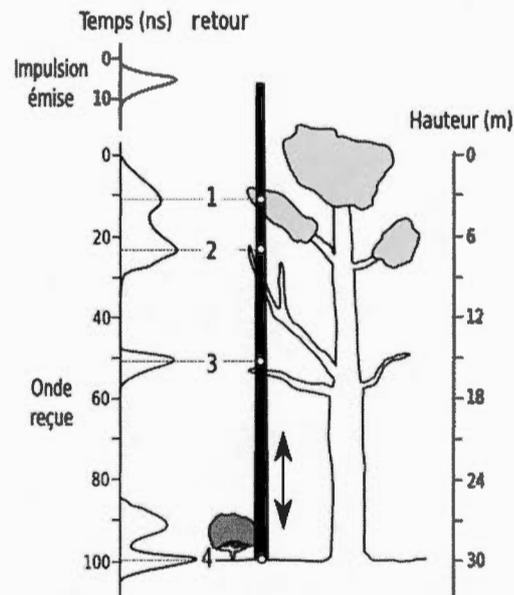
### 1.1. Télédétection appliquée à la cartographie des milieux forestiers

Pour surmonter ces contraintes, les données de télédétection ont considérablement amélioré l'inventaire forestier en terme de couverture, précision d'estimations et de coûts (Bergseng et al. 2015; McRoberts et Tomppo 2007; McRoberts et al. 2010). Ces données, calibrées par des observations au sol, sont désormais considérées comme sources primordiales d'informations quantitatives sur les écosystèmes forestiers à diverses échelles (Durrieu et al. 2016). Toutefois, l'optimisation des coûts réside dans l'équilibre entre le nombre de placettes, la quantité et la qualité de l'information pouvant être tirée des données de télédétection. (Bergseng et al. 2015).

Plusieurs types de capteurs peuvent être utilisés afin d'extraire l'information forestière. Les capteurs aéroportés, en particulier le lidar (*Light Detection And Ranging*) et l'imagerie multispectrale, sont les plus couramment utilisés puisqu'ils ont prouvé leur efficacité que ce soit à l'échelle de l'arbre individuel ou à l'échelle du peuplement (Durrieu et al. 2016). Pour sa part, l'imagerie aérienne a longtemps été utilisée comme source auxiliaire de renseignement aux efforts d'inventaires forestiers en terme d'interprétation thématique (Tuominen et Pekkarinen 2005). À titre d'exemple, la première utilisation de l'imagerie aérienne au Québec a été réalisée dès 1919 à des fins de cartographies forestières (Provencher et Dubois 2006) et est encore à ce jour communément utilisé dans l'inventaire forestier (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs 2015). Cette pratique est aussi chose courante dans les pays scandinaves où par exemple, durant les années 90, près de 70% de la surface de l'inventaire forestier était cartographiée à l'aide de la photo-interprétation (Eid et al. 2004). Cependant, ces méthodes demeurent coûteuses et demandent d'importants temps d'analyse tout en étant relativement subjectives (Eid et Næsset 1998; Granholm et al. 2015; Næsset 2014).

L'utilisation de la technologie lidar aéroportée à des fins d'inventaire forestier a déjà fait l'objet de nombreuses publications démontrant l'efficacité des estimations des caractéristiques forestières et ceci à différentes échelles (Wulder 2012; Hyyppä 2008). À ce jour, le lidar aéroporté est considéré comme la technologie de télédétection la plus précise pour la récupération d'information tridimensionnelle sur les milieux forestiers (Bergseng et al. 2015; Maltamo et al. 2014; McRoberts et al. 2010). Cette technologie fournit une densité de points tridimensionnels permettant un niveau de précision altimétrique et planimétrique de l'ordre du centimètre (Lim et al. 2003; Mallet et Bretar 2007). Outre la finesse de la résolution spatiale pouvant être atteinte, l'élément primordial dans ce type d'acquisition est sa capacité de pénétration de la végétation. Le lidar permet d'acquérir à la fois l'information de la surface de la canopée et l'altitude au sol, ce qui permet d'extraire directement la hauteur des arbres (Lim et al. 2003). Chaque impulsion peut être enregistrée de façon continue sous forme d'onde (retour d'onde complète) ou de façon ponctuelle par l'enregistrement jusqu'à cinq retours par impulsion (retour discret) (Figure 1.1). À ce jour, l'utilisation des données lidar à retour discret demeure la plus répandue. Cependant, l'ajout d'information supplémentaire provenant du retour d'onde complète rend ce type de donnée de plus en plus populaire (Heinzel et Koch 2011)

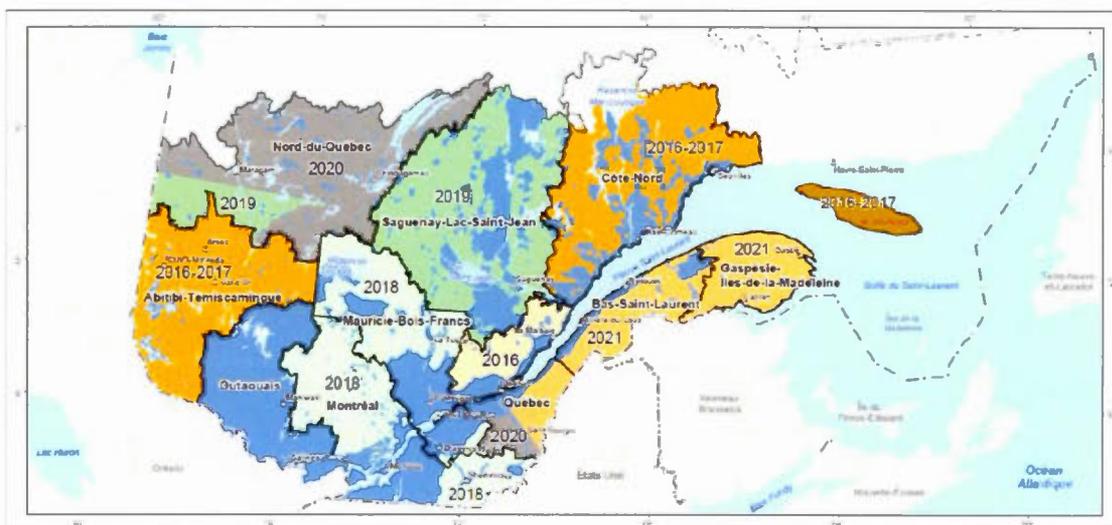
Figure 1.1 : Représentation de l'émission et du retour d'une impulsion laser sur une zone de végétation (adapté de Mallet et Bretar 2007)



Afin de faciliter le traitement, l'information lidar est aussi souvent convertie en couche matricielle. Les modèles numériques de terrain (MNT) soustrait aux modèles numériques de surface (MNS) transforment ces derniers en modèle numérique de hauteur de canopée (MHC). Ainsi, n'ayant extrait que les éléments du sursol, il est possible de dériver une multitude d'informations décrivant la structure forestière. Cette information constitue l'élément primordial qui a permis d'augmenter considérablement les niveaux de précision des attributs forestiers à l'intérieur des modèles de prédiction (Van Leeuwen et Nieuwenhuis 2010). Les avantages de cette technologie ont permis d'implanter le lidar de façon opérationnelle dans les inventaires forestiers nationaux de certains pays scandinaves et ont permis de réduire les coûts associés (Næsset 2004, 2007; Tomppo et al. 2008). Plus récemment, les avantages provenant des données lidar ont poussé plusieurs nations à entreprendre des couvertures complètes de leurs territoires notamment plusieurs pays scandinaves (St-Onge 2016). Au Québec, d'ici 2022 le ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs (MFFP) prévoit l'acquisition de

70 000 km<sup>2</sup> par année, soit la totalité du Québec méridional sous aménagement forestier (500 000 km<sup>2</sup>) (Leboeuf et Lacroix 2016) (Figure 1.2). Notons cependant que le principal obstacle demeure que le coût des levées lidar est élevé en par rapport à l'imagerie aérienne (Holopainen et al. 2015; White et al. 2013b).

Figure 1.2 : Plan d'action du MFFP de la couverture lidar 2016-2022 (tiré de Leboeuf et Lacroix 2016)



Il est important de noter qu'il existe d'autres types de capteurs utilisés à des fins de caractérisation forestière. Par exemple, les capteurs satellitaires ont pour avantage de couvrir une superficie importante. Par contre, le coût d'acquisition et la couverture d'une scène sont intimement liés à la résolution spatiale et demeurent un élément restrictif notamment pour l'acquisition de l'imagerie optique de grande précision (Henry et al. 2015). Quant aux systèmes radar (*RADIO DETECTION AND RANGING*), les techniques d'interférométrie ou de polarimétrie radar permettent d'atteindre différents niveaux de précision sur la mesure de la structure verticale (Hyde et al. 2006), qui dépendent souvent de la longueur d'onde utilisée et de son pouvoir de pénétration (Hall

et al. 2011; Sadeghi et al. 2016). Les capteurs satellitaires lidar (*e.g* le système GLAS à bord de la plate-forme ICESat) peuvent être utilisés à des fins de caractérisation forestière. Cependant, la structure d'acquisition des systèmes lidar satellitaires implique une couverture spatiale limitée par des empreintes au sol discontinues et de résolution spatiale grossière (Simard et al. 2011).

Par ailleurs, depuis quelques années, l'utilisation de drones a gagné en popularité notamment, parce que le coût d'acquisition est moindre que celui des méthodes conventionnelles et car il offre la possibilité que l'utilisateur puisse lui-même déterminer les différentes spécifications de vol et ainsi mieux adapter l'acquisition à ses besoins (Lisein et al. 2014; Rosnell et Honkavaara 2012). Bien qu'ils permettent de travailler à une échelle beaucoup plus fine, ces systèmes comportent certaines restrictions notamment une couverture limitée, des temps d'autonomie de vol restreinte et des restrictions légales limitant leur utilisation (Rango et Laliberte 2010). À ce jour, quelques études ont utilisé ce type d'acquisition à des fins de caractérisation de la surface forestière avec une approche photogrammétrique (Dandois et al. 2015; Lisein et al. 2014; Lucie 2013; Rosnell et Honkavaara 2012), avec des systèmes lidar (Chisholm et al. 2013; Wallace et al. 2012) ou avec une combinaison des deux approches (Vepakomma et Cormier 2015). Cependant, l'utilisation de ce type de capteur sur un vaste territoire tel que le territoire québécois est difficilement concevable. Étant donné l'accessibilité restreinte, le nombre d'acquisitions nécessaire ainsi que la gestion de données, l'utilisation de ce type de capteur implique un coût d'acquisition beaucoup plus important que celle des capteurs aéroportés pour une couverture complète.

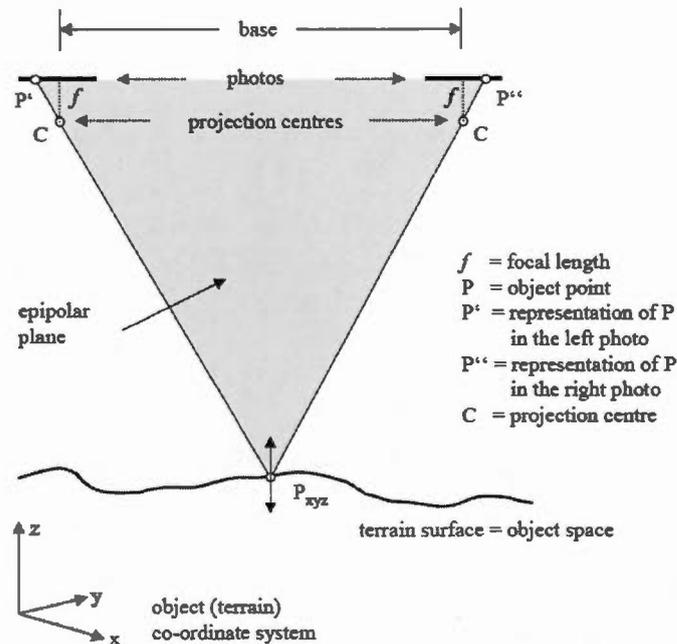
Comme nous venons de le démontrer, bien qu'il existe plusieurs types de capteurs permettant de caractériser les milieux forestiers, le présent mémoire se limitera aux

capteurs lidar et l'imagerie multispectrale aéroportée ceci puisque leur utilisation est beaucoup plus répandue en inventaire forestier notamment, car leur utilisation permet l'accès sur presque tout l'ensemble du territoire. De plus, l'échelle et la précision des informations pouvant être extraite de ces deux sources de données sont comparables.

## 1.2. Photogrammétrie

Bien que le produit de l'imagerie optique soit initialement planimétrique, il est possible de mesurer la position altitudinale d'un objet à partir d'image acquise en recouvrement stéréoscopique par photogrammétrie. La photogrammétrie est définie par Kasser et Egels (2001) comme étant : «Toute technique de mesure qui permet de modéliser un espace 3D en utilisant des images 2D». Initialement breveté par Adams en 1893, le principe de mesure de l'altitude d'un point à partir d'images stéréoscopiques est depuis longtemps connu. En résumé, si un objet est visible dans au moins deux images, et que l'on connaît la géométrie interne et leurs positions d'acquisition, il est possible de tracer deux rayons qui se croisent à la position de l'objet et de ce fait, connaître la position  $x$ ,  $y$  et  $z$  de celui-ci. La Figure 1.3 présente les éléments géométriques essentiels à la reconstitution stéréo-photogramétrique.

Figure 1.3 : Éléments géométriques essentiels à la reconstitution stéréophotogrammétrique (tiré de Linder 2009)



Suivant ce principe, plusieurs outils ont été développés afin d'utiliser la perception de profondeur du cerveau humain à des fins d'interprétation à l'aide de stéréoscopes ou pour des mesures quantitatives à l'aide de stéréorestituteurs analytiques. Cependant, il demeure que ces systèmes nécessitent en grande partie l'intervention d'un interprète (Baltsavias 1999). Cette contrainte a rapidement amené le développement de solutions de mise en correspondance automatique qui n'ont cessé d'évoluer. L'ouvrage de (Gruen 2012) présente un historique permettant de suivre l'évolution des algorithmes de mise en correspondance.

Le principe d'automatisation de cette tâche consiste à tenter d'apparier chaque pixel d'une image à son homologue sur une autre image afin de pouvoir quantifier la

parallaxe pour reconstituer l'altitude de cet objet. Conceptuellement simple et facilement réalisée par l'interprétation du cerveau humain, cette correspondance est beaucoup plus difficile à mettre en œuvre de façon algorithmique (Gruen 2012). Par exemple, il est facile de concevoir qu'une scène présentant des objets répétitifs rapprochés comportant les mêmes variations de valeurs radiométriques suffit à offrir plusieurs solutions de mise en correspondance pour les algorithmes. Ainsi, la complexité de la scène et les variations radiométriques inhérentes aux conditions d'acquisition limitent la qualité des résultats. Dans son article, Baltsavias et ses collaborateurs (2008), dressent une liste d'éléments pouvant affecter la qualité de la mise en correspondance :

- peu ou aucune texture,
- discontinuité des objets,
- objets sans surfaces planes ou avec une surface irrégulière,
- objets répétitifs,
- occlusions,
- objets mobiles, incluant les ombres,
- objets transparents,
- artefacts radiométriques, réflexions spéculaires et autres, et
- extraction du MNT

Il est facile de concevoir que ces problèmes sont encore plus importants dans les scènes forestières, car les arbres présentent des aspects différents selon divers angles de visée (Baltsavias et al. 2008; St-Onge et al. 2008; White et al. 2013b). Plus spécifiquement aux scènes forestières, nous pouvons rajouter les différences de structure forestière notamment les forêts densément peuplées et compositions forestières complexes (Baltsavias et al. 2008; Lucie 2013; St-Onge et al. 2008). Ajoutons à ceci l'effet du vent pouvant déplacer l'apex d'un arbre entre deux clichés et des géométries plus

complexes sur des régions de fortes pentes (White et al. 2013b). De plus, (St-Onge et al. 2008) ont démontré que la variation d'ombre et d'ensoleillement pouvait affecter la mise en correspondances sur la base de corrélations plus faibles entre les MHC photogrammétriques et un MHC de référence lidar.

### 1.3. Développements récents

Traditionnellement, les algorithmes de mise en correspondance n'utilisaient qu'une seule paire d'images stéréoscopique ce qui limitait le nombre d'appariements pour un objet donné. L'augmentation du recouvrement rendu plus accessible par l'imagerie numérique permet désormais de voir un objet sur plus de deux clichés. Ainsi, la possibilité de voir un même objet sous plusieurs angles de vue facilite l'appariement d'images et le rend plus robuste.

Certains domaines utilisaient déjà le principe de multivue à des fins de reconstitution de scènes 3D. De ceux-ci, notons la photogrammétrie rapprochée (*close-range photogrammetry*) (Brown 1971; Luhmann 2014) ainsi que l'approche *Structure From motion* (Bolles et al. 1987). Ainsi, de nouveaux algorithmes plus robustes conçus pour la reconstitution de bloc d'images orienté ou non se sont rapidement développés (Fonstad et al. 2013). D'autres types d'algorithmes tenant compte de l'environnement du pixel plutôt que la valeur radiométrique ou la détection d'éléments caractéristiques ont aussi évolué en parallèle. En particulier, l'algorithme *Semi-Global Matching* (SGM) (Hirschmüller 2008) a démontré de résultats impressionnant tant par la densité de points issus de la mise en correspondance que par la qualité des MNS résultants (Gehrke et al. 2010; Haala 2011). De plus, ces algorithmes permettent l'automatisation presque complète des étapes de correspondances entre images qui réduisent

considérablement les étapes manuelles associées au stéréo-appariement (Leberl et al. 2010), notamment, par la détection automatique des points d'attache permettant la reconstitution du bloc d'image traditionnellement réalisé de façon manuelle et qui constituait une des principales limites aux traitements (Deseilligny et Clery 2011). En particulier, l'algorithme SIFT (*Scale invariant feature Transform*) (Lowe 2004), permettant la détection de milliers de points d'attache indépendamment de l'échelle et de l'illumination représente une pierre angulaire pour la reconstitution tridimensionnelle à partir d'images.

Ces nouveaux algorithmes offrent l'avantage de pouvoir créer un nuage de points photogrammétriques (NPP) tridimensionnels dont la densité est théoriquement équivalente à un point par pixel. Par exemple, une résolution de 10 cm engendre une densité de points de 100 points/m<sup>2</sup>. Ainsi, même si plusieurs contraintes d'appariement résultent en une densité de point représentant seulement une fraction de la densité théorique, il demeure que la densité atteinte reste supérieure de celle obtenue dans les sondages lidar faits à des altitudes conventionnelles, c'est-à-dire entre 1000 m et 2000 m (Leberl et al. 2010). De plus, l'information spectrale des images utilisées pour la mise en correspondance est conservée pour chaque point ce qui résulte en un nuage de points coloré (Dandois et al. 2015). Cependant, le facteur limitant l'utilisation de NPP en milieu forestier est l'impossibilité de traverser le couvert végétal. Conséquemment, il est très difficile de pouvoir extraire l'information du sous-couvert et de produire un MNT assez détaillé pour la normalisation des hauteurs (White et al. 2013b). À ce jour, seul le lidar permet de créer un MNT comportant un niveau de détail élevé en milieu forestier (Reutebuch et al. 2003). Cependant, avec la popularité accrue du lidar dans les sondages forestiers (section 1.1), la possibilité d'avoir accès à des modèles de terrains détaillés, et ce sur l'ensemble du territoire est de plus en plus envisageable.

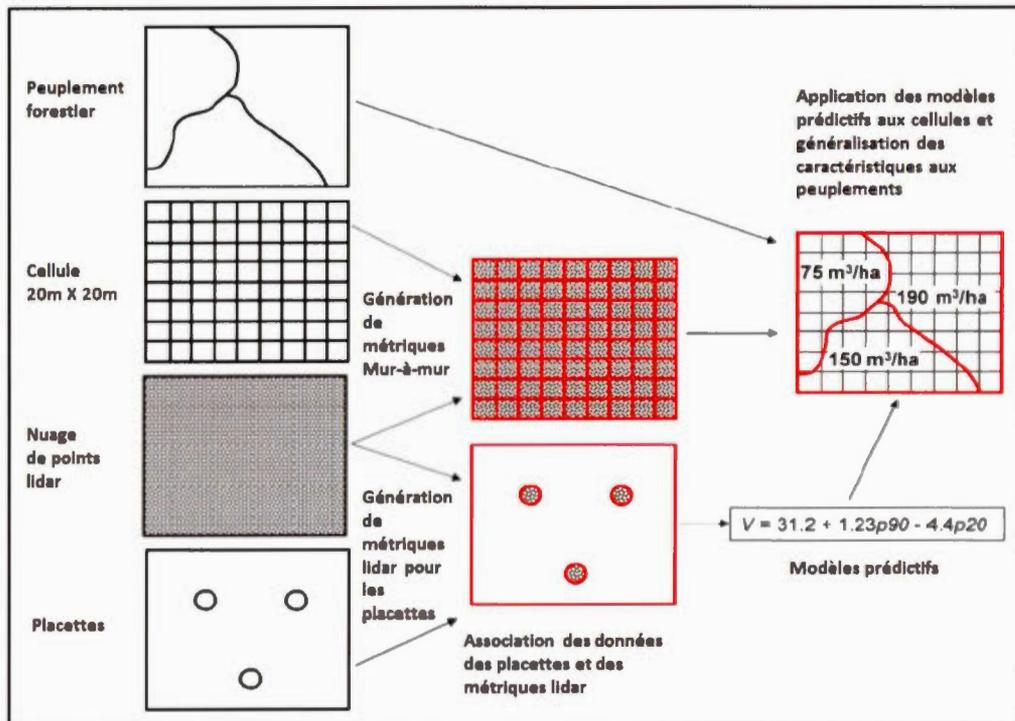
## 1.4. Caractérisation des milieux forestiers

### 1.4.1. Approche zonale

À ce jour, deux approches sont couramment utilisées pour caractériser le territoire forestier à partir des données lidar soit l'approche zonale; *Area-based approach* (ABA) ou l'approche par arbre individuel; *Individual tree crown* (ITC). Des versions hybrides ont aussi été proposées afin de contourner les contraintes associées à ces dernières approches notamment l'approche par arbre semi-individuel; *semi-individual tree crown* (SITC) (Wallerman et al. 2012; Breidenbach et al. 2010; Lindberg et al. 2008).

L'approche ABA introduite par (Næsset 2002), consiste à prédire les caractéristiques forestières pour chaque subdivision du territoire en cellules généralement comprises entre 100 m<sup>2</sup> à 500 m<sup>2</sup>. Les caractéristiques traditionnellement calculées sont celles dérivées des mesures des placettes par exemple, la hauteur dominante, la hauteur moyenne, le diamètre moyen, la surface terrière, la densité de tiges, le volume de bois marchand, etc. De façon sommaire, des modèles de régression sont générés entre les caractéristiques mesurées des placettes et les métriques issues des points lidar compris à l'intérieur de l'empreinte de la placette. Ces métriques reflètent pour la plupart des caractéristiques de la distribution verticale des points, mais peuvent être aussi représentatives de la densité du nuage de point à certaines strates de hauteur. Par la suite, le territoire est divisé en cellule de dimension équivalente à l'empreinte d'une placette. Les modèles de prédictions sont appliqués au nuage de points extrait de chaque cellule et les caractéristiques forestières sont estimées pour chacune de celle-ci afin d'obtenir une couverture complète du territoire (Figure 1.4).

Figure 1.4 : Schématisation de l'approche ABA (adaptée de White et al. 2013a)



Les estimations réalisées avec l'approche ABA à partir du lidar ont démontré qu'il était possible d'implanter cette méthode de façon opérationnelle dans les inventaires nationaux et d'obtenir une précision suffisante (Næsset 2007) en plus d'être plus avantageux considérant les erreurs liées aux méthodes traditionnelles par photo-interprétation (Eid et al. 2004). De plus, cette approche permet de connaître la répartition spatiale des estimations et de calculer l'intervalle de confiance de ces estimations en comparaison avec les techniques traditionnelles basées uniquement sur les données de terrain (Woods et al. 2011). Un autre avantage de cette méthode est sa capacité d'effectuer des estimations mur-à-mur et ainsi offrir une couverture complète de l'ensemble de la région d'étude (White et al. 2013a). De plus, cette méthode permet la génération de caractéristiques forestières en format matriciel résultant en une meilleure convivialité pour les traitements informatiques que des données vectorielles.

Étant donné l'opérabilité de l'approche ABA l'utilisation des nuages de points photogrammétriques issus des nouveaux algorithmes de stéréo-appariement a rapidement été appliquée à cette approche (Bohlin et al. 2012; Gobakken et al. 2015; Järnstedt et al. 2012; Nurminen et al. 2013; Pitt et al. 2014; Straub et al. 2013; Vastaranta et al. 2013). Le Tableau 1.1 compare l'erreur moyenne quadratique (EMQ) entre différentes études et entre différentes variables communément calculées entre les données lidar et photogrammétriques.

Le Tableau 1.1 démontre que les caractéristiques relatives à la hauteur sont similaires entre les données lidar et photogrammétrique, du moins pour les strates dominantes. Cette relation est appuyée par le fait que plusieurs études ont démontré que l'extraction de la hauteur des arbres individuels à partir de couple stéréoscopique de photographie aérienne pouvait être réalisée avec exactitude (Hirschmugl 2008; Korpela 2004; St-Onge et al. 2004; St-Onge et Véga 2003). Cependant, les caractéristiques relatives aux volumes démontrent des différences plus élevées associées principalement à l'avantage du lidar de pénétrer le couvert forestier (Gobakken et al. 2015; Järnstedt et al. 2012).

Toutefois, pour des estimations plus spécifiques à l'espèce, ainsi qu'un niveau de détail plus élevé l'approche ABA comporte des limites (Holopainen et al. 2014; Vastaranta et al. 2011; Vastaranta et al. 2014). Les modèles allométriques prédisant le volume de bois ou de la biomasse basés sur la hauteur des arbres individuels sont plus précis lorsque l'espèce est connue (Lambert et al. 2005).

Tableau 1.1 : Résultat d'études utilisant l'approche ABA à l'aide de nuage de points photogrammétriques (adapté de Gobakken et al. 2015)

Étude	placette (m <sup>2</sup> )	Photogrammétrie						lidar					
		H <sub>l</sub>	H <sub>dom</sub>	D	N	St	V	H <sub>l</sub>	H <sub>dom</sub>	D	N	St	V
Järnstedt et al. (2012)	300	28.2	18.2	33.7		36.2	40.4	18.6	11.8	25.3		27.9	31.3
Nurminen et al. (2013)	421	6.8		12.0			22.6	6.6		11.4			20.7
Straub et al. (2013)	500					35.3	37.9					31.6	34.0
Vastaranta et al. (2013)	300	11.2		21.7		23.6	24.6	7.8		19.1		17.8	17.9
Gobakken et al. (2015)	400	10.2	9.2	18.7	43.7	18.3	21.7	7.5	7.8	14.5	35.1	15.4	18.0
	peuplement (ha)												
Bohlin et al. (2012)	2.8	8.1				13.4	13.0	3				10	11
Gobakken et al. (2015)	1.2	7.7	6.6	14.1	31.3	12.4	13.2	7.2	6.1	11.2	26.8	10.8	11.6

H<sub>l</sub> : Hauteur moyenne de Lorey, H<sub>dom</sub> : Hauteur dominante, D : Diamètre moyen issu de la surface terrière, N : Nombre de tiges, St : Surface terrière, V : Volume

#### 1.4.2. Approche ITC

Dans le domaine de la caractérisation forestière le niveau d'échelle idéal théorique correspond à celui l'arbre individuel. Ainsi, l'objectif principal serait d'obtenir l'information de chaque entité (arbre) et ses caractéristiques (hauteur, espèces, volume, santé, espèce, etc.). Dans cette optique, il est clair que l'approche par arbre individuel est la plus propice à fournir cette information, levant toute ambiguïté présente lorsque l'information est rapportée à l'échelle de la placette (par exemple, la "hauteur moyenne" des arbres d'une placette peut être interprétée de diverses manières). Cette approche comporte deux principales étapes soit la segmentation des arbres et l'estimation des attributs pour chaque segment.

Historiquement, dès que l'imagerie numérique a permis de distinguer les arbres de façon individuelle, la segmentation des couronnes a été effectuée de façon manuelle (Gougeon et Moore 1989; Leckie et al. 1992). Le développement des algorithmes de segmentation automatique a permis d'opérationnaliser la tâche sur de grandes surfaces (Gougeon 1995, 1998; Pinz 1991; Pollock 1996); voir Ke et Quackenbush (2011) pour une revue des publications et le type d'algorithmes.

Par contre, la segmentation à partir de la brillance des pixels comporte de nombreux problèmes. Les méthodes de détection automatique des sommets d'arbres basée sur l'hypothèse d'une brillance plus importante à la cime de l'arbre et l'application d'une segmentation de la couronne basée sur une géométrie simple fonctionnent relativement bien pour des conifères. Par contre, la forme complexe des feuillus lui confère des patrons de brillances très difficiles à reconnaître ce qui entraîne plusieurs erreurs dans la détection des sommets locaux et la segmentation des couronnes (Ke et Quackenbush 2011). De façon similaire Leckie et ses collaborateurs (2003), ont démontré plusieurs erreurs de commission (segment sans arbres correspondant) causées principalement par l'illumination de la végétation au sol par le soleil.

L'arrivée du lidar comme nouvelle source de donnée a forcé l'adaptation des algorithmes de segmentation de couronnes aux caractéristiques de ce type de données. Présentant une information basée principalement sur la distribution tridimensionnelle, les algorithmes de segmentation ont pu tirer avantage de la qualité des relations spatiales du nuage de points indépendamment des variations de brillance. Ainsi, plusieurs études ont proposé des algorithmes de segmentation soit à partir d'un MHC lidar (Brandtberg et al. 2003; Hyyppä et Inkinen 1999; Hyyppä et al. 2001; Koch et al. 2006; Maltamo et al. 2004; Solberg et al. 2006) ou directement à partir du nuage de point (Morsdorf et al. 2004; Vauhkonen et al. 2011; Wang et al. 2008). Bien que les

résultats de segmentation à partir des données lidar présentent des résultats supérieurs à l'imagerie aérienne, il demeure que les algorithmes sont très influencés par la structure forestière. En particulier, les erreurs sont beaucoup plus fréquentes pour des forêts denses et pour des couronnes interconnectées (Kaartinen et al. 2012; Vauhkonen et al. 2011).

### 1.5. Classification d'espèces

Bien que l'approche ITC permette d'estimer plusieurs caractéristiques physiques de chaque arbre de façon individuelle, il demeure que la reconnaissance de l'espèce est un des avantages primordiaux découlant de cette approche. Ceci notamment parce que les équations allométriques utilisées pour extraire les caractéristiques des arbres sont la plupart du temps spécifiques aux espèces (Korpela et al. 2010; Lambert et al. 2005) et que les valeurs économiques et écologiques sont intimement reliées à l'essence (Haara et Haarala 2002).

Le principe de classification est relativement simple. À partir de la segmentation individuelle des arbres, des métriques correspondant à chaque segment sont extraites pour ensuite être utilisées pour discriminer les espèces selon différents algorithmes de classification. Ces informations peuvent provenir de plusieurs sources de données (lidar, imagerie optique, imagerie hyperspectrale, sondages terrains, etc.).

### 1.5.1. Classification à partir de l'imagerie

La classification des espèces à partir de l'imagerie optique est depuis longtemps utilisée. En particulier, une des premières utilisations de l'imagerie en foresterie a été à des fins de segmentation de peuplements par photo-interprétation (Eid et al. 2004; Tuominen et Pekkarinen 2005). Bien qu'un interprète soit doté d'un niveau d'expertise élevé dans la reconnaissance des espèces, il n'en demeure pas moins que cette méthode comporte un certain niveau de subjectivité dont l'interprétation peut varier d'un interprète à l'autre. De plus, l'application de cette méthode manuelle sur un grand territoire implique une charge de travail énorme pour sa réalisation complète et résulte en une opération très coûteuse (Ke et Quackenbush 2011)

Ainsi, la classification d'espèce de façon automatique à partir de l'imagerie a été rapidement mise à l'avant en concordance avec le développement des algorithmes de segmentation (Brandtberg 2002; Erikson 2004; Gougeon 1998; Gougeon et Leckie 2003; Haara et Haarala 2002). Cependant, ces études démontrent des pourcentages de classifications inférieures à 80%. Ce niveau-seuil dans la discrimination des espèces est principalement dû à plusieurs discordances dans les valeurs radiométriques qui confondent les algorithmes de classifications (Tuominen et Pekkarinen 2005). De ceux-ci, notons les variations d'éclairements et d'angle de visée combinée aux effets d'ombres ainsi que l'ambiguïté issue de la présence de plusieurs éléments de nature différente dans un même segment. Ainsi, la classification basée uniquement sur les signatures spectrales limite la qualité des classifications (Korpela et al. 2010). Néanmoins, notons l'étude de Heikkinen et ses collaborateurs (2011) atteignant 88% de bonne classification pour 4 classes d'arbres à partir d'une caméra ADS40 en tenant compte de la géométrie de visée, de l'effet atmosphérique, de l'illumination et de l'effet de réflectance bidirectionnel. Pour une composition similaire, Olofsson et ses

collaborateurs (2006) obtiennent 89% de bonne classification issue d'une méthode de correspondance de modèles. Cependant, notons que ces méthodes nécessitent soit une connaissance *a priori* du territoire pour la correspondance de modèles ou plusieurs corrections complexes en relation avec un type de capteur spécifique, ce qui rend l'application de ces méthodes peu accessible.

### 1.5.2. Classification à partir du lidar

Étant donné les nombreuses difficultés rencontrées à partir de l'imagerie optique, l'utilisation du lidar apparaît comme étant une solution prometteuse à des fins de classification d'espèces (Korpela et al. 2010). Ceci principalement puisque l'information tridimensionnelle du lidar est moins contrainé aux conditions d'illumination, en plus d'une segmentation de couronnes améliorées en comparaison à l'imagerie.

En se basant sur le fait que chaque espèce d'arbre diffère par leur architecture, les différentes métriques structurales issues du lidar peuvent être utilisées pour la discrimination d'espèce (Li et al. 2013; Ørka et al. 2009; Vauhkonen et al. 2009). En particulier, la possibilité de fournir de l'information sur la forme des couronnes, sur la pénétration dans les couronnes et sur la réflectance, accroît le pouvoir de discrimination entre espèces.

Le Tableau 1.2 présente les principales études utilisant le lidar à des fins de classification d'espèces. Ce dernier démontre que les précisions globales sont plus

élevées que les résultats obtenus à partir de l'utilisation seule de l'imagerie (*i.e* inférieur à 80%). La discrimination en deux classes offre de très bons pourcentages de classification soit 95% entre les épinettes de Norvège et les pins sylvestres (Holmgren et Persson 2004), 96% entre les feuillus et les conifères dans une acquisition sans feuilles (Reitberger et al. 2008). Tandis que Ørka et ses collaborateurs (2009) ainsi que Heinzl et Koch (2011) ont atteint respectivement 88% et 91 % de bonne classification entre les feuillus et les conifères.

La discrimination des espèces traditionnellement utilisée dans les forêts scandinaves (épinette de Norvège, pin sylvestre et les feuillus) démontre aussi de bons résultats avec des pourcentages variant entre 76% et 89% pour différents capteurs avec différents algorithmes de classification pour Korpela et ses collaborateurs (2010). Pour leur part, Vauhkonen et ses collaborateurs (2009) obtiennent une précision globale variant entre 88% et 95 % pour différents jeux de variable. Notons toutefois, la densité de point élevée ainsi qu'une faible quantité de feuillus (neuf) dans le jeu de donnée, ce qui s'apparente donc plutôt en une classification avec deux classes.

Malgré ces succès, la discrimination entre différentes espèces de feuillus ou avec un nombre de classes plus élevé, présentent des précisions beaucoup plus faibles. Par exemple, Brandtberg 2007 atteint 64% de bonne classification pour quatre espèces de feuillus, Li et ses collaborateurs (2013) obtiennent 77.5% entre deux espèces de pins et deux espèces de feuillus malgré une densité de points élevée (90 pts/m<sup>2</sup>) ainsi que Heinzl et Koch (2011) obtenant seulement 57% de bonne classification dans la discrimination de six espèces.

Tableau 1.2 : Sommaire des études utilisant le lidar à des fins de classification d'espèces

Étude	Précision globale	Espèce / Composition	Algorithme	Spécifications supplémentaires
(Holmgren et Persson 2004)	95 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Pin sylvestre</li> <li>➤ Épinette de Norvège</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• LDA</li> <li>• QDA</li> </ul>	Densité : 4pts/m <sup>2</sup>
(Brandtberg 2007)	64 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Chêne</li> <li>➤ Érable rouge</li> <li>➤ Tulipier de Virginie</li> </ul>	LDA	Sans feuilles Densité : 12 pts/m <sup>2</sup>
(Reitberger et al. 2008)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 85% Avec feuilles</li> <li>• 96% Sans feuilles</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Conifères</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• (k-MSN)</li> <li>• (EM)</li> <li>• Espérance-Maximisation</li> </ul>	Retour d'onde complète Densité : 12 pts/m <sup>2</sup>
(Ørka et al. 2009)	88 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Feuillus</li> <li>➤ Conifères</li> </ul>	LDA	Densité : 5 pts/m <sup>2</sup>
(Korpela et al. 2010)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ALS50</li> <li>• k-NN 85.1%</li> <li>• LDA 87.4%</li> <li>• RF 88.5%</li> <li>• ALTM3100</li> <li>• k-NN 76.0%</li> <li>• LDA 78.9%</li> <li>• RF 83.5%</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Épinette de Norvège</li> <li>➤ Pin Sylvestre</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• LDA</li> <li>• k-NN</li> <li>• RF</li> </ul>	Normalisation de l'intensité 2 systèmes : • Leica ALS50-II • Optech ALTM3100 Densité : 6-8 pts/m <sup>2</sup>
(Vauhkonen et al. 2009)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Variables de distribution de hauteurs - 88%</li> <li>• Variables de distribution de hauteurs et intensité - 95%</li> <li>• Variables de textures et intensité - 91%</li> <li>• Variables alpha shape - 93%</li> <li>• Toutes les variables - 95%</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Épinette de Norvège</li> <li>➤ Pin Sylvestre</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	LDA	Alpha shape et éléments texturaux issus des MHC  Densité : 40 pts/m <sup>2</sup>
(Vauhkonen et al. 2010)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• RF 68.5%–78.4%</li> <li>• k-MSN 69.7%–78.9%</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Épinette de Norvège</li> <li>➤ Pin Sylvestre</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• k-MSN</li> <li>• RF</li> </ul>	Testent différents modèles comportant différents jeux de variables Densité : 6-8 pts/m <sup>2</sup>
(Heinzel et Koch 2011)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 91 % Feuillus – conifères</li> <li>• 78 % (Épinette de Norvèges - Pins Sylvestre - Chêne rouge – Hêtre commun)</li> <li>• 57 % toutes les espèces</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Pins Sylvestre</li> <li>➤ Épinette de Norvèges</li> <li>➤ Chêne rouge</li> <li>➤ Hêtre commun</li> <li>➤ Charme commun</li> <li>➤ Merisier</li> </ul>	LDA	Retour d'onde complète Densité : 16 pts/m <sup>2</sup>
(Li et al. 2013)	77.5%	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Érable à sucre</li> <li>➤ Peuplier faux-tremble</li> <li>➤ Pin blanc</li> <li>➤ Pin gris</li> </ul>	LDA	Densité : 90 pt/m <sup>2</sup>

• Éléments mis en comparaison dans l'étude  
➤ Espèces utilisées dans les classifications

Bien que l'ajout des métriques issues des valeurs d'intensité améliore les classifications, le fait d'échantillonner dans une seule longueur d'onde rend cette information moins discriminante que celle de l'imagerie multispectrale. Par exemple, Vauhkonen et ses collaborateurs (2009) ont noté que près de la moitié des feuillus étaient mal classés sur la base des valeurs d'intensité et qu'aucune différence notable entre les espèces de conifères ne pouvait être extraite. De plus, l'intensité entre les jeunes conifères et les jeunes feuillus ne semble pas être aussi discriminante que pour des arbres plus matures selon Ørka et ses collaborateurs (2009). Ainsi, la discrimination des feuillus à partir du lidar demeure problématique. Ceci peut être facilement observable par des résultats de classification plus faibles lorsque plusieurs espèces de feuillus sont visés dans une étude (*i.e* Brandtberg 2007; Heinzl et Koch 2011).

### 1.5.3. Classification par fusion de donnée

Étant donné les contraintes du lidar dans la discrimination d'espèces, plusieurs études ont combiné les données lidar avec l'information provenant de l'imagerie multispectrale. Ainsi, en combinant l'information riche en information structurale issue du lidar et l'information des variations radiométriques discriminantes selon différentes bandes spectrales, les résultats des classifications s'en trouvent améliorés (Tableau 1.3). Par exemple, en combinant l'imagerie aérienne à très grande résolution avec le lidar Ørka et ses collaborateurs (2012) ont démontré des améliorations de la classification globale variant entre 11.4% et 12.9% selon différents algorithmes de classifications tandis que Holmgren et ses collaborateurs (2008) obtiennent 96% de bonne classification soit une amélioration de 8%.

Tableau 1.3 : Sommaire des études utilisant la combinaison du lidar et de l'imagerie à des fins de classification d'espèces

Fusion de données				
Étude	Précision globale	Composition	Algorithme	Autres Spécifications
(Persson et al. 2004)	90 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Épinette de Norvège</li> <li>➤ Pin Sylvestre</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	LDA	Fusion avec imageries aériennes multispectrale Densité : 7 pts/m <sup>2</sup>
(Holmgren et al. 2008)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Lidar seulement 88%</li> <li>• Imagerie seulement 91 %</li> <li>• Lidar et imagerie 96%</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Épinette de Norvège</li> <li>➤ Pin Sylvestre</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	QDA	Fusion avec imageries aériennes multispectrale (DMC), 10 cm pansharpened (CIR)  Densité : 50 pts/m <sup>2</sup>
(Ørka et al. 2012)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• LDA               <ul style="list-style-type: none"> <li>○Lidar 76.5 %</li> <li>○Lidar+Applanix 87.9 %</li> <li>○Lidar+UltraCamD 83.2%</li> </ul> </li> <li>• SVM               <ul style="list-style-type: none"> <li>○Lidar 73.9 %</li> <li>○Lidar+Applanix 87.2 %</li> <li>Lidar+UltraCamD 84.2%</li> </ul> </li> <li>• RF               <ul style="list-style-type: none"> <li>○Lidar 75.9 %</li> <li>○Lidar+Applanix 88.8 %</li> <li>Lidar+UltraCamD 85.2%</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Épinette de Norvège</li> <li>➤ Pin Sylvestre</li> <li>➤ Feuillus</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• LDA</li> <li>• SVM</li> <li>• RF</li> </ul>	Fusion <ul style="list-style-type: none"> <li>• UltracamD 28 cm pansharpened (RGB - IR)</li> <li>• Applanix 12 cm (RGB)</li> </ul> Densité : 50 pts/m <sup>2</sup>

• Éléments mis en comparaison dans l'étude

➤ Espèces utilisées dans les classifications

La fusion avec l'imagerie hyperspectrale a aussi été utilisée à des fins de classification d'espèces. Par exemple, Dalponte et ses collaborateurs (2012) obtiennent 83 % de bonne classification entre huit classes (six espèces, une classe sans forêt et une classe autres feuillus) et 96 % pour la discrimination entre feuillus et conifères.

Par contre, la combinaison du lidar et de l'imagerie reste une alternative trop coûteuse pour être opérationnelle (Korpela et al. 2010). De plus, afin d'améliorer considérablement les résultats, il est nécessaire d'utiliser à la fois des données lidar ayant une grande densité de points et de l'imagerie avec une résolution spatiale assez

fine (Ørka et al. 2012), ou de l'imagerie hyperspectrale, ce qui augmente le coût d'acquisition.

## CHAPITRE II

### PROBLÉMATIQUE ET OBJECTIFS

La planification des interventions en milieu forestier nécessite des informations de plus en plus précises passant nécessairement par l'identification d'espèces. Cette information est cruciale afin d'améliorer les modèles de prédictions des caractéristiques forestières ou pour une connaissance plus accrue de la biodiversité et de l'écologie forestière. À cette fin, les technologies lidar ont grandement contribué en apportant une nouvelle échelle de précision à des fins de discrimination de la composition et de la structure forestière.

Cependant, dans un contexte de restriction budgétaire et dans l'objectif d'optimiser la quantité d'information extraite à faible coût, la reconnaissance d'espèces à partir du lidar comporte quelques limites. En particulier, le coût d'acquisition du lidar en comparaison à l'imagerie pour une même couverture demeure beaucoup plus élevé, sans compter que la qualité de la discrimination entre espèces dépend souvent de la densité de points entraînant inévitablement l'augmentation des coûts d'acquisition. Ainsi, la détection d'espèces à l'aide du lidar ayant une densité de points telle qu'utilisée dans un contexte d'inventaire forestier québécois ( $< 8 \text{ pts/m}^2$ ) est beaucoup plus difficile. De plus, l'information spectrale des systèmes lidar commerciaux actuellement utilisés est limitée à une seule longueur d'onde. Cette limite est considérée dans plusieurs études comme étant l'une des principales barrières dans l'amélioration de la discrimination d'espèces.

Pour sa part, l'imagerie aérienne déjà utilisée dans les processus d'inventaire forestier demeure un type de données plus facilement accessible en termes d'utilisation et de traitement tout en étant moins dispendieuse que le lidar. De plus, les récents développements dans les algorithmes de stéréo-appariement offrent la possibilité de créer des nuages de points photogrammétriques de résolution et de précision approchant celle du lidar. Considérant l'intérêt de décrire la structure à l'échelle de l'arbre individuel et l'apport potentiel de l'information multispectrale des images, l'objectif principal de cette recherche consiste à évaluer le potentiel des nuages de points photogrammétriques pour décrire la structure verticale et la composition forestière à l'échelle de l'arbre individuel en comparaison au lidar.

Cet objectif sera réalisé à travers les objectifs secondaires suivants :

- Analyser les effets des différentes structures forestières et de la géométrie d'acquisition sur la précision de la reconstitution des nuages de points photogrammétriques.
- Comparer la segmentation des couronnes entre l'approche photogrammétrique et lidar.
- Comparer la classification d'espèces entre l'information tirée des nuages de points photogrammétriques et le lidar

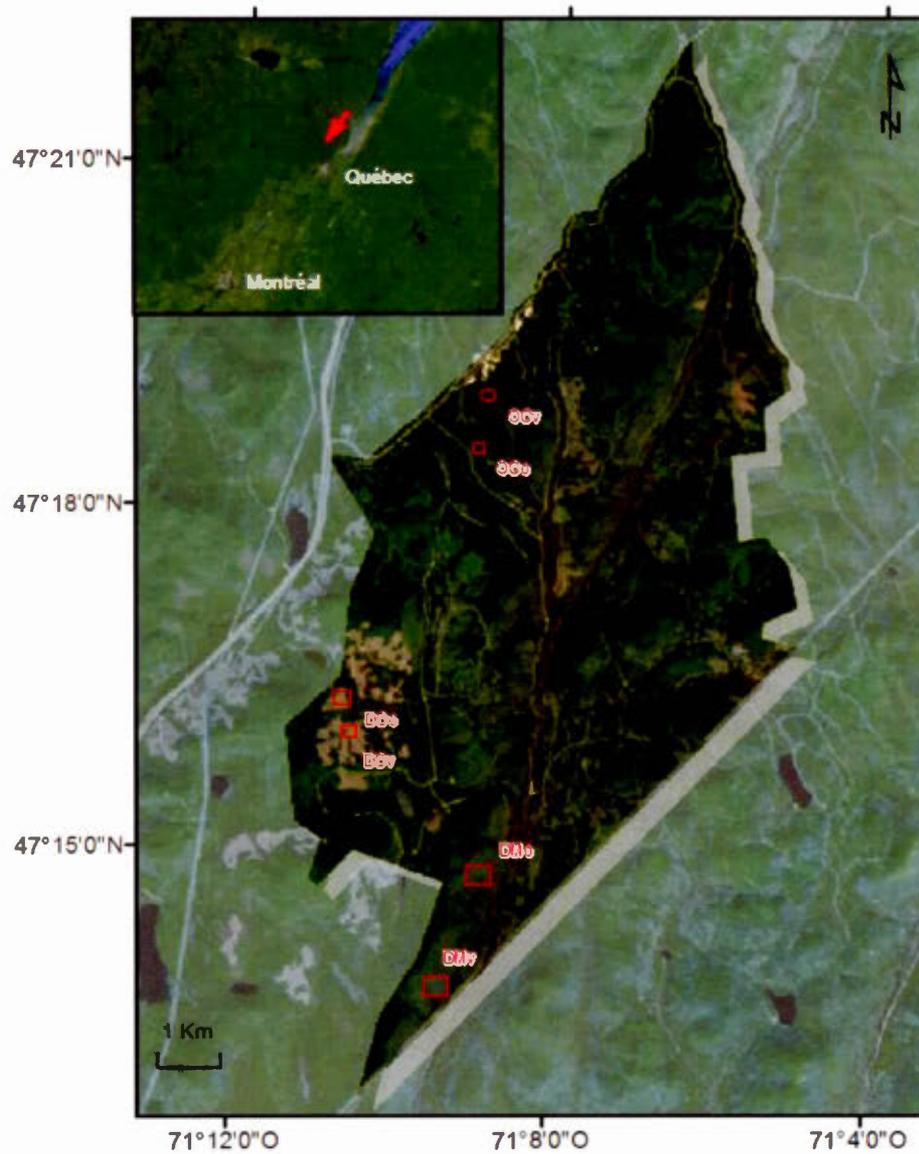
## CHAPITRE III

### CADRE MÉTHODOLOGIQUE

#### 3.1. Région d'étude

La forêt Montmorency (41°18' N, 71°08' O) située à l'entrée de la réserve faunique des Laurentides à environ 80 km au nord de la ville de Québec, constitue la région d'étude (Figure 3.1). La forêt se trouve dans la région écologique des Moyennes Laurentides de la rivière Jacques-Cartier appartenant au domaine écoclimatique de la sapinière à bouleau blanc. Le climat est caractérisé par des températures moyennes annuelles de 0.3°C et de fortes précipitations annuelles de 1583 mm dont le tiers tombe sous forme de neige (Environnement Canada 2002). Ces conditions climatiques, principalement le caractère humide de la région, favorisent la présence du sapin baumier (*Abies balsamea*) qui est l'espèce prédominante accompagnée de l'épinette blanche (*Picea glauca*), du bouleau blanc (*Betula papyrifera*), et dans de moindres proportions, de l'épinette noire (*Picea mariana*) et du peuplier faux-tremble (*Populus tremuloides*) (Leblanc and Bélanger 2000).

Figure 3.1 : Localisation de la région d'étude



Le but de cette étude étant de démontrer le potentiel des NPP à modéliser la structure tridimensionnelle à l'échelle de l'arbre individuel, les principaux facteurs influençant la reconstitution géométrique ont été analysés. Parmi ceux-ci, notons les effets d'angle de visée, de structures et de composition forestière. À cet effet, six sites d'études ont été sélectionnés. Afin d'éviter l'introduction d'éléments pouvant entraîner un biais dans les comparaisons de ces caractéristiques, chaque site a été sélectionné dans une région relativement plane ou comportant une faible pente. De plus, étant donné que la forêt Montmorency a fait l'objet de plusieurs interventions en matière de traitements sylvicoles et de récoltes, les sites ont été sélectionnés dans des peuplements matures d'âge variant entre 50 à 80 ans, ceci afin d'éviter que des variations d'âge ne s'ajoutent aux autres variables. À l'intérieur de ces contraintes, nous avons sélectionné des sites représentant des peuplements denses composés de conifères (DC), de peuplements ouverts de conifères (OC) et de peuplements denses mélangés (DM). Chacun de ces types a été croisé avec l'angle de visée par rapport au centre de la caméra, soit près de la verticale (v), ou oblique (o). Il en résulte six sites (3 compositions et structures X 2 angles de visée) (Tableau 3.1). Les angles ont été calculés d'après la position du centre de perspective de la caméra située le plus près du centroïde du site. L'angle moyen est l'angle entre les deux centres (image et site) et les angles minimum et maximum sont calculés entre le point le plus rapproché et le plus éloigné de chaque site et le centre de perspective.

Tableau 3.1 : Caractéristiques des sites d'étude

Identification du site	Description	Aire (ha)	Angle (degré)	
			Moyen	Min/Max
DCv	Conifères denses—visée verticale	5	11.94	7.48/16.10
DCo	Conifères denses — visée oblique	5	24.98	21.68/31.00
OCv	Conifères ouverts — visée verticale	3	8.37	1.90/15.24
OCo	Conifères ouverts — visée oblique	3	18.92	15.46/25.11
DMv	Mélangés denses— visée verticale	12	8.31	2.42/15.77
DMo	Mélangés denses — visée oblique	12	19.94	17.84/22.65

### 3.2. Données

L'imagerie aérienne a été acquise le 24 juin 2012 avec une caméra Microsoft-Vexcel UltraCam-XP (Vexcel Imaging GmbH, Graz, Autriche). Les images ont été livrées dans un format 8 bits avec un affinage panchromatique en composé coloré naturel (Rouge, Vert, Bleu) et un composé coloré infrarouge (Infrarouge, Rouge, Vert). La résolution spatiale au sol est d'environ 10 cm. Le Tableau 3.2 présente les différentes caractéristiques des images et du plan de vol.

Tableau 3.2 : Caractéristiques de l'acquisition de l'imagerie multispectrale

<b>Caractéristiques de la caméra</b>	
Modèle	Microsoft UltraCam XP
Longueur focale calibrée	100.5 mm
Dimension du pixel	6 $\mu\text{m}$ panchromatique, 18 $\mu\text{m}$ multispectral
Dimension du plan focal	67.860 mm X 103.860 mm
Bandes spectrales	Bleu, Vert, Rouge, Proche Infrarouge
<b>Caractéristiques du plan de vol</b>	
Altitude	2450 m au-dessus du sol
Résolution spatiale	10 cm panchromatique *, 40 cm multispectrale*
Recouvrement frontal	80% *
Recouvrement latéral	30% *
Ratio base/hauteur	0.12

\*approximatif

Les données lidar ont été acquises au cours de deux vols les 6 et 9 août 2011 avec un capteur de retour discret ALTM 3100 de Teledyne Optech Inc. (Vaughan, Canada) (Tableau 3.3). Compte tenu de la courte saison de croissance, le lidar et l'acquisition de l'imagerie aérienne peuvent être considérés comme pratiquement acquis dans la même année. En particulier, étant donné qu'aucun foyer d'insectes, aucune maladie ou aucun chablis n'ait été signalé pour 2011-2012 sur les sites d'étude, les chutes d'arbres entre

les deux acquisitions de données étaient probablement très rares. Jusqu'à quatre retours ont été enregistrés pour chaque impulsion et l'intensité de chaque retour a également été acquise. L'orientation entre chaque bande de lidar a été vérifiée et ajustée à l'aide de TerraMatch (TerraSolid, Finlande), et les points au sol ont été classés avec TerraScan (TerraSolid, Finlande).

Utilisant le même jeu de données lidar, l'étude de Sadeghi et ses collaborateurs (2016) a permis d'évaluer la précision des mesures de hauteurs lidar à partir de 431 arbres mesurées sur le terrain utilisant un clinomètre Vertex III (Tableau 3.4; Figure 3.2). Ces résultats concordent avec plusieurs autres études démontrant ce niveau de précision pour la mesure de la hauteur des arbres (Hyypä et al. 2000; Maltamo et al. 2004; Næss et al. 2002; Persson et al. 2002) et permettent de considérer ce jeu de donnée en tant que référence fiable.

Tableau 3.3 : Caractéristiques de l'acquisition du lidar

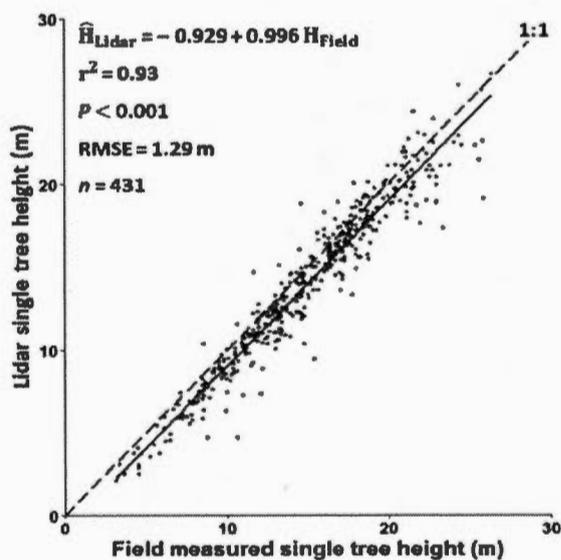
<b>Caractéristiques du système</b>	
Modèle	Optech ALTM 3100
Fréquence d'impulsion	100 kHz
Vitesse /angle de balayage	45 Hz/15° pour le 1 <sup>er</sup> survol, 55.5 Hz/18° pour le 2 <sup>e</sup> survol
Divergence du faisceau	0.3 mrad
<b>Caractéristiques de vol</b>	
Altitude	1000 m
Recouvrement des lignes de vol	50%*
Densité de point moyenne	7.1 points/m <sup>2</sup>

\*approximatif

Tableau 3.4 : Relation entre le lidar et la hauteur d'arbres individuels mesurés sur le terrain (tiré de Sadeghi et al. 2016)

Tree type	n	Mean tree height		Bias (m)	$H_{Lidar} = B_0 + B_1 H_{Field}$		$r^2$	RMSE (m)
		Lidar (m)	Field (m)		$B_0$	$B_1$		
Balsam fir	326	13.78	14.89	-1.12	-1.05	0.99	0.93	1.31
White spruce	62	16.06	16.60	-0.54	-0.15	0.98	0.94	1.28
Black spruce	30	12.46	13.16	-0.70	-1.26	1.04	0.92	0.93
Paper birch	10	9.44	9.86	-0.42	0.52	0.90	0.96	0.33
Trembling aspen	3	20.30	20.40	-0.10	-6.56	1.32	0.99	0.31
All	431	13.96	14.94	-0.98	-0.929	0.996	0.93	1.29

Figure 3.2 : Précision des mesures de hauteurs d'arbres à partir du lidar (tiré de Sadeghi et al. 2016)



### 3.3. Génération des modèles

#### 3.3.1. Sélection du logiciel d'appariement d'images

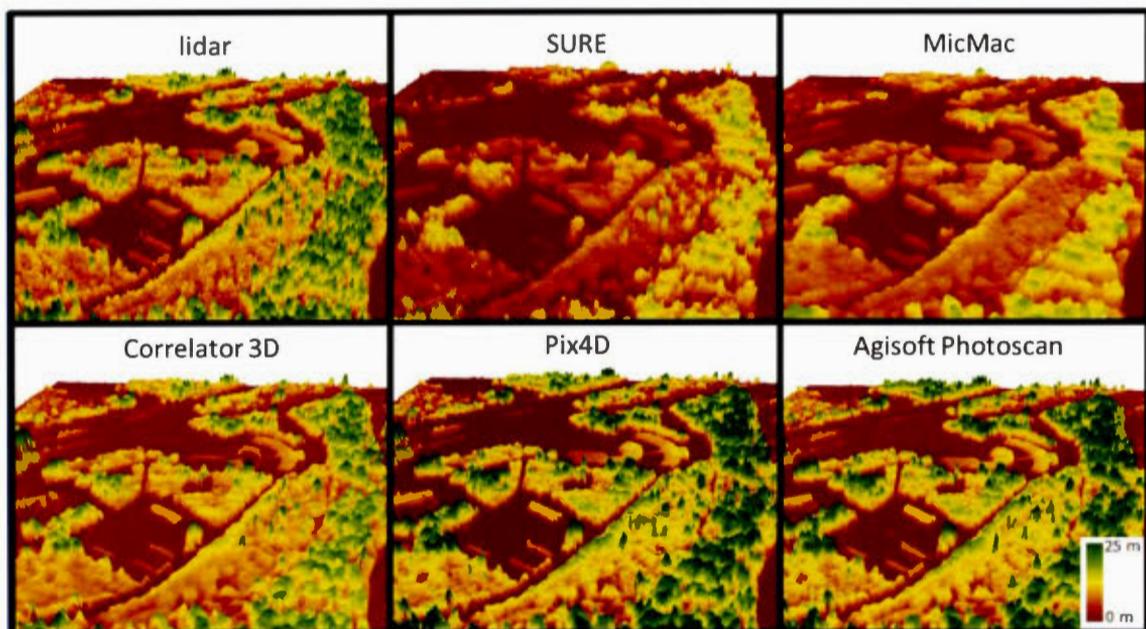
Une sélection préliminaire de différents logiciels et donc d'algorithmes d'appariement d'images pour la création des modèles stéréoscopiques a été réalisée. Cette première sélection s'est faite en fonction de la disponibilité ainsi que des coûts d'acquisition potentiels des logiciels, menant ainsi à la liste suivante :

- Agisoft Photoscan : Agisoft LLC St-Petersbourg, Russie ;
- Correlator 3D : Simactive Montréal, Canada ;
- l'algorithme DEM Extraction du module OrthoEngine : PCI Geomatics Markham, Canada ;
- MicMac : de l'IGN (Institut National de l'Information Géographique et forestière), organisme français (logiciel ouvert) ;
- Pix4DMapper : Pix4D Lausanne, Suisse ;
- SURE : de l'Institut de photogrammétrie de l'Université de Stuttgart ;
- VisualSFM : développé par Changchang Wu à l'université de Washington à Seattle (logiciel ouvert) ;

La comparaison des résultats a été réalisée selon plusieurs critères. En premier lieu, l'élément essentiel à considérer dans le choix du logiciel a été la capacité de traiter les images disponibles (section 3.2) dans les limites de la capacité de calcul de l'équipement informatique utilisé (processeur Intel (R) Core (TM) i7-3770, 3,40 GHz, système d'exploitation en 64 bits, 32 Go de mémoire vive et carte graphique NVIDIA

GeForce 9500 GT). En fonction de cette contrainte, le logiciel VisualSFM a été écarté d'emblée, car l'algorithme ne pouvait traiter plusieurs images de la taille de celles utilisées dans cette étude. Un autre critère primordial était la possibilité de reconstituer le plus fidèlement possible des éléments structuraux à l'échelle de l'arbre individuel. Une comparaison des MHC en visualisation oblique tridimensionnelle a permis de comparer les résultats des nuages de points 3D reconstitués par appariement d'images. Cette comparaison a permis de constater que le Logiciel Micmac présentait une reconstitution très lissée agglomérant plusieurs cimes d'arbres, comportement aussi très fréquent dans l'algorithme de PCI Geomatics (non illustré à la Figure 3.3). Pour les modèles issus du logiciel SURE, un niveau de lissage ainsi que plusieurs artéfacts et erreurs d'omission (arbres manquants) ont été observés. Notons que ces éléments ont été aussi notés dans les modèles de Correlator3D de façon moins importante.

Figure 3.3 : Comparaison des MHC issus de différents logiciels d'appariement d'images



De plus, afin de pouvoir s'approcher des caractéristiques des données lidar, nous avons retenu un logiciel offrant la possibilité de générer des nuages de points 3D, écartant ainsi ceux qui ne permettaient que de produire des modèles matriciels de surface. En effet, bien qu'il soit possible de convertir chaque pixel d'un modèle matriciel en points 3D, cette opération comporte une simplification et assujettit le nuage de points à un maillage uniforme imposé par la résolution spatiale matricielle. Les logiciels MicMac, Correlator3D ainsi que l'algorithme de PCI Geomatics, offrant seulement des extraits matriciels, ont pour cette raison été écartés. Finalement, bien que le logiciel Agisoft Photoscan présente une bonne restitution de la structure à l'échelle de l'arbre individuel selon l'aspect visuel du MHC, le paramétrage de la densité du nuage de points en était contraint par le système informatique. Ainsi, l'impossibilité d'augmenter la densité du nuage de points à son maximum et par le fait même d'augmenter l'information structurale a fait pencher le choix final du logiciel pour la solution Pix4D.

Les modèles stéréo-photogrammétriques ont été générés à partir de l'application Pix4DMapper v.1.4.46. Un rapport d'étalonnage effectué le 21 février 2012 a fourni les données d'orientation interne de la caméra. L'aérotriangulation a été réalisée à l'aide de l'application Pix4DMapper en utilisant des points de contrôle GCP (*ground control points*) aux sols sélectionnés de façon manuelle à partir du MNT lidar pris comme référence. Les éléments sélectionnés pour les points de contrôle au sol représentent des objets permanents tels que des croisements de routes, rochers, bâtiments, etc. Un minimum de 10 points de contrôle visibles par image comportant un maximum de 1 m d'erreur pour chacune des positions (X,Y,Z), selon l'ajustement du modèle, ont été utilisés comme valeurs seuil pour la sélection des points.

Dans Pix4D, l'utilisation de l'algorithme d'appariement d'images basé sur la densification par correspondance de pixels et d'éléments caractéristiques a été

privilégiée à l'algorithme SGM. Ce dernier comportait une importante limite découlant de la capacité du système informatique disponible tout en demeurant beaucoup moins flexible dans la possibilité d'utiliser plusieurs paramètres dans la version implantée dans Pix4D. Sommairement, l'algorithme retenu utilise les points d'attache (*tie points*) trouvés automatiquement lors de l'étape de calcul des orientations relatives des clichés comme points initiaux. Puis il tente d'optimiser la reconstitution de la scène 3D par optimisation de scores issus du calcul de la corrélation croisée de chaque pixel. Ceci s'effectue selon une approche multi-résolution dans une fenêtre mobile de 7 par 7 pixels. Notons que les détails supplémentaires concernant l'algorithme de mise en correspondance demeurent non divulgués par l'entreprise.

Le paramétrage de l'algorithme a été effectué afin de reconstituer la plus fidèlement la structure de la canopée. Ainsi le paramétrage s'est fait de manière à permettre la plus grande finesse, selon une approche multi-résolution, tout en fixant le paramètre de la densité de point à "optimal". Un critère supplémentaire d'un minimum de deux images visibles pour la création d'un point a été appliqué (c'est-à-dire le minimum absolu pour l'intersection spatiale). L'utilisation des images en composé coloré (infrarouge, rouge, vert) a été privilégiée par rapport au composé coloré naturel considérant le potentiel de l'infrarouge de mieux révéler les variations dans les caractéristiques de la végétation. Le résultat de cet algorithme permet de générer un nuage de points comportant pour chaque point, l'information X, Y, et Z ainsi que les valeurs radiométriques pour chaque bande spectrale incluse dans un fichier en format *.las* version 1.3 (ASPRS 2010). Les valeurs radiométriques enregistrées dans le fichier *.las* correspondent alors à la moyenne des valeurs de chaque pixel utilisé dans la mise en correspondance des images rééchantillonnées et s'étalent sur une gamme de valeurs en 16 bits (communication personnelle avec un représentant de l'équipe de support technique de Pix4D).

### 3.4. Récupération des valeurs spectrales

Afin de récupérer la valeur radiométrique attribuée à la bande bleue, l'utilisation de l'orientation externe calculée par l'opération d'aérotriangulation a permis de générer une matrice de rotation pour chaque image selon l'Équation 3.1

Équation 3.1

$$R_{\omega\phi\kappa} = \begin{pmatrix} \cos\phi \cos\kappa & -\cos\phi \sin\kappa & \sin\phi \\ \cos\omega \sin\kappa + \sin\omega \sin\phi \cos\kappa & \cos\omega \cos\kappa - \sin\omega \sin\phi \sin\kappa & -\sin\omega \cos\phi \\ \sin\omega \sin\kappa - \cos\omega \sin\phi \cos\kappa & \sin\omega \cos\kappa + \cos\omega \sin\phi \sin\kappa & \cos\omega \cos\phi \end{pmatrix}$$

où  $R_{\omega\phi\kappa}$  : Matrice de rotation 3x3

$\omega, \phi, \kappa$  : Correspondent respectivement au roulis, tangage et lacet de chaque image

Puis, utilisant la matrice de rotation ainsi que la position du centre projection et les coordonnées X,Y,Z de chaque point enregistrés dans le fichier *.las*, il est possible d'extraire la position du pixel dans chaque image selon l'Équation 3.2

Équation 3.2

$$\xi = \xi_0 - c \frac{r_{11}(X - X_0) + r_{21}(Y - Y_0) + r_{31}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)}$$

$$\eta = \eta_0 - c \frac{r_{12}(X - X_0) + r_{22}(Y - Y_0) + r_{32}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)}$$

Où  $\xi, \eta$  : Coordonnées images en mm

$\xi_0, \eta_0$  : Coordonnées images du point principal par rapport au centre de projection en mm

$r_{11}, r_{12} \dots r_{33}$  : Représentent les éléments de la matrice de rotation

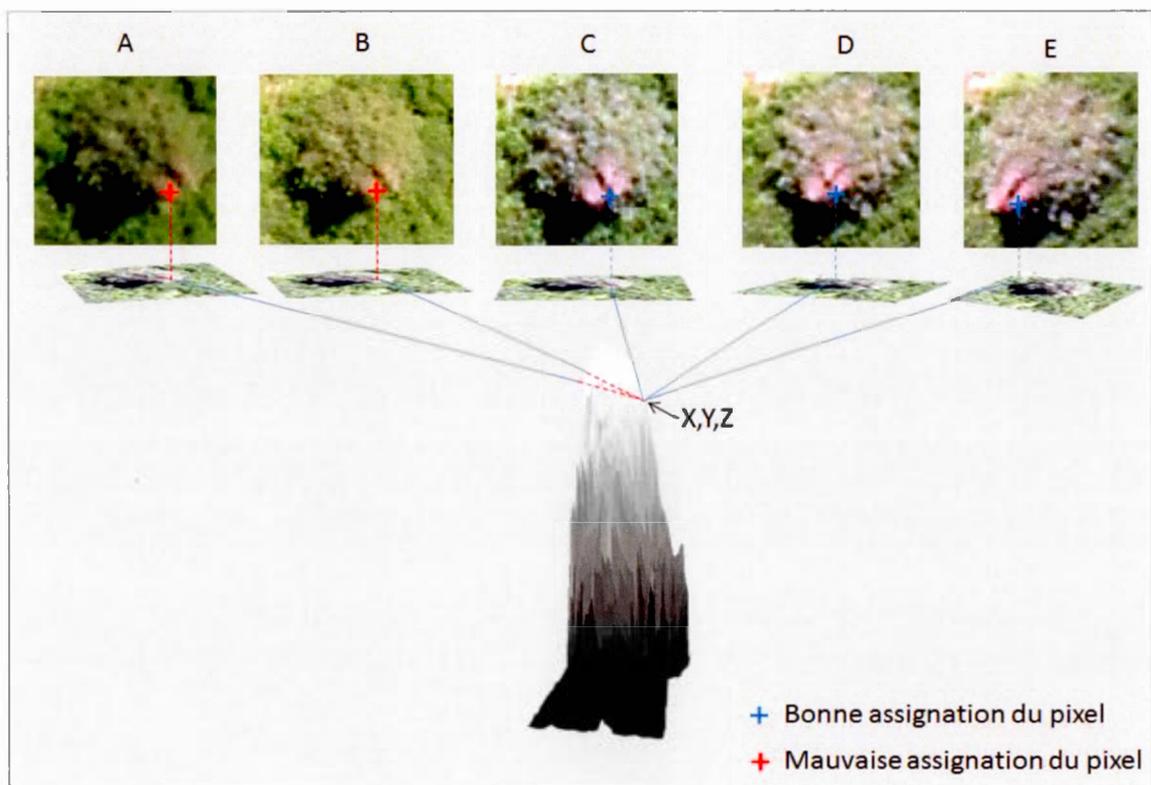
$c$  : longueur focale en mm

$X, Y, Z$  : Coordonnées de l'objet dans le système de coordonnées de référence

$X_0, Y_0, Z_0$  : Coordonnées du centre de projection dans le système de référence

Cependant, l'utilisation de ces équations telles quelles risquait d'inclure beaucoup d'erreurs puisque les scènes forestières comportent une microtopographie très irrégulière engendrant de nombreuses occlusions (arbre en cachant un autre le long de l'axe de visée). À cet effet, de mauvaises attributions de pixels peuvent survenir si de telles occlusions ne sont pas considérées dans la projection des rayons. Les images A et B de la Figure 3.4 présentent un exemple d'une mauvaise assignation de pixel.

Figure 3.4 : Représentation de la projection d'un point xyz dans différentes images

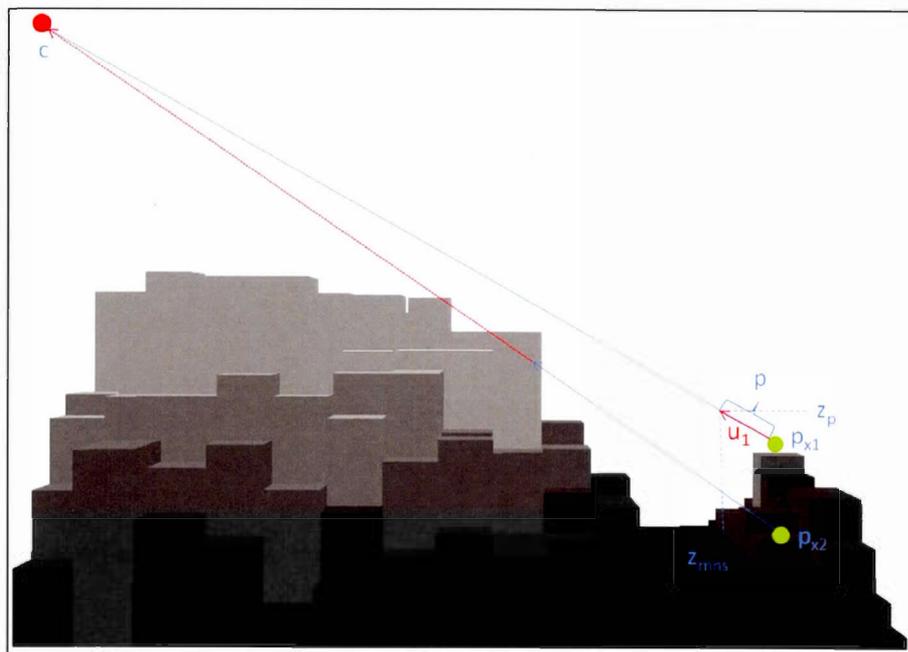


Ayant l'information sur la topographie de la surface présente dans le MNS, il est possible de simuler les zones d'occlusion et de créer des cartes de visibilité. À cet effet, la méthode du *Z buffer* (Catmull 1974) est souvent utilisée pour la détection de zones occluses et la génération d'orthoimages vraies (Amhar et al. 1998; Habib et al. 2007; Rau et al. 2002). Cependant, cette méthode comporte quelques problèmes, notamment en ce qui concerne les concordances des résolutions spatiales entre le MNS et l'image,

de fausses occlusions en terrain plat et de fausses visibilitées pour des projections radiales (Habib et al. 2007).

Pour contrer ces limites, une approche vectorielle de tracé de rayon a été privilégiée. La Figure 3.5 illustre l'approche utilisée. Pour chaque pixel du MNS ( $p_x$ ), un vecteur unitaire ( $u$ ) est créé considérant sa direction vers le centre de projection ( $C$ ). Puis itérativement, le scalaire ( $p$ ) de valeurs équivalentes à la résolution spatiale du MNS est multiplié au vecteur unitaire. Pour chaque itération, la position altitudinale du vecteur ( $Z_p$ ) est calculée et la valeur du pixel du MNS ( $Z_{mns}$ ) correspondant à la position  $x,y$  du vecteur est extraite. Finalement, si la valeur  $Z_{mns}$  est plus grande que  $Z_p$ , alors le pixel sera considéré comme non-visible. Afin de réduire le temps de calcul, l'itération se termine lorsque  $Z_p$  est supérieur au maximum local du MNS d'une fenêtre mobile comportant un nombre de pixels équivalent à la valeur théorique maximale d'un arbre dans la région.

Figure 3.5 : Représentation de la méthode utilisée pour le calcul de la visibilité



À noter que cette même approche a aussi été utilisée pour ajouter l'information spectrale provenant de l'imagerie aérienne aux points lidar. Dans un premier temps, l'Équation 3.2 est utilisée afin d'extraire les valeurs des pixels correspondant à la position X, Y et Z du point lidar. Puis les valeurs sont retenues seulement si le pixel est considéré comme visible selon la méthode précédemment décrite. De plus, notons que seulement les premiers retours ont été utilisés, ceci puisque dans une scène forestière, les retours subséquents ont théoriquement traversé la canopée et deviennent invisibles à partir de l'imagerie.

### 3.5. Analyse de la correspondance des points lidar et photogrammétriques

La capacité à représenter la structure tridimensionnelle ainsi que la précision de la restitution des hauteurs est un élément primordial dans l'approche par arbre individuel et dans la classification d'espèces. À cet effet, il est essentiel de bien comprendre les similitudes et les divergences entre la photogrammétrie et le lidar tout au long des étapes et des traitements en relation avec la structure forestière. Ainsi, la comparaison des nuages de points sur la base de leurs densités et de leurs distributions spatiales constitue la première étape de cette comparaison. Par la suite, l'analyse des MHC à l'échelle des pixels (interpolés ou non) permet de relever la cohérence dans les distributions des hauteurs et de soulever les éléments influençant la segmentation des couronnes. Pour sa part, la comparaison des couronnes permet de vérifier la similarité dans les composantes structurales des arbres extraits (hauteurs et aires) entre les deux approches. Finalement, l'analyse des résultats des classifications en relation avec les variables tridimensionnelles et radiométriques permettra de mettre en évidence le pouvoir de discrimination de chacune des approches. Ainsi, cette analyse à différents niveaux permettra de bien démontrer le potentiel à des fins de caractérisation à

l'échelle de l'arbre individuel de l'approche photogrammétrique en comparaison au lidar.

En premier lieu, la comparaison de la densité de points pour chaque région d'étude a été réalisée en considérant seulement les premiers retours lidars, ceci pour assurer une compatibilité avec les points photogrammétriques. Les différences entre la représentation spatiale des deux nuages de points (voir Figure 4.1 section 4.2), rendaient très difficile l'analyse des correspondances directes des nuages de points. Pour pallier cette limite, une approche de comparaison en mode matricielle a été privilégiée. Utilisant une grille matricielle de résolution de 25 cm, l'enregistrement de la hauteur du point (ou du plus haut en présence de plusieurs points) a été enregistré dans chaque pixel correspondant, laissant les cases sans valeurs si aucun point n'y était associé. Puis, cette grille matricielle a été ensuite normalisée en soustrayant le MNT lidar, formant ainsi un MHC non-interpolé. Considérant les pixels coïncidants (sans valeurs nulles) et de hauteur supérieures à 2 m, des histogrammes de fréquences relatives des hauteurs ont été générés. En employant cette même approche de mise en correspondance des pixels lidar et photogrammétriques, une régression entre les hauteurs issues de ces deux sources de données a permis d'extraire le coefficient de détermination ( $r^2$ ), l'erreur moyenne quadratique absolue et relative (EMQ divisée par la moyenne) ainsi que le biais. En parallèle, des histogrammes de fréquences ainsi que des régressions ont été réalisés selon les mêmes modalités avec des versions interpolées des MHC. Une interpolation de type inverse de la distance pondérée intégrée dans l'application lasReader (Laboratoire de cartographie des dynamiques forestières 2015a) a été utilisée pour créer les versions des MHC interpolées.

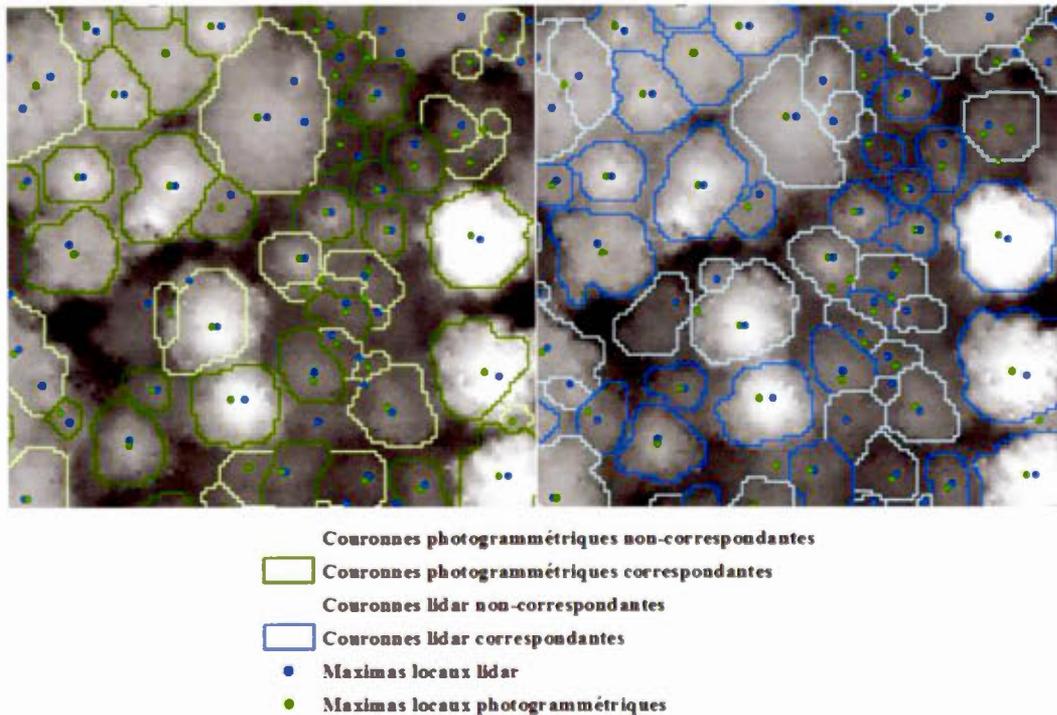
### 3.6. Segmentation des couronnes

La segmentation des couronnes a été réalisée en utilisant l'algorithme SEGMA v.9 (Laboratoire de cartographie des dynamiques forestières 2015b). Suite au remplissage des cavités du MHC selon l'approche présentée dans St-Onge (2008), l'algorithme applique un filtre gaussien adaptatif dont les paramètres varient proportionnellement en fonction de la hauteur locale. Ce MHC filtré est ensuite utilisé pour détecter les maxima locaux. Ces maxima sont repris comme germes pour l'algorithme de croissance de région qui stoppe sa croissance lorsque certaines conditions d'arrêt sont respectées. Parmi celles-ci, notons une valeur du Laplacien local du MHC élevée correspondant à une vallée forte, un seuil de 20% de la hauteur du maxima local (indiquant que la périphérie basse de la couronne est sans doute atteinte) et une limite du rayon de la couronne. La valeur limite du rayon maximal de la couronne est évaluée au début du processus de croissance de région à partir de la forme 3D de la couronne. Ainsi, selon cette information, l'algorithme détermine l'appartenance la plus probable à un feuillu ou un conifère pour attribuer un rayon adapté à ce type d'arbre, proportionnellement à sa hauteur (maximum local). À noter que les mêmes paramètres ont été utilisés pour la segmentation des couronnes à partir du MHC lidar et photogrammétrique.

Afin de comparer des couronnes correspondantes entre le lidar et les résultats photogrammétriques, deux couronnes sont considérées comme homologues si un segment (polygone représentant le contour d'une couronne) contient un seul maxima local d'une couronne générée avec l'autre approche différente (lidar ou photogrammétrique). Ce critère est mutuel. En d'autres termes, si une couronne lidar ne contient qu'un seul maxima local issu du MHC photogrammétrique, et que la couronne photogrammétrique ainsi identifiée ne contient qu'un seul maximum local

issu du MHC lidar, les deux couronnes sont considérées comme homologues. La Figure 3.6 présente un exemple de cette sélection

Figure 3.6 : Résultats de la sélection des couronnes correspondantes



La hauteur retenue pour chaque couronne représente la valeur maximale du pixel se trouvant à l'intérieur de la couronne du MHC non-filtré. Nous avons comparé les hauteurs lidar aux hauteurs photogrammétriques correspondantes par régression. Une régression a également été effectuée entre les aires des couronnes homologues. Dans les deux cas, nous rapportons les coefficients de détermination ( $r^2$ ) et l'EMQ absolue et relative.

### 3.7. Métriques

Une métrique est définie comme étant une caractéristique décrivant un élément défini correspondant à l'arbre individuel dans la présente étude. En principe, les arbres d'une même espèce présentent des formes géométriques et des valeurs radiométriques similaires entre eux, mais différent selon l'espèce en se basant sur ce principe, un ensemble de métriques a été calculé à partir des relations spatiales ou radiométriques des nuages de points afin de pouvoir discriminer les espèces selon les valeurs numériques découlant de ces métriques.

L'extraction des métriques a été réalisée pour chaque couronne et regroupée selon quatre familles ; métriques 3D communes, métriques 3D spécifiques au lidar, métriques d'intensité lidar et métriques multispectrales (Tableau 3.5). La gamme des métriques calculées ont été sélectionnée parmi celles présentées dans plusieurs publications (Heikkinen et al. 2011; Heinzl and Koch 2011; Holmgren and Persson 2004; Holmgren et al. 2008; Korpela et al. 2010; Li et al. 2013; Ørka et al. 2012; Ørka et al. 2009; Persson et al. 2002; Reitberger et al. 2008; Vauhkonen et al. 2009; Waser et al. 2011) tout en considérant leur capacité à être calculée à l'aide d'un script Python v 3.4. En particulier, le module SciPy pour le calcul de l'enveloppe convexe et pour l'ajustement de la courbe selon la méthode de moindre carré

Les métriques 3D communes au lidar et à la photogrammétrie concernent la forme, la proportion de la couronne et la distribution verticale des points. Les métriques 3D spécifiques au lidar tiennent compte des statistiques des relations entre les types de retours tandis que les métriques d'intensité lidar utilisent les statistiques relatives aux valeurs radiométriques d'intensité. Les métriques multispectrales utilisent l'information des bandes spectrales provenant de l'imagerie aérienne, soit directement issue des NPP en format *.las* ou selon la méthode décrite en section 3.4. Afin d'éviter

que les métriques relatives à la forme correspondent à une caractéristique structurale locale des espèces, les métriques ont été calculées en fonction d'être indépendantes de la hauteur absolue des arbres. Les hauteurs absolues étant relatives à l'âge des peuplements ainsi qu'aux conditions physiques de croissance, des métriques utilisant la hauteur absolue ne peuvent être appliquées à d'autres peuplements, ceci puisque les caractéristiques de croissance sont inévitablement différents d'un peuplement à un autre menant à des valeurs de hauteur inter-espèces différentes. La dénomination des métriques du Tableau 3.5 comporte un préfixe générique (ex. Curve\_) associé à un sous-type par un trait de soulignement. Pour sa part, le trait d'union exprime la gamme de valeur d'un sous-échantillonnage. Notons que la dénomination anglaise a été utilisée à des fins de conformité avec les bases de données existantes.

La sélection des variables s'est effectuée sur la base du coefficient de corrélation de Pearson ( $r$ ) calculé entre chaque variable par familles. Les variables comportant un coefficient de corrélation élevé ( $r > 0.90$ ) ont été écartées. Puisque plusieurs études utilisent l'index de Gini comme critère de sélection (Korpela et al. 2010; Naidoo et al. 2012; Ørka et al. 2010), le choix de conserver une des variables corrélées entre elles s'est basé sur l'index le plus élevé. À cet effet, un modèle RF utilisant toutes les variables pour chaque jeu de données a été ajusté afin d'établir un classement préliminaire d'importance de variables.

Tableau 3.5 : Description des métriques extraites des nuages de points

Métriques de classification	Description
<b>3D commune</b>	
Area/H	Ratio entre l'aire et la hauteur de la couronne
Slope	Pente moyenne entre le point le plus élevé et les autres points
Curve_ : all, 50, 75	Somme des deux coefficients de deuxième ordre d'un ajustement de moindres carrés sur les NPP ou les points lidar. Pour tous les points (all) ou utilisant les points au-dessus de 50% ou 75% de la hauteur de l'arbre
R_Curve_ : all, 50, 75	Moyenne des résidus de l'ajustement de la courbe pour différents sous-échantillonnages
Pt_ : 0_50, 50_100, 0_25, 25_50, 50_75, 75_100	Ratio entre le nombre de points dans différentes strates de l'arbre défini en termes de pourcentage de la hauteur de l'arbre. (e.g. 25-50 est le ratio entre le nombre de points compris entre 25% et 50% de l'arbre et le nombre total de points)
Hull_ : all, 50, 75	Ratio entre le volume du convexe hull et la hauteur maximale élevée au carré utilisant les points au-dessus de 50% ou 75% de la hauteur de l'arbre
<b>3D spécifique au lidar</b>	
MnA_maxA	Ratio entre la hauteur moyenne de tous les retours et le maximum de tous les retours
MdA_maxA, MdA_mnA	Ratio entre la hauteur médiane de tous les retours et le maximum ou la moyenne de tous les retours
Mn1_maxA, Mn1_mnA	Ratio entre la hauteur moyenne des 1 <sup>ers</sup> retours et le maximum ou la moyenne de tous les retours
Md1_maxA, Md1_mnA	Ratio entre la hauteur médiane des 1 <sup>ers</sup> retours et le maximum ou la moyenne de tous les retours
Mn1_max1	Ratio entre la hauteur moyenne des 1 <sup>ers</sup> retours et le maximum des premiers retours
Md1_max1, Md1_mn1	Ratio entre la hauteur médiane des 1 <sup>ers</sup> retours et le maximum ou la moyenne des 1 <sup>ers</sup> retours
<b>Intensité lidar</b>	
Mean_i, Std_i, Cv_i : 1, all	Moyenne, écart-type, coefficient de variation de l'intensité pour les 1 <sup>ers</sup> et tous les retours
Max_i : 1, all	L'intensité maximale des 1 <sup>ers</sup> et tous les retours
R_10_90_i	Ratio entre les valeurs d'intensité du 10 <sup>e</sup> percentile et le 90 <sup>e</sup> percentile
<b>Imagerie spectrale</b>	
Mean_, Std_, Cv_ ; nir, r, g, all	Moyenne, écart-type, coefficient de variation pour chaque bande et toutes les bandes
R_10_90_ ; nir, r, g, all	Ratio entre les valeurs spectrales du 10 <sup>e</sup> percentile et le 90 <sup>e</sup> percentile pour chaque bande et toutes les bandes
Ndvi, Gndvi	Valeur moyenne du NDVI et du GNDVI $((IR - G)/(IR + G))$
Mn est l'abrégiée de moyenne, Md : médiane, Max : maximum, Std : écart-type, Cv : coefficient de variation, NDVI : indice de végétation normalisé et GNDVI : indice de végétation normalisée utilisant la bande verte	

### 3.8. Classification d'espèces par arbre individuel

L'identification des espèces par une approche de classification appliquée aux données lidar ou photogrammétrique a été réalisée pour trois groupes distincts, soit le sapin baumier, l'épinette (toutes espèces confondues) et les feuillus. Pour simplifier le texte, nous utilisons ici le terme "espèce" pour désigner chacun de ces groupes, tout en étant conscient que sur le plan botanique chacun des groupes correspond à un niveau taxonomique différent.

L'algorithme *Random Forest* (RF) (Breiman 2001) implémenté dans le logiciel R (R Core Team 2016) a été utilisé pour la classification. L'algorithme RF construit un ensemble de plusieurs arbres décisionnels successifs (pouvant aller jusqu'à des milliers) dont chaque itération, utilise un sous-échantillonnage au hasard d'un jeu de variable. Puis, le jeu de donnée comportant l'erreur *Out-of-bag* (OOB) minimale est sélectionné pour créer un arbre de décision. Cet algorithme a été retenu en particulier, car il est reconnu pour sa grande flexibilité et sa capacité à s'adapter aux phénomènes complexes. Il est aussi reconnu pour ne pas se surajuster aux données (*overfitting*), en plus de comporter peu de paramètres ce qui améliore la convivialité de son utilisation (Liaw and Wiener 2002). Ces avantages ont fait gagner en popularité cet algorithme, maintenant de plus en plus utilisé en télédétection (Belgiu and Drăguț 2016). De plus, les études de (Korpela et al. 2010; Ørka et al. 2012) ont permis de démontrer la supériorité de RF en comparaison à d'autres types d'algorithmes appliqués à la classification d'espèces. De plus, RF estime l'importance des variables utilisées classées selon deux indices, soit l'indice de Gini ou la moyenne de la diminution de précision MDA (*Mean Decrease Accuracy*). Ce dernier indice est calculé, pour chaque variable, en calculant la perte de précision moyenne encourue lorsqu'une variable est enlevée dans le processus de construction des arbres de décision. L'importance basée sur l'indice de Gini est calculée quant à elle par la perte du critère d'impureté

lorsqu'une variable est utilisée dans un nœud de l'arbre de décision (Breiman 2001). Au total, 400 couronnes ont été sélectionnées aléatoirement au sein des deux sites de composition mélangés à des fins de classification. L'assignation des espèces pour chaque segment a été réalisée par photo-interprétation utilisant une station photogrammétrique numérique (Summit Evolution, v 7.1, Anchorage, USA) en visualisation 3D et par rehaussement de l'imagerie numérique.

Les couronnes photo-interprétées ont été séparées également en sous-échantillon d'entraînement et de validation. Les résultats de la classification ont été quantifiés à partir de l'erreur OOB pour l'entraînement du modèle RF, de la précision globale, du coefficient kappa (Cohen 1960) et du *producer's accuracy* et *user's accuracy* (Story et Congalton 1986). Les résultats de la classification ont été rapportés par classes de métriques afin de comparer l'ajout de l'information provenant de chaque famille de métrique soit : lidar 3D, lidar 3D + intensité, lidar 3D + intensité + multispectrale, NPP 3D, NPP 3D + multispectrale.

L'algorithme RF étant basé sur un sous-échantillonnage au hasard pour la construction d'arbres de décision, il engendre des résultats de classifications légèrement différents à chaque génération du modèle. De plus, le sous-échantillonnage au hasard des jeux de données d'entraînement et de validation a également une influence sur les résultats notamment dans la séparation des classes ayant un nombre d'effectifs plus faibles (Belgiu and Drăguț 2016). Dans le but de contrer ces différences et de présenter des résultats plus représentatifs, chaque modèle de classification pour chaque famille de métrique a été généré itérativement 1000 fois. Chaque résultat des itérations a été moyenné et constitue les résultats présentés dans cette étude.

## CHAPITRE IV

### RÉSULTATS

#### 4.1. Génération des modèles photogrammétriques

Suite au calage selon les points de contrôle, la précision de la localisation pour chaque zone d'études en termes d'EMQ variait de 0.23 m et 0.61 m en planimétrie et entre 0.95 m et 1.51 m en altimétrie (Tableau 4.1).

Tableau 4.1 : Précision des points de contrôle pour chaque site d'étude (en m)

<b>Zone</b>	<b>EMQ X</b>	<b>EMQ Y</b>	<b>EMQ Z</b>
<b>DCv</b>	0,48	0,61	1.08
<b>DCo</b>	0,43	0,57	0,95
<b>OCo</b>	0,25	0,28	1,51
<b>OCv</b>	0,42	0,49	1,21
<b>DMo</b>	0,28	0,43	0,97
<b>DMv</b>	0,23	0,28	0,98

#### 4.2. Comparaison des nuages de points photogrammétriques et lidar

De façon générale, la densité des NPP était d'environ cinq fois supérieures à celle des points lidar (Tableau 4.2). Tandis que le lidar offre une densité relativement constante, les densités des NPP varient selon les structures forestières. De façon générale, les sites d'étude composés de conifères présentent des densités plus élevées en comparaison aux autres types de structures. Pour leur part, les modèles caractérisés par une visée verticale présentent une densité supérieure par rapport aux modèles en visée oblique.

Le Tableau 4.3 permet de constater une différence de densité plus élevée pour les compositions caractérisées par des conifères que les compositions mélangées.

Tableau 4.2 : Densité de points (pts/m<sup>2</sup>) par site d'étude

	<b>DCv</b>	<b>DCo</b>	<b>OCv</b>	<b>OCo</b>	<b>DMv</b>	<b>DMo</b>
<b>Lidar</b>	6.1	6.4	5.8	6.5	7.0	7.4
<b>PPC</b>	29.6	26.1	24.4	21.9	23.4	22.7

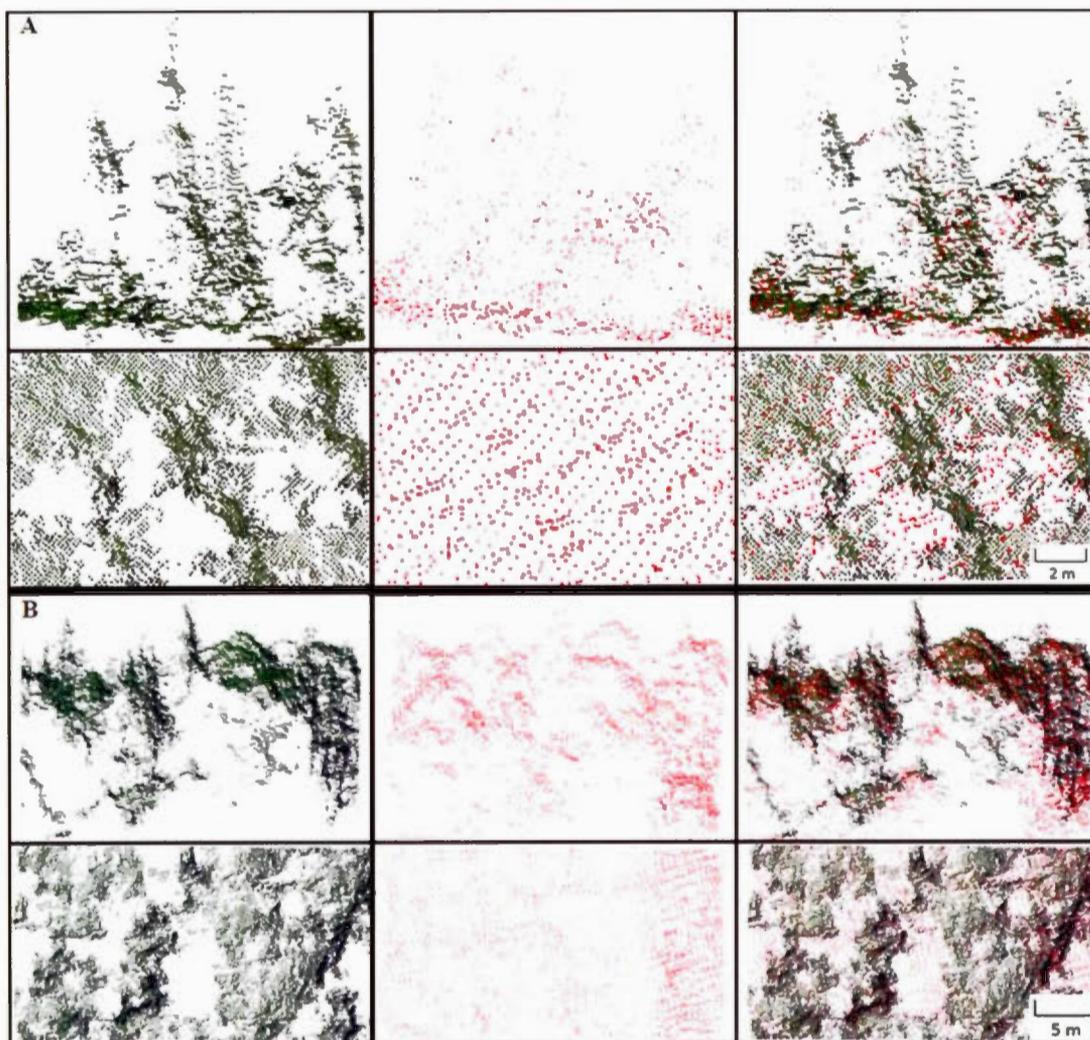
Tableau 4.3 : Différence relative de la densité de points entre les sites en visée verticale et oblique

	<b>DCv - DCo</b>	<b>OCv - OCo</b>	<b>DMv - DMo</b>
<b>Différence (%)</b>	11.82	10.26	2.99

L'aspect et la distribution 3D des nuages de points diffèrent selon qu'il s'agit de NPP ou de lidar. Bien qu'il existe une multitude de configurations de structures et de composition forestière possibles, configurations ayant chacun des effets différents sur la distribution géométrique des nuages de points, nous montrons dans la Figure 4.1 une représentation typique des sites d'étude. Elle représente le NPP et le nuage de points lidar en visée latérale et verticale dans un peuplement de conifère (A) et mélangé (B). Cette figure illustre la densité plus importante du NPP en comparaison au lidar. Cependant, la distribution des points est beaucoup moins uniforme dans le NPP. Dans les deux types de composition, le NPP laisse entrevoir à certains endroits des regroupements de points assez denses alors que d'autres zones sont complètement vides. En ce qui concerne la reconstitution géométrique des couronnes, il est possible de percevoir facilement leur forme dans les deux types de nuages de points. Cependant, le NPP présente quelques géométries tronquées dans les zones d'occlusion allant parfois jusqu'à la moitié de la couronne (latéralement). Pour leur part, les feuillus,

l'aspect plus arrondi des houppiers est aussi reconnaissable dans les deux types de nuages de points.

Figure 4.1 : Représentation du nuage de points d'un peuplement de sapin baumier (A) et d'un peuplement mélangé (B). Dans la partie gauche ; points photogrammétriques (noirs), au centre ; point lidar (rouge) et à droite ; superposition des deux types de points. La partie supérieure montre une visée horizontale et la partie inférieure une visée verticale

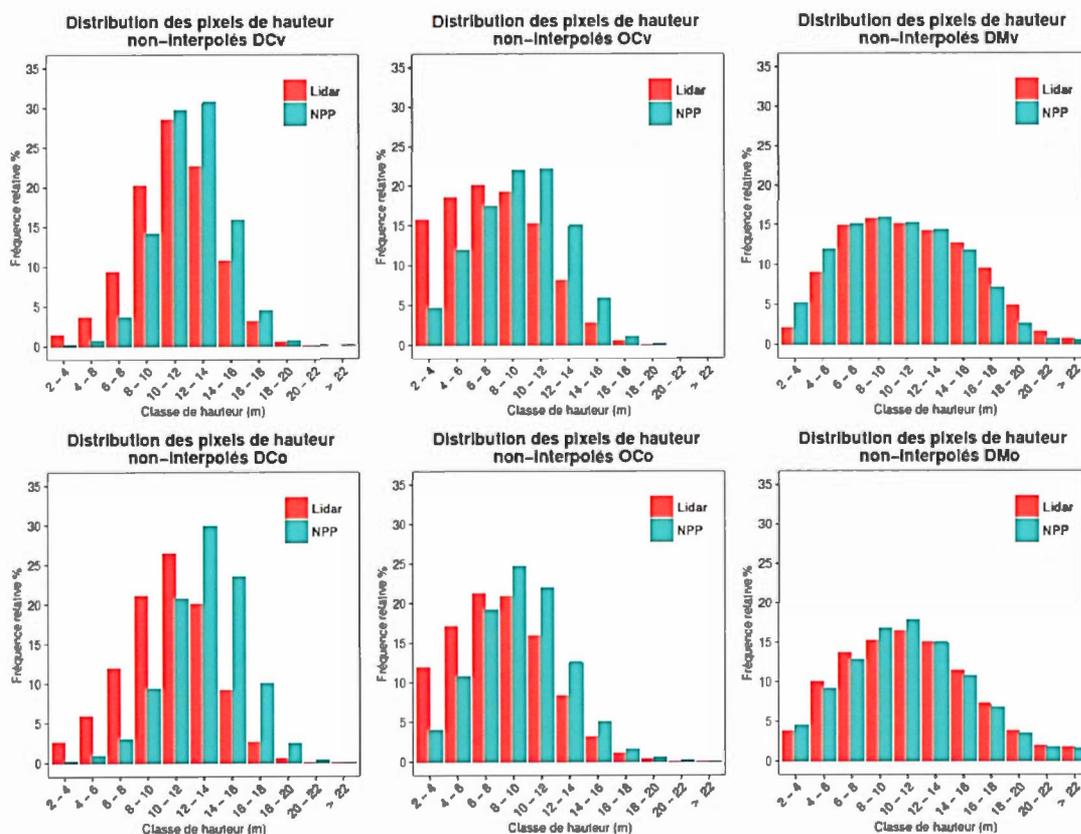


La Figure 4.2 représente les histogrammes des fréquences relatives des hauteurs normalisées entre les MHC non interpolées photogrammétriques et lidar. Ces histogrammes démontrent une fréquence plus élevée du lidar en comparaison au NPP pour les valeurs faibles (végétation basse) dans les sites ouverts et de composition résineuse. Les sites ouverts présentent une plus forte abondance de petits arbres et arbustes entre les dominants ce qui favorise cette distribution. Pour sa part, la structure équiennne du peuplement dense de conifères présente une distribution plus leptokurtique. En comparant l'approche photogrammétrique avec le lidar, on remarque une sous-estimation plus importante des valeurs faibles dans le cas photogrammétrique provoquant ainsi une surreprésentation des valeurs élevées. Cependant, cette sous-estimation des valeurs faibles dans l'approche photogrammétrique est moins prononcée dans les structures ouvertes. De plus, notons que cet effet diminue d'autant plus dans les compositions mélangées où l'on remarque une distribution presque similaire.

La Figure 4.3 représente le diagramme de dispersion entre les points lidar et photogrammétriques non-interpolés. La régression pour chaque modèle est caractérisée par la droite de régression, le coefficient de détermination ainsi que l'EMQ absolue et relative. La correspondance la plus faible est présente dans le site de conifère dense en visée oblique présentant un  $r^2$  de 0.25, une EMQ de 2.41 m ainsi qu'un biais de 2.48 m tout en démontrant un décrochage relativement élevé par rapport à la droite 1:1. Les sites correspondants à une visée verticale présentent une régression avec une pente plus près de la droite 1:1 et des valeurs plus élevées du coefficient de détermination tout en présentant et des EMQ plus faibles. Quant à la structure et de la composition, les sites mélangés présentent des régressions mieux ajustées en comparaison aux sites de conifères denses. De plus, le biais des sites de composition mélangée démontrent une sous-estimation de la hauteur en comparaison des sites de conifères. Le site mélangé en visée verticale offre la meilleure correspondance révélant un  $r^2$  de 0.63. Notons

cependant une EMQ plus élevée due principalement à des valeurs de hauteurs plus élevées.

Figure 4.2 : Histogrammes de distribution des hauteurs des pixels non-interpolés



#### 4.3. Comparaison des MHC photogrammétriques et lidar interpolés

La Figure 4.4 montre la correspondance entre les MHC lidar et photogrammétrique interpolés ainsi que les orthoimages associées à chaque zone d'étude. La comparaison visuelle démontre une bonne correspondance entre les deux types de modèles avec un

aspect légèrement plus lissé pour les modèles photogrammétriques. Les MHC photogrammétriques obtenus en visée oblique montrent un rendu qui s'éloigne davantage du lidar, notamment quelques artefacts, éléments sensiblement plus prononcés dans la zone DCo. Malgré ces divergences, la reconnaissance des arbres de façon individuelle est facilement réalisable à partir des niveaux de gris de chacun des MHC correspondant indépendamment du type de donnée ou de l'angle de visée.

Figure 4.3 : Diagramme de dispersion des hauteurs des pixels non-interpolés.  
L'échelle de couleur correspond à la densité des observations

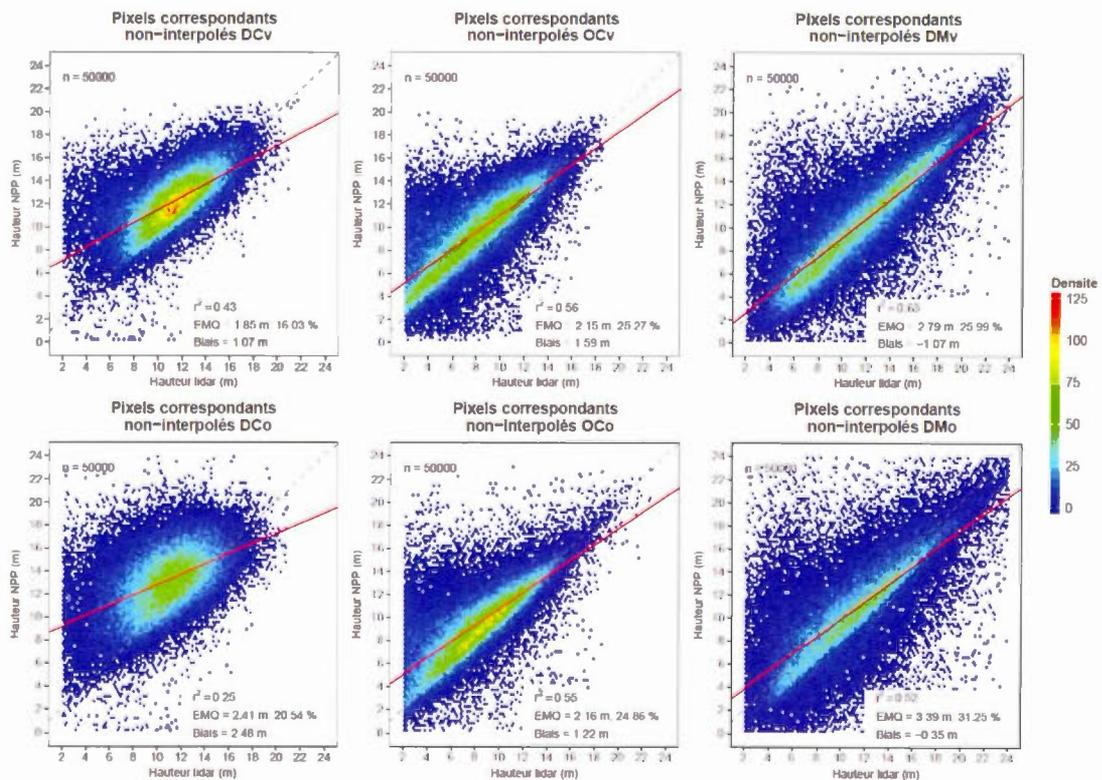
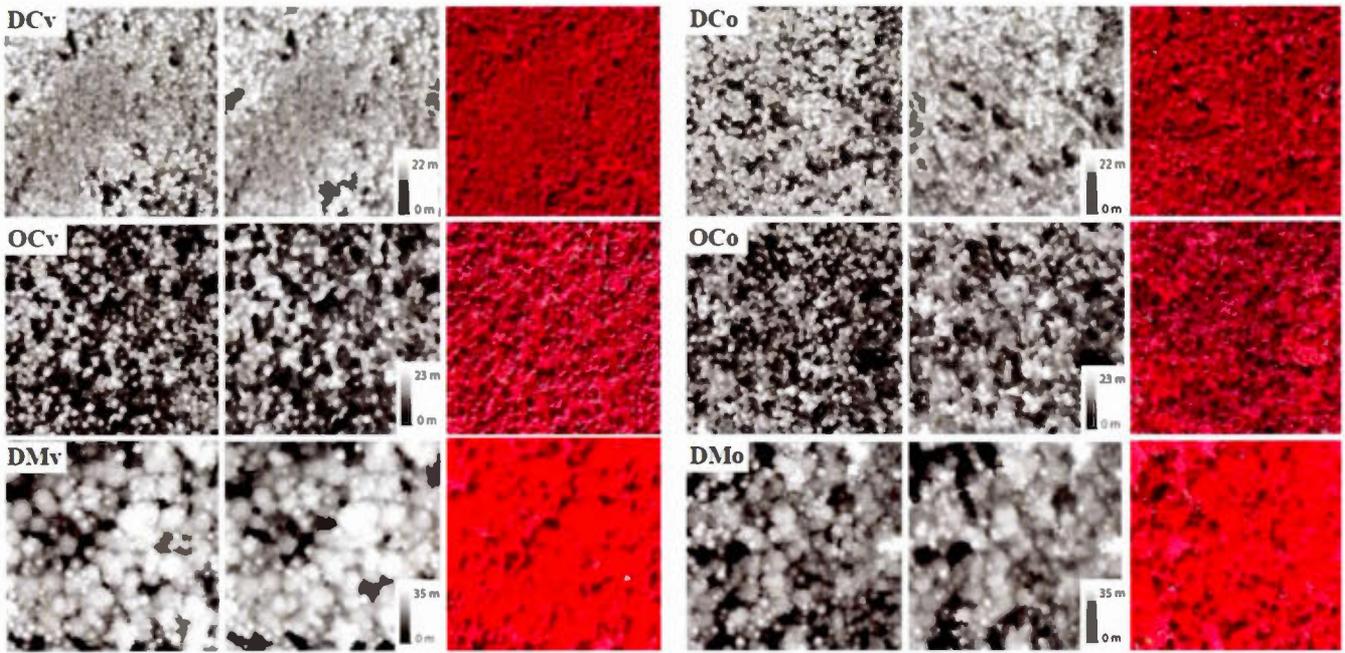
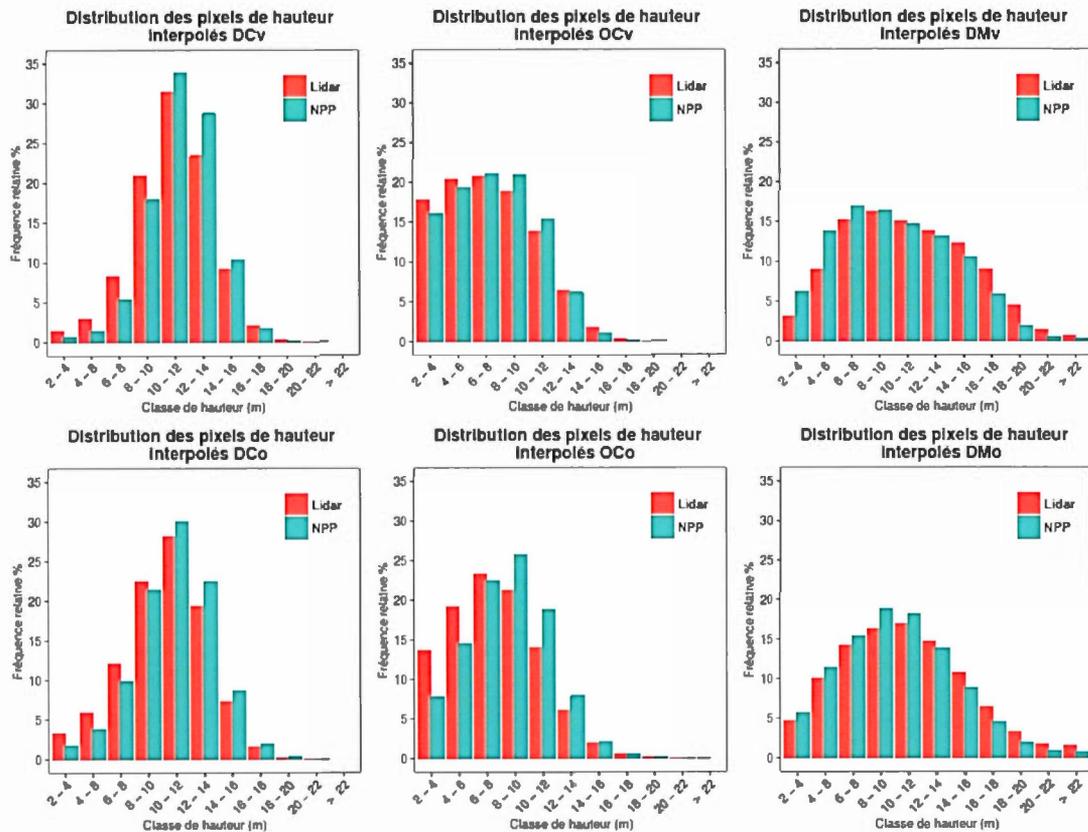


Figure 4.4: Représentation des MHC lidar (gauche), photogrammétrique (centre) et l'orthoimage correspondante (droite)



La Figure 4.5 représente les histogrammes de fréquences relatives et la Figure 4.6 les diagrammes de dispersion des versions interpolées des MHC. L'opération d'interpolation a eu pour effet de combler les vides entre les valeurs. Cette version des MHC produit une distribution spatiale beaucoup plus uniforme, mise en évidence par des distributions plus similaires entre NPP et lidar des histogrammes de la Figure 4.5. De façon analogue à la version non-interpolée, la fréquence est plus importante dans les valeurs basses pour le lidar élément toutefois moins prononcé dans la version non-interpolé.

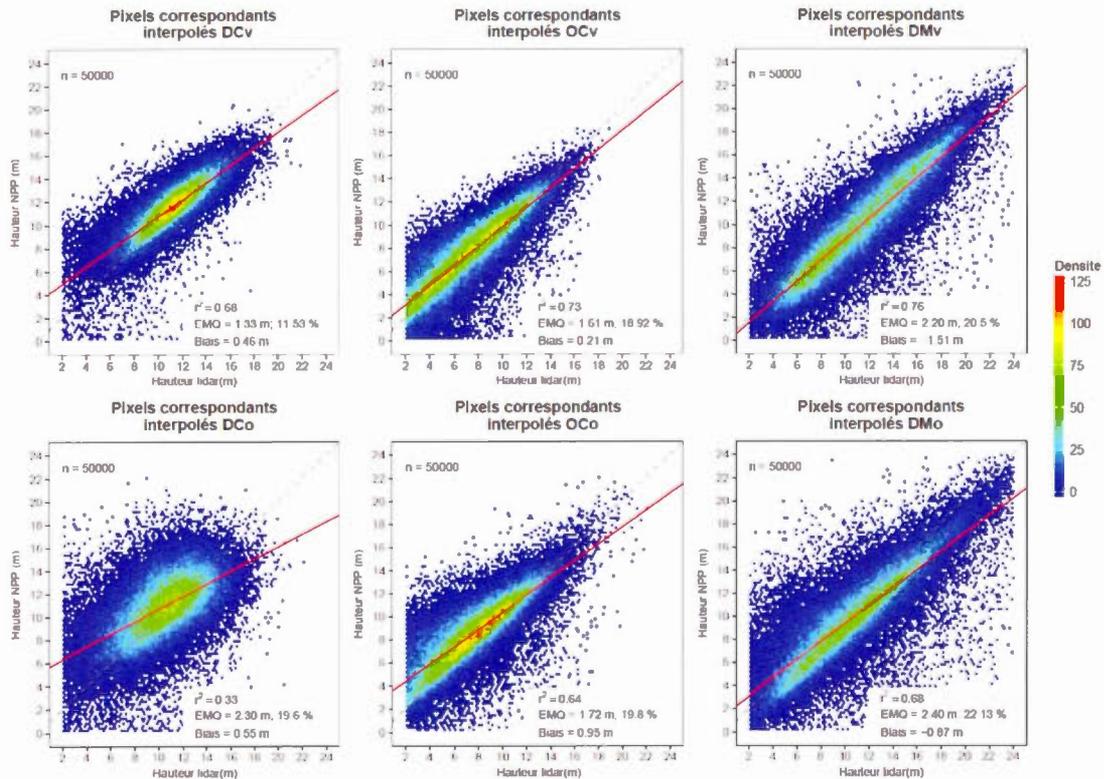
Figure 4.5 : Histogrammes de distribution des hauteurs des pixels interpolés



Les diagrammes de dispersion de la Figure 4.6, montrent que l'opération d'interpolation améliore de façon considérable les modèles de régression à l'exception du site de conifères denses en visée oblique comportant un  $r^2$  de 0.33. Le site mélangé dense en visée verticale démontre une forte correspondance, présentant un  $r^2$  de 0.76. De plus, comme dans le cas de la version non-interpolée, les sites en visée verticale sont mieux ajustés en comparaison aux sites en visée oblique. Également, les sites composés de résineux denses démontrent les corrélations les plus faibles, ce qui contraste avec les sites mélangés présentant des corrélations plus ajustées. De façon similaire à la Figure 4.3, le biais démontre que la hauteur photogrammétrique sous-

estime les hauteurs par rapport au lidar dans les sites de composition mélangée. De plus, le site DMv comporte le biais le plus élevé soit  $-1.51$  m.

Figure 4.6 : Diagramme de dispersion des hauteurs des pixels interpolés. L'échelle de couleur correspond à la densité des observations



#### 4.4. Segmentation des couronnes

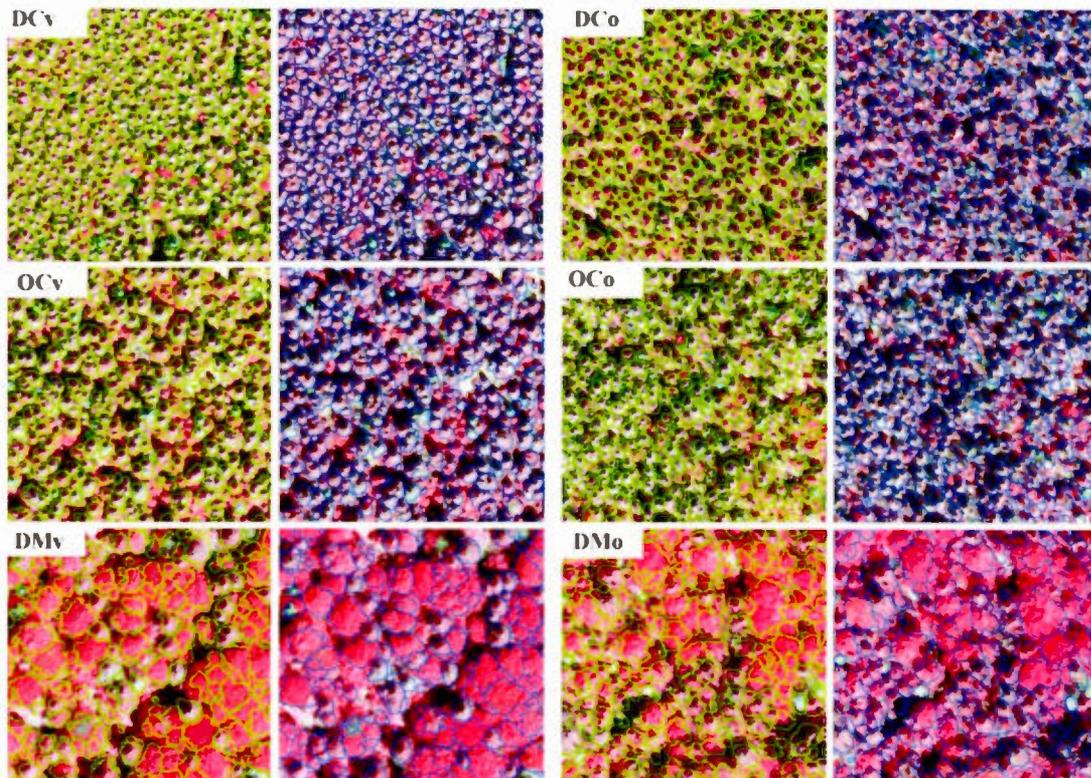
La Figure 4.7 démontre un exemple des résultats de l'algorithme d'extraction automatique des couronnes en superposées aux orthoimages. La comparaison visuelle permet de constater que les résultats de l'algorithme offrent une bonne délimitation permettant de bien distinguer les arbres de façon individuelle, que ce soit d'après le lidar ou le MHC photogrammétrique interpolé. De façon générale, la segmentation des

conifères semble plus nette que celle des feuillus. En effet, les erreurs d'omission ou de commission sont plus fréquentes dans les peuplements mixtes. La segmentation des couronnes semble plus adéquate dans le cas où le MHC lidar est employé. On remarque dans ce cas que les segments sont plus ajustés et détaillés en comparaison à l'approche photogrammétrique où les segments sont plus arrondis. De plus, dans le cas photogrammétrique, certains segments ont plus souvent tendance à combiner plus d'une cime d'arbre. Cet effet est facilement observable à partir du Tableau 4.4 où l'on remarque un nombre de segments plus important pour le lidar en comparaison avec l'approche photogrammétrique, sauf pour le site DCo. La différence relative varie entre 11.7% et 19.9%. De plus, on remarque un nombre systématiquement plus élevé de couronnes dans les sites en visée oblique dans l'approche photogrammétrique.

Tableau 4.4 : Nombre et différence relative du nombre de couronnes par site d'étude entre le lidar et les NPP

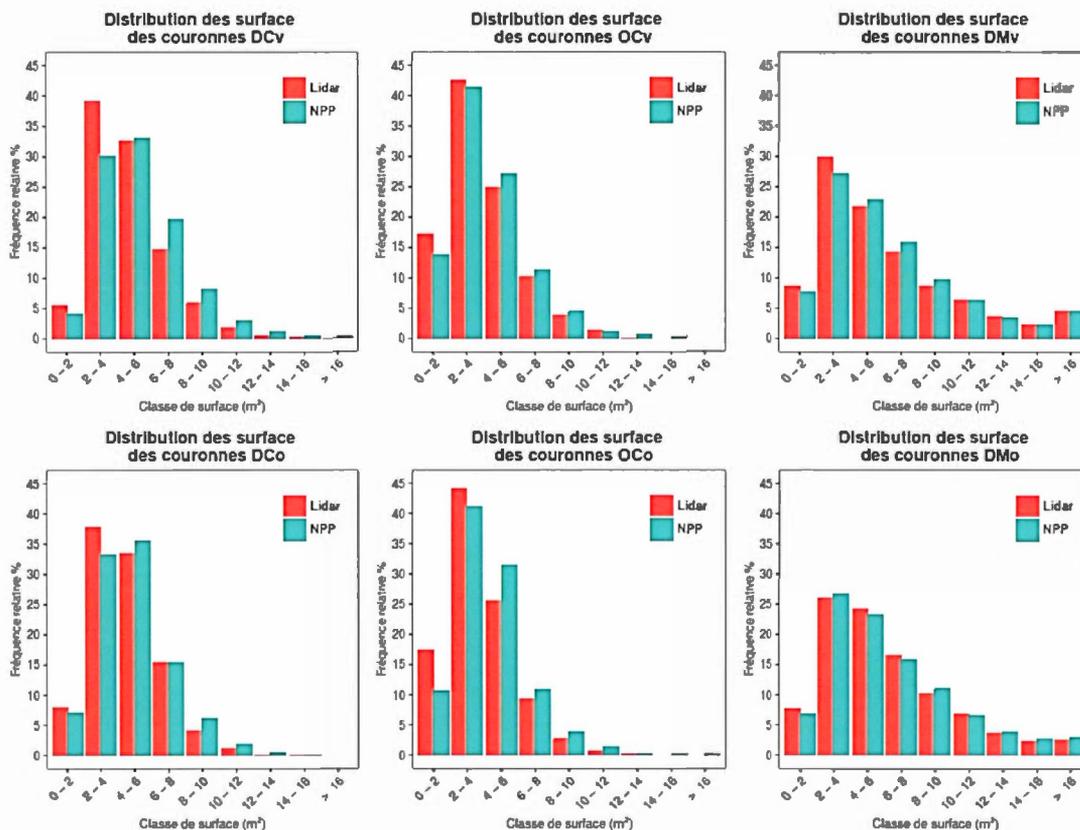
	DCv	DCo	OCv	OCo	DMv	DMo
lidar	4773	4769	2893	3021	8803	8776
NPP	3974	4829	2316	2486	7055	7751
Différence (%)	-16.7	1.3	-19.9	-17.7	-19.9	-11.7

Figure 4.7 : Comparaison de la segmentation des couronnes entre le lidar (segments verts) et le NPP (segments bleus) superposés à l'orthoimage correspondante. Chaque imagette à une dimension de 65 m X 65 m.



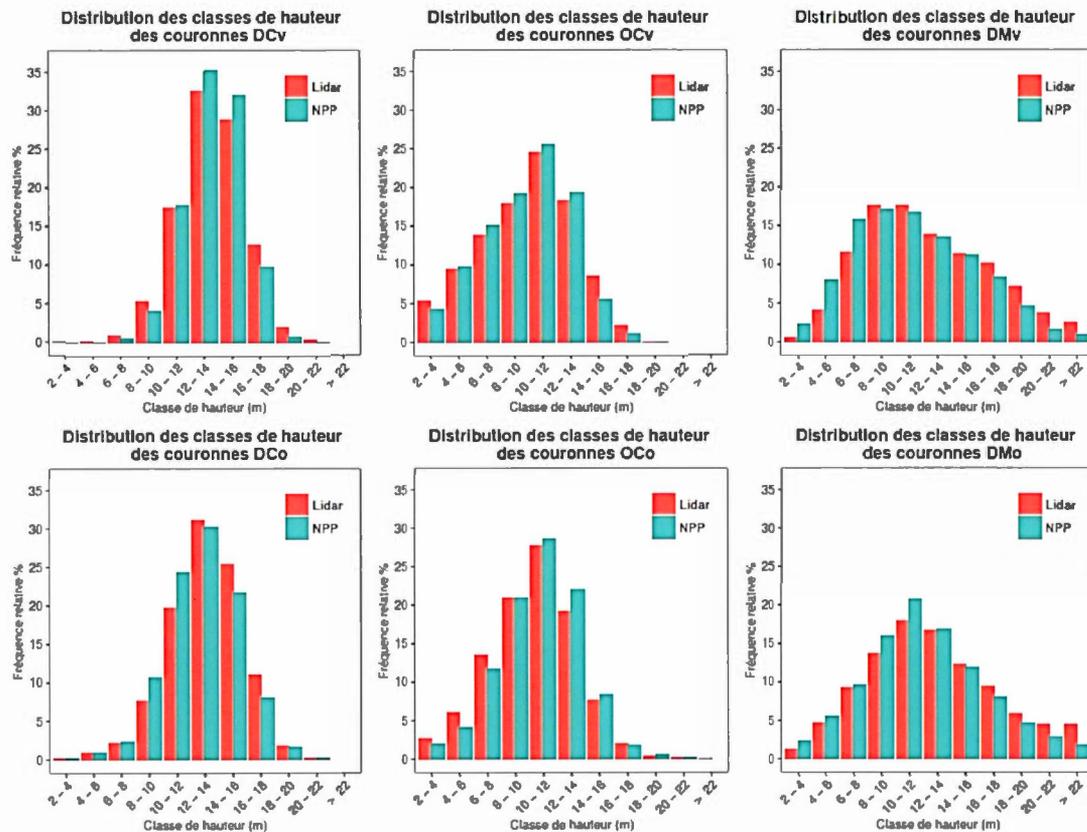
Ces différences dans la segmentation des couronnes sont aussi perceptibles à partir de la Figure 4.8 représentant la distribution des surfaces de l'ensemble des couronnes par site d'étude. De façon générale, les couronnes issues du lidar sont plus représentées dans les valeurs faibles en comparaison aux couronnes issues de la photogrammétrie. Cette relation est plus prononcée pour les sites caractérisés par une composition de conifères. Notons que l'effet d'obliquité semble avoir une influence beaucoup plus faible sur la distribution des surfaces de couronnes en comparaison à la distribution des hauteurs (Figures 4.5 et 4.2) surtout pour les sites ouverts et mélangés. Toutefois, les sites de conifères denses montrent des distributions relativement différentes.

Figure 4.8 : Histogrammes de distribution des surfaces des couronnes



Malgré les différences dans la segmentation des couronnes, les distributions des hauteurs de couronnes (Figure 4.8) respectives (lidar et NPP), sont très semblables, à l'instar de ce qui avait été observé dans le cas de la distribution des pixels interpolés (Figure 4.5). On note cependant une amélioration assez nette dans le cas de la zone caractérisée par une structure ouverte de conifères (OCo). Cette amélioration est facilement observable à partir des Figures 4.2 et 4.5 ainsi qu'à la Figure 4.9 où la sous-estimation des valeurs de hauteurs photogrammétriques est beaucoup moins importante. Ainsi, la distribution se rapproche beaucoup plus de celle du lidar.

Figure 4.9 : Histogrammes de distribution des hauteurs des couronnes



La comparaison statistique des hauteurs des couronnes correspondantes permet de constater une très forte relation. Les diagrammes de dispersions de la Figure 4.10 montrent la relation entre les hauteurs des couronnes avec un  $r^2$  variant de 0.53 à 0.93 et une EMQ aussi basse que 1.33 m. L'effet d'obliquité est très peu perceptible à l'exception du site de conifères dense. Dans tous les sites, le biais démontre que les hauteurs photogrammétriques sont sous-estimées par rapport au lidar. Notons que cette sous-estimation est plus importante dans les sites de composition mélangée. La comparaison des surfaces des couronnes démontre de bonne corrélation (Figure 4.11) où le  $r^2$  varie de 0.24 à 0.81 et l'EMQ varie entre 1.20 m<sup>2</sup> à 2.33 m<sup>2</sup>. De plus, le biais,

variant entre  $0.16 \text{ m}^2$  et  $0.64 \text{ m}^2$ , démontre que les estimations de la surface des couronnes à l'aide de l'approche photogrammétriques sont ajustées à celles du lidar.

Notons cependant que l'effet d'obliquité semble ici un plus important.

Figure 4.10 : Diagramme de dispersion des hauteurs des couronnes correspondantes entre le lidar et la photogrammétrie. L'échelle de couleur correspond à la densité des observations.

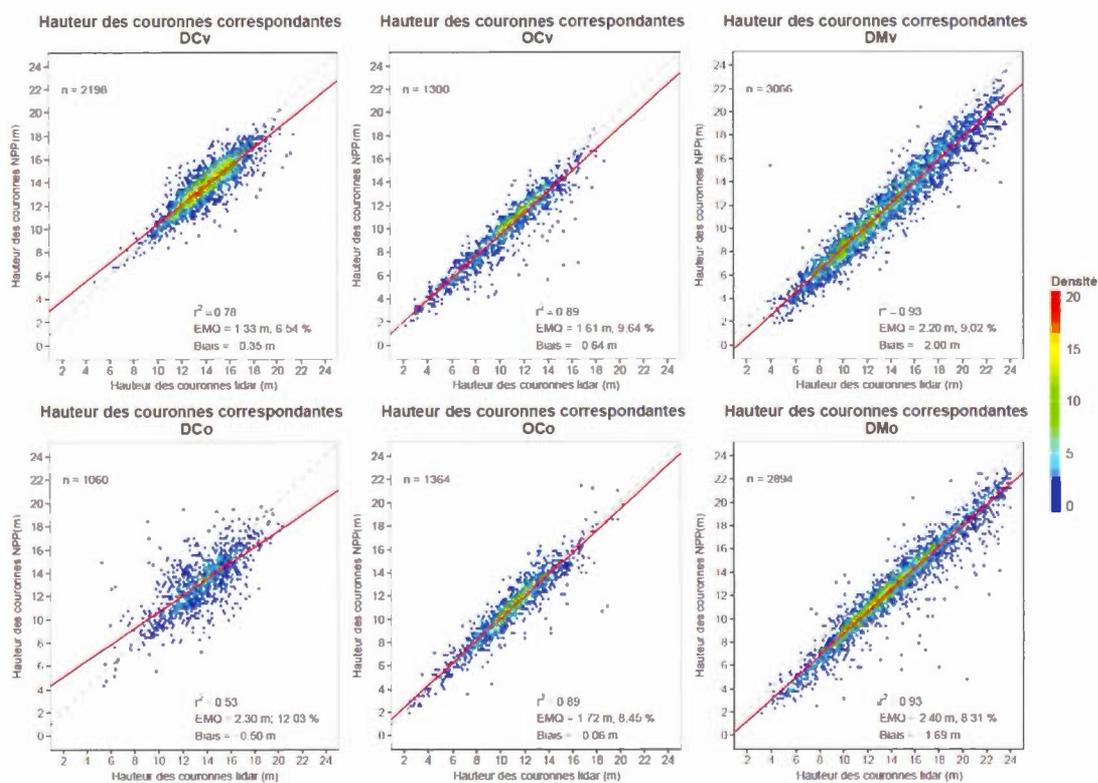
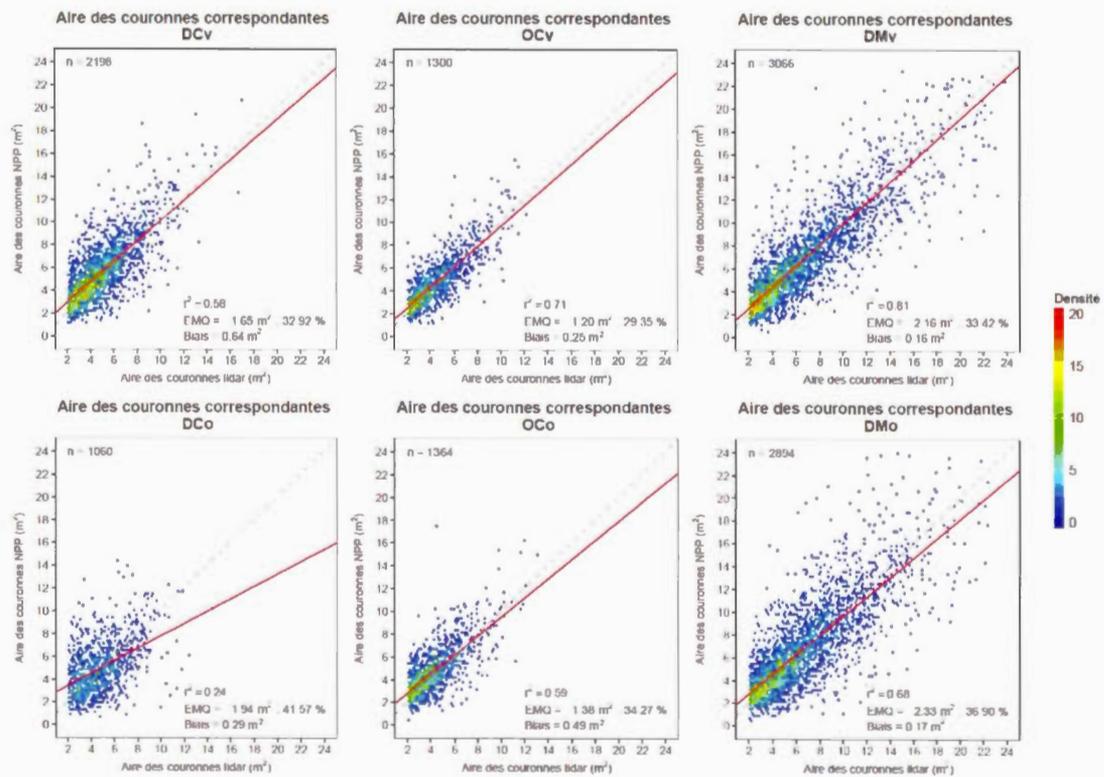


Figure 4.11 : Diagramme de dispersion des surfaces des couronnes correspondantes entre le lidar et la photogrammétrie. L'échelle de couleur correspond à la densité des observations.



#### 4.5. Identification des espèces

Le Tableau 4.5 démontre les résultats de la classification entre les classes feuillus, sapin et épinettes. Les valeurs *OOB* représentent la moyenne de l'erreur out-of-bag des itérations des modèles RF utilisant le sous-échantillonnage d'entraînement. Pour leur part, la précision globale, le coefficient kappa, ainsi que le *producer's* et *user's accuracy* représentent la moyenne des résultats des itérations appliqués au jeu de données de validation.

Tableau 4.5 : Résultat de classification pour différentes familles de variables

Jeux de données / familles de métriques	OOB (%)	Précision globale (%)	Kappa (%)	Producer's/User's Accuracy			n variables
				Feuille (%)	Sapin (%)	Épinette (%)	
<b>DMv</b>							
Lidar 3D	17	83	0.65	81/84	91/84	36/69	23
Lidar 3D + intensité	17	83	0.65	80/86	92/84	36/69	31
NPP 3D	20	80	0.57	69/76	89/81	49/78	14
NPP 3D + multispectral	12	88	0.75	88/93	95/88	49/80	28
Lidar 3D + intensité + multispectral	11	89	0.77	92/95	97/88	34/79	48
<b>DMo</b>							
Lidar 3D	15	84	0.64	78/83	93/86	29/64	24
Lidar 3D + intensité	15	85	0.64	78/85	93/86	26/67	32
PPC 3D	20	81	0.54	68/77	93/82	20/70	14
NPP 3D + multispectral	12	88	0.74	87/92	96/88	32/80	30
Lidar 3D + intensité + multispectral	11	89	0.73	86/92	96/88	31/77	51
<b>DMv + DMo</b>							
Lidar 3D	14	85	0.67	82/82	92/87	37/74	23
Lidar 3D + intensité	14	86	0.68	81/86	94/86	35/80	38
NPP 3D	20	80	0.59	69/77	91/83	43/74	14
NPP 3D + multispectral	12	89	0.76	85/94	96/87	47/82	28
Lidar 3D + intensité + multispectral	10	90	0.78	90/96	97/89	38/80	48

La précision globale de la classification varie entre 80 et 90 %. Les jeux de données utilisant l'information tridimensionnelle et d'intensité lidar en combinaison avec l'information provenant de l'imagerie multispectrale (Lidar 3D + intensité + multispectral) produisent systématiquement les meilleurs résultats en termes de classification globale. Cependant, la différence par rapport aux résultats obtenus à partir des NPP (combinant métriques 3D et multispectrales : NPP 3D + multispectral) est faible. Cette relation est aussi observée pour les erreurs *OOB* ainsi que pour les coefficients kappa à l'exception du site DMO qui présente un coefficient kappa légèrement plus élevé pour la classification issue de l'approche photogrammétrique.

Les résultats ayant les valeurs plus faibles sont obtenus pour les jeux de données utilisant uniquement l'information tridimensionnelle photogrammétrique (NPP 3D). Ceci est mis en évidence par une précision globale variant entre 80 et 81 % et des erreurs *OOB* de 20%. La comparaison des coefficients kappa permet également de constater que ce jeu de données offre les résultats les moins concluants avec des coefficients entre 0.54 et 0.59. Pour sa part, la classification lidar n'utilisant que les variables tridimensionnelles (Lidar 3D) offre de meilleurs résultats que sa contrepartie photogrammétrique. On y note une augmentation de 3 à 5% pour la précision globale, de 3 à 6% en termes d'erreur *OOB* et de 8 à 10 % pour le coefficient kappa. L'ajout de l'information provenant de l'intensité lidar offre une augmentation marginale de l'ordre de 1% selon les critères d'évaluation.

En général, les résultats de classification selon le *producer's* et *user's accuracy* démontrent de très bonne précision pour les sapins sans différence significative entre les familles de variables. Pour ce qui est des feuillus, les résultats sont légèrement plus faibles notamment pour les familles de variables utilisant uniquement l'information tridimensionnelle. Cependant, l'ajout de l'information multispectrale offre une

augmentation significative dans la discrimination des feuillus. Pour leur part, les résultats des épinettes démontrent une nette différence caractérisée par des valeurs beaucoup plus faibles notamment pour le *producer's accuracy*.

L'effet d'obliquité ne semble pas jouer un rôle important étant donné la similitude dans les résultats présentés dans le Tableau 4.5. La classification appliquée aux deux sites pris ensemble montre également des résultats comparables aux sites DMv et DMo pris individuellement malgré la variabilité possible entre les deux sites. Notamment, en ce qui concerne la structure forestière, et les valeurs radiométriques d'intensité lidar ou multispectrales de l'imagerie.

L'importance des variables dans les modèles de classification est présentée dans les Figures 4.12 à 4.16. Les valeurs représentent la moyenne des scores suite aux itérations des modèles tandis que les variables correspondent aux métriques décrites au tableau 3.1. Ces tableaux présentent les 15 variables comportant des valeurs d'importance les plus élevées de l'indice de Gini ou la moyenne de la diminution de précision (MDA).

Pour ce qui est des variables reliées à la forme 3D (Figure 4.12 et 4.13), les métriques relatives à la courbure (*i.e Curve\_50 et Curve\_75*) démontrent une importance plus élevée autant pour les modèles photogrammétriques et lidar. Notons toutefois que la variable *area\_h* présente à quelques reprises des valeurs élevées parmi les métriques tridimensionnelles. De plus, notons que les métriques 3D se retrouvent aussi en prédominance dans le classement incluant l'information provenant de l'intensité lidar (Figure 4.14). Pour leur part, les variables relatives à l'intensité lidar se retrouvent au bas du classement avec des scores relativement faibles. Par contre, l'ajout de métriques

provenant des intensités de l'imagerie multispectrale démontre que cette information surpasse les variables 3D notamment les métriques de courbures. Selon ce classement (Figures 4.15 et 4.16), la variable multispectrale la plus utile est *std\_all* et ce, autant pour les jeux de données combinant l'information multispectrale avec les variables lidar ou photogrammétriques. Notons aussi les variables *R\_a\_90\_10*, *str\_r*, *Gndvi* et *Ndvi* prédominant dans ces classements.

Finalement, notons que le classement d'importance des variables ne semble pas influencé par les différents sites d'étude ou par l'obliquité de l'angle de visée puisque le classement des variables est similaire pour les sites pris individuellement ou combinés.

Figure 4.12 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications lidar utilisant les variables tridimensionnelles

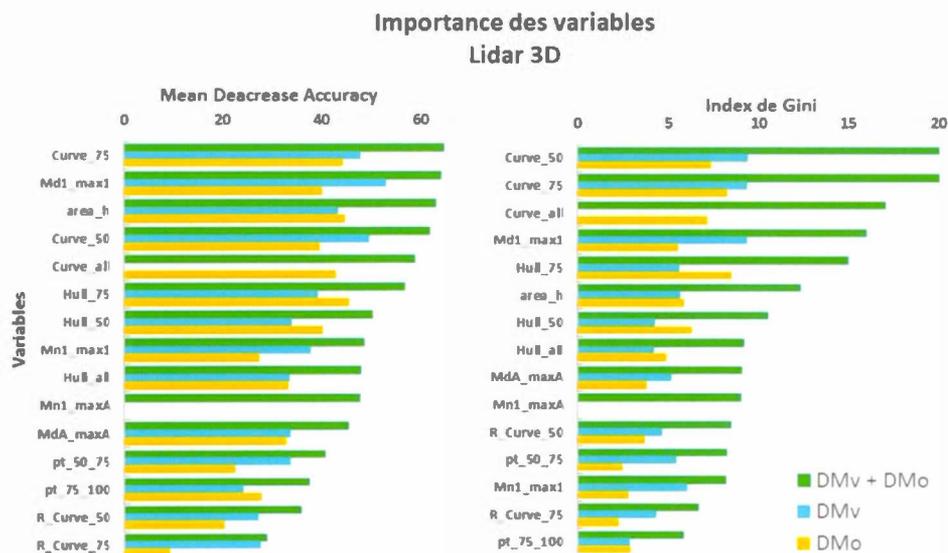


Figure 4.13 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications NPP utilisant les variables tridimensionnelles

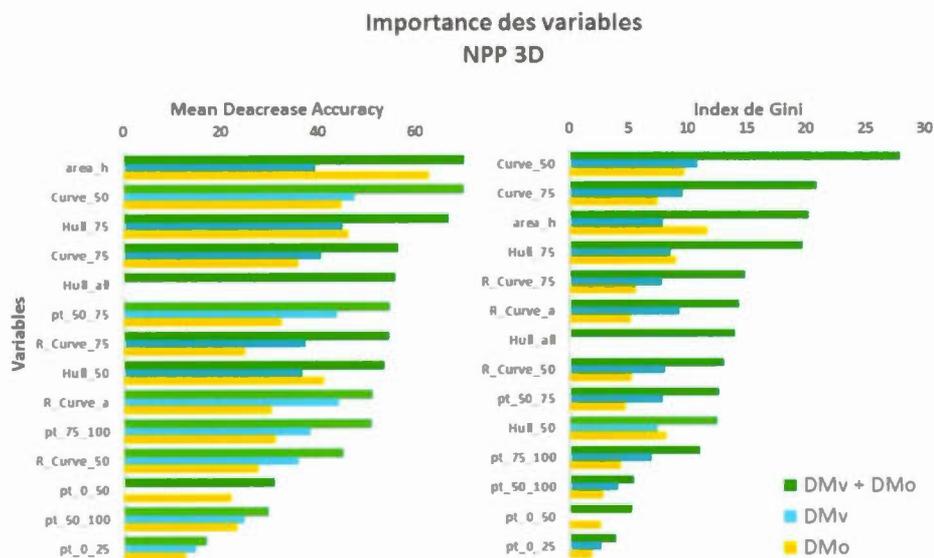


Figure 4.14 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications lidar utilisant les variables tridimensionnelles et d'intensité

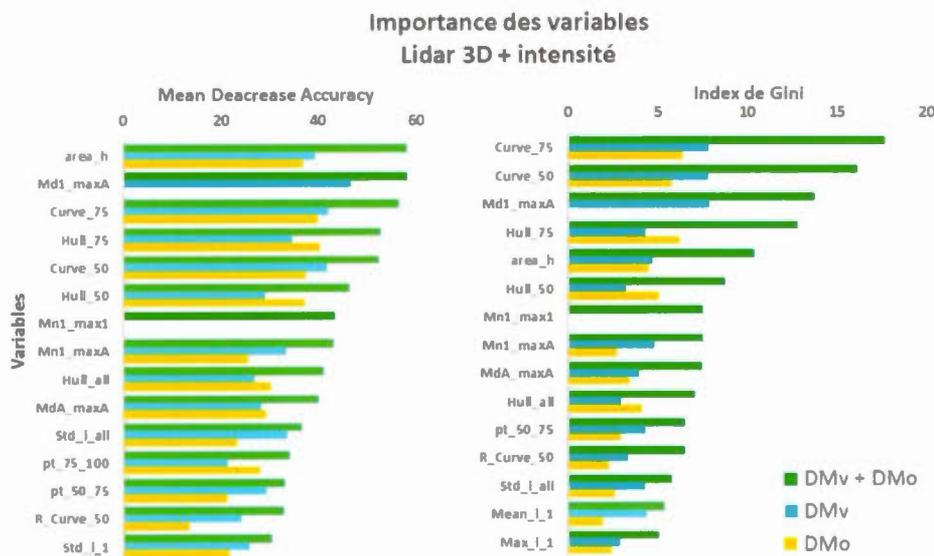


Figure 4.15 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications NPP utilisant les variables tridimensionnelles et multispectrale

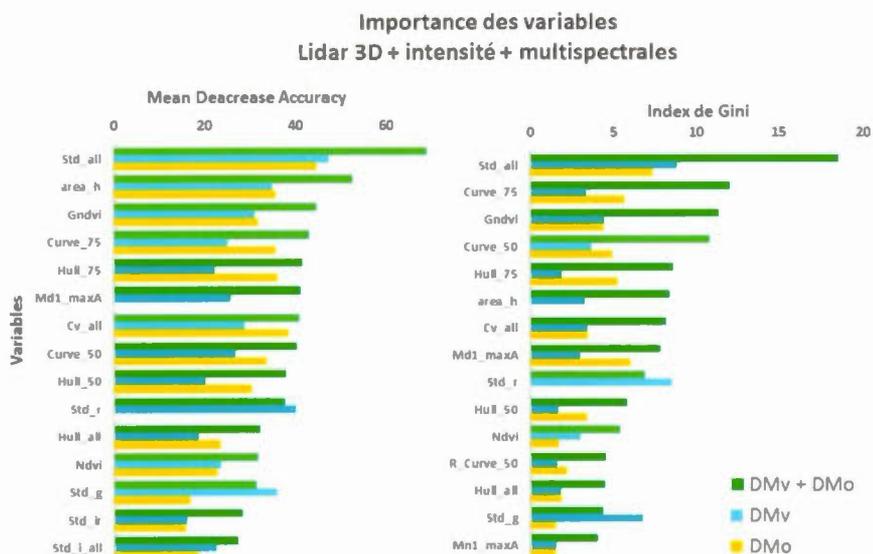
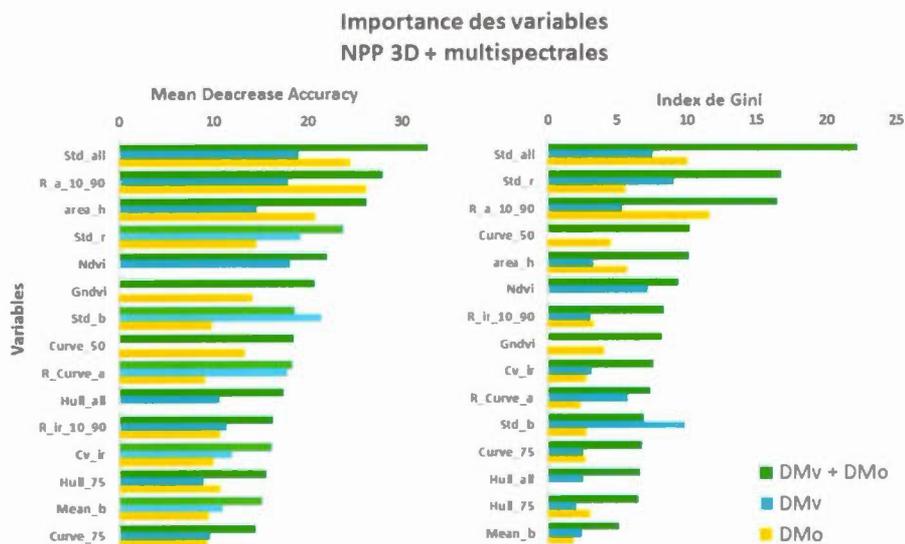


Figure 4.16 : Classement de l'importance des variables utilisées dans les classifications lidar utilisant les variables tridimensionnelles, d'intensité et multispectrale



## CHAPITRE V

### DISCUSSION

Avant cette étude, plusieurs auteurs ont démontré qu'il était possible d'utiliser les nuages de points photogrammétriques pour caractériser la structure forestière par l'approche ABA (Bohlin et al. 2012; Gobakken et al. 2015; Järnstedt et al. 2012; Nurminen et al. 2013; Pitt et al. 2014; Straub et al. 2013; Vastaranta et al. 2013). L'ajout de l'information spectrale de l'imagerie afin d'inclure une stratification selon la composition forestière a aussi été utilisé pour améliorer les modèles d'estimation (Stepper et al. 2014; Straub et al. 2013). Cependant, les méthodes employées pour appliquer l'approche ABA utilisent inévitablement une généralisation de l'information dans l'extraction des métriques des nuages de points (Granhölm 2016). En fait, le passage entre l'information du nuage de points de l'arbre individuel à des métriques à l'échelle de la placette implique une certaine perte de précision. Ainsi, ceci rend difficile le discernement des différences existantes pouvant être observées directement sur la géométrie du nuage de points en relation avec la structure forestière entre l'approche photogrammétrique et le lidar. Ainsi, contrairement aux études citées précédemment et dont les objectifs étaient principalement axés sur les résultats des estimations, la présente étude a permis de comparer les différents niveaux menant à la caractérisation forestière à l'échelle de l'arbre individuel. Ainsi, il a été possible de démontrer qu'il était possible d'utiliser les nuages de points photogrammétriques à cette fin en plus d'apporter une analyse et une compréhension plus complète des différences qui existent avec le lidar.

En premier lieu, il est important de considérer les différences dans la géométrie d'acquisition des capteurs lidar et de l'imagerie optique. Une des principales différences est l'angle d'acquisition entre la cible et le capteur (angle de visée). Pour des sondages aériens à partir de plateformes à ailes fixes communément utilisées en foresterie, l'angle de balayage maximal des systèmes lidar est généralement fixé à 15° (s'étendant parfois à 20°) par rapport au nadir (Wulder et al. 2012). Contrairement au lidar, l'angle de vue latéral maximal de l'imagerie aérienne est beaucoup plus important ; 48° dans le cas de la UltraCamXP. Toutefois, les effets d'angle de visée de l'imagerie peuvent être atténués par l'augmentation du recouvrement des images et ainsi offrir une redondance de l'information prise en compte dans les algorithmes d'appariements. À cet effet, l'apparition de l'imagerie numérique permet dorénavant d'augmenter le nombre d'acquisitions d'images le long de la ligne de vol sans coût additionnel ce qui permet d'augmenter le recouvrement longitudinal au-delà du 60% traditionnellement utilisé (Leberl et Thurgood 2004; Neumann 2004). Cependant, l'augmentation du recouvrement latéral est seulement possible par l'augmentation des lignes de vols, impliquant nécessairement un coût additionnel. Cependant, notons l'augmentation grandissante dans le développement des systèmes multi caméras pouvant faire l'acquisition simultanée dans plusieurs angles de vue telle que l'UltraCam Osprey ou la caméra RCD30 de Leica. Ainsi, de tels systèmes offrent la possibilité d'augmenter considérablement le recouvrement stéréoscopique pour un seul passage et du même coup, d'améliorer le potentiel de reconstitution tridimensionnel. Par conséquent, l'utilisation de ce type de capteurs en caractérisation forestière est nécessairement un élément intéressant à considérer.

La qualité géométrique du nuage de point créé par les algorithmes d'appariement d'images est intimement liée à la visibilité de l'objet. De ce fait, un recouvrement moindre combiné à un angle de visée plus important implique de plus grandes différences dans l'aspect géométrique de l'objet entre deux prises de vue consécutives,

ce qui complique la mise en correspondance. Ces effets sont clairement démontrés au Tableau 4.2 où l'on remarque une densité de points moindre dans les sites d'études représentés par une visée oblique. De plus, le Tableau 4.3 démontre que cet effet est proportionnellement plus prononcé pour les conifères que pour les compositions mélangées. Ceci est attribué à la forme géométrique des conifères. Ceux-ci présentant une forme allongée le long de l'axe vertical, engendrent une différence dans l'aspect géométrique beaucoup plus marquée lors d'une variation d'angle de visée en comparaison aux formes plus arrondies des feuillus. De plus, la forme allongée des conifères implique qu'ils sont plus susceptibles de cacher une grande partie des arbres situés derrière eux (le long de l'axe de visée), ne laissant paraître que leurs sommets. Ainsi, les bas côtés n'étant pas visibles, les algorithmes d'appariement ne peuvent générer de points en ces endroits (Figure 4.1, A). Bien que les peuplements de conifères denses créent beaucoup d'occlusions, il n'en demeure pas moins qu'ils comportent une densité de points plus importante en comparaison aux autres types de structure (Tableau 4.2). La structure répétitive de ce type de peuplement offre une plus grande surface exposée notamment le long de l'axe vertical. Conséquemment, il existe une plus grande concentration de points sur ces faces qui sont facilement perceptibles à partir des prises de vues verticales de la Figure 4.1. En d'autres termes, la projection verticale des points sur un plan lors du calcul de densité fait en sorte que les nombreux points détectés sur les côtés en pente des conifères s'accumulent localement et amplifient les valeurs de densité mesurées.

D'autre part, les trouées caractérisées par des fosses étroites dans les compositions de conifères denses impliquent qu'il est très difficile de percevoir le sol, à l'exception des situations en visée très près du nadir. Ceci est facilement perceptible dans les histogrammes des valeurs de pixels non-interpolés (Figure 4.2; site DCv et DCo). Cet effet est particulièrement prononcé dans le site DCo où l'on remarque un net déplacement des fréquences dans les valeurs élevées. Cet effet est aussi perceptible à

partir des diagrammes de dispersions (Figure 4.3) où l'on note une abondance des valeurs élevées du NPP correspondant aux valeurs faibles du lidar. Conséquemment, le nuage de points de ces diagrammes présente systématiquement une concentration de points dans la partie supérieure gauche, amenant la droite de régression à dévier de la droite 1:1. Au contraire, cet effet est nettement moins présent pour les sites mélangés où la distribution des fréquences des histogrammes est beaucoup plus comparable au lidar. À noter que cet élément est également confirmé par les corrélations des diagrammes de dispersion. Ceci démontre que l'effet d'angle de visée combiné à celui de la géométrie plus arrondie des feuillus est moins important. De plus, la comparaison des histogrammes et des diagrammes de dispersion des sites OCv et OCo démontre que l'ouverture de la canopée diminue l'effet d'obliquité étant donné le nombre restreint d'occlusions inter-arbres. D'ailleurs, des effets similaires de la structure et de la composition forestières ont aussi été relevés dans certaines études précédentes (Gobakken et al. 2015; Vauhkonen et al. 2011; White et al. 2013b).

L'opération d'interpolation améliore la correspondance entre les deux types de données et diminue l'effet d'obliquité, car il remplit les vides en fonction du contexte 3D immédiat. Cette opération comble les vides avec des valeurs qui semblent assez concordantes entre les MHC lidar et photogrammétrique. Cet effet est facilement observable à partir des histogrammes de fréquences des valeurs interpolées de la Figure 4.5 ainsi que par des valeurs plus corrélées dans les diagrammes de dispersion de la Figure 4.6. Cette correspondance est aussi observable de façon visuelle à l'aide de la représentation des MHC en niveaux de gris de la Figure 4.4. Cependant, cette dernière figure laisse entrevoir certaines déformations et artefacts dans l'interpolation des NPP notamment dans les sites en visée oblique. Ces artefacts sont présents plus particulièrement dans les régions de fortes occlusions inter-arbres marquées par une absence de points. Cette caractéristique est particulièrement observable à partir de la Figure 4.1 (partie A) en visée verticale où ces trouées sont présentes directement

derrière les sommets des conifères. Conséquemment, l'opération d'interpolation a tendance à rejoindre directement les sommets des arbres et de créer des incohérences en comparaison au MHC lidar. Notons cependant qu'une explication complète de ces effets ainsi que l'adaptation des algorithmes d'interpolation nécessiteraient une enquête plus approfondie, ce qui demeure en dehors du cadre de la présente étude.

La comparaison de la hauteur des couronnes individuelles démontre une nette amélioration en ce qui concerne la distribution des fréquences (Figure 4.9) ou en fonction de la corrélation des valeurs de hauteurs des couronnes correspondantes (Figure 4.10). Ces observations vont de pair avec les observations précédentes démontrant que le sommet des arbres est plus fidèlement reconstitué par l'approche photogrammétrique par rapport à leur base. La comparaison du nombre absolu de couronnes par région d'étude démontre que la segmentation réalisée avec les MHC photogrammétriques comporte un nombre relativement moins élevé de segments qu'avec le lidar. Ceci est en partie attribué à l'interpolation reliant directement les sommets dans les zones de forte occlusion formant un segment englobant plus d'une cime. De plus, l'utilisation d'une fenêtre mobile par l'algorithme d'appariement d'image cause généralement un certain lissage des MHC résultant, effet notamment décrit par St-Onge et ses collaborateurs (2008). Les couronnes photogrammétriques étant plus arrondies en comparaison à leur homologue lidar, elles contiennent moins d'information sur les variations géométriques des houppiers. Conséquemment, l'algorithme de segmentation utilisant en particulier la détection de vallée entre les maxima locaux peine à détecter certaines vallées, ce qui entraîne une fusion de couronnes.

En comparant les valeurs du biais des Figures 4.3 et 4.6, on remarque que l'approche photogrammétrique sous-estime les hauteurs en comparaison du lidar seulement dans les compositions mélangées. À cet effet, les modèles photogrammétriques ne semblent

pas pouvoir détecter les fines variations des sommets des feuillus. Ceci peut être notamment perçu à la Figure 4.4 où les MHC photogrammétriques des feuillus présentent un aspect plus lisse. Conséquemment, ce degré de simplification du sommet de la couronne tend à abaisser les hauteurs photogrammétriques contrairement au lidar. De plus, notons que les sites de composition mélangée sont présents dans des terrains relativement plus accidentés que les conifères. Par ailleurs, l'extraction des points de contrôles a été plus difficile étant donné la plus faible présence d'éléments distincts et de trouées dans ce type de couvert. Conséquemment, ces éléments peuvent en partie expliquer l'ajustement moins précis des modèles photogrammétriques par rapport au lidar. De plus, comme il a été présenté dans les études de Vega et Durrieu (2011) et Khosravipour et ses collaborateurs (2015), la normalisation des hauteurs lidar dans les terrains en pente tend à surestimer les hauteurs maximales. Ceci peut expliquer le biais plus élevé des compositions mélangées de la Figure 4.10 utilisant la valeur maximale des hauteurs.

Ceci ressort aussi de la comparaison des distributions des fréquences des surfaces de couronnes (Figure 4.8) où l'on remarque une plus forte fréquence des couronnes lidar dans les valeurs faibles. En contrepartie, les couronnes photogrammétriques présentant des modèles plus arrondis ainsi que des dépressions inter-feuillus moins prononcées sont plus susceptibles d'être sursegmentées. Par conséquent, les distributions présentent des fréquences plus élevées dans les classes supérieures. Cet effet est plus prononcé pour les compositions de conifères et en particulier pour les sites ouverts. Ceci est attribué au fait que le lidar permet de mieux discerner les petites variations dans les sous-étages élément beaucoup plus abondants dans ce type de structure. À l'inverse, la reconstitution photogrammétrique peine à bien discerner ces variations notamment, car la texture des sous-étages est très homogène et est moins favorable à l'appariement d'images. En ajoutant le niveau de lissage plus élevé du MHC, les conditions de l'algorithme de segmentation y sont moins respectées. Conséquemment, ceci résulte en

une plus faible détection d'arbres de petite dimension à partir du MHC photogrammétrique.

Toutefois, la comparaison des surfaces des couronnes correspondante (Figure 4.11) démontre de bonnes corrélations à l'exception du site de conifères dense en visée oblique où les effets d'occlusions sont plus prononcés. Ceci démontre bien que malgré les différences existantes dans la segmentation, la comparaison des couronnes (hauteur et surface) prises individuellement avec leurs homologues comporte généralement de bonnes corrélations. Ainsi, cette étude a permis de démontrer que l'approche photogrammétrique offre la possibilité d'obtenir des résultats très semblables à ceux du lidar. Conséquemment, ceci nous permet de constater qu'il est possible d'utiliser la photogrammétrie à des fins de caractérisation à l'échelle de l'arbre individuel avec un niveau d'exactitude acceptable.

Nonobstant les limites de l'approche photogrammétrique précédemment évoquées, la possibilité d'appliquer la segmentation de couronnes de façon individuelle a permis d'extraire une large gamme de métriques tridimensionnelles et radiométriques du nuage de points. La comparaison des résultats de classification entre les feuillus, sapin et épinette utilisant différentes familles de métriques a permis de mettre en évidence plusieurs éléments. En premier lieu, la comparaison des classifications utilisant uniquement les métriques 3D a permis d'appuyer les observations précédemment réalisées; la reconstitution des formes tridimensionnelles à l'aide de la photogrammétrie est moins bien réalisée en comparaison au lidar résultant en une classification de moins bonne qualité. De plus, étant donné que les coefficients kappa sont relativement faibles pour les NPP (lorsque seules les informations 3D sont considérées), il est possible que les variables 3D photogrammétriques utilisées contiennent davantage d'incertitude, menant à des confusions. Cependant, en ce qui

concerne le lidar, la précision globale atteint 83% à 85% et produit un kappa plus élevé. Ceci tend à démontrer que les métriques 3D contiennent suffisamment d'information pour une discrimination acceptable et plus fiable des espèces en trois classes. À cet effet, l'analyse de l'importance des métriques (Figure 4.12 et 4.13) démontre que les caractéristiques relatives à la courbure des couronnes (*e.g* Curve\_75, Curve\_50) prédominent à la fois pour les classifications lidar et NPP. Ceci permet de constater que la forme des sommets des espèces est très importante dans leur discrimination. Ainsi, la forme plus arrondie des feuillus en comparaison au profil en ogive des épinettes ainsi qu'une forme plus éfilée des sapins est un critère prédominant dans la classification. À noter que les conditions climatiques de la région d'étude, notamment les fortes précipitations, amplifient la différence morphologique des espèces. En particulier, les contraintes exercées par le poids de la neige sur les sapins durant la longue période hivernale résultent en une forme géométrique plus éfilée en comparaison à la même espèce présente dans les forêts appartenant au même domaine éoclimatique (Jean Bégin, communication personnelle). Ainsi, la discrimination des espèces de résineux sur la base de l'information tridimensionnelle se retrouve favorisée dans cette étude par rapport à d'autres sites où les formes respectives des épinettes et sapins peuvent être moins distinctes. De plus, il est aussi important de considérer que la maturité des peuplements dans les sites d'étude. De ce fait, les différences géométriques entre les sapins et les épinettes sont beaucoup plus marquées dans de tels peuplements en comparaison à des peuplements plus jeunes. Conséquemment, les métriques basées sur la courbure pourraient offrir une importance moindre dans la discrimination d'espèce dans d'autres régions d'étude.

L'ajout de l'information multispectrale améliore considérablement les résultats de la classification, notamment pour l'approche photogrammétrique. L'abondance de l'information contenue dans l'imagerie multispectrale compense pour les insuffisances dans la reconstitution tridimensionnelle. Ainsi, les résultats des classifications utilisant

toute l'information possible provenant de l'imagerie sont supérieurs à la classification utilisant l'information 3D lidar et l'intensité. Les précisions globales atteignent 88% à 89% pour les NPP en comparaison à des précisions de 83% à 86% pour le lidar. Étonnamment, l'ajout de l'information de l'intensité lidar n'a pas fait augmenter significativement l'exactitude de la classification. Notons une augmentation marginale de 1% de la précision globale ou pour le coefficient kappa en ajoutant l'intensité lidar. Vraisemblablement, l'information tridimensionnelle issue du lidar, étant très riche, rend l'information d'intensité beaucoup moins significative, c'est-à-dire redondante en ce qui a trait à son pouvoir discriminant. Cette observation est appuyée par le fait que l'importance des variables relatives à l'intensité est très peu représentée dans le classement des métriques (Figure 4.14) en comparaison aux variables tridimensionnelles prédominantes. Bien que l'addition des variables d'intensité ajoute de l'information supplémentaire aux modèles de classification, la restriction d'échantillonnage d'une seule longueur d'onde demeure un élément limitatif par rapport à l'imagerie multispectrale. Cet élément a d'ailleurs été rapporté par Korpela et ses collaborateurs (2010) évoquant que l'information monospectrale du lidar comportait des limites notamment en ce qui concerne la discrimination des feuillus. À cet effet, la comparaison des précisions (*producer's* et *user's accuracy*) pour la classe feuillus du Tableau 4.5 témoigne de cette observation. L'ajout de l'information multispectrale en comparaison à l'intensité lidar procure une amélioration significative de la discrimination des feuillus.

Finalement, les classifications utilisant la combinaison de l'information lidar 3D, d'intensité et multispectrale produisent les meilleurs résultats en terme de précision globale variant de 89% à 90%. De plus, ces classifications peuvent être considérées plus robustes étant donné que les coefficients kappa sont plus élevés que les classifications NPP avec l'information multispectrale. Notons que les variables les plus importantes de ces modèles demeurent celles issues de l'imagerie multispectrale

(Figure 4.16). Ceci démontre bien que malgré la grande capacité du lidar À des fins de reconstitution tridimensionnelle, l'information multispectrale demeure l'élément majeur dans la discrimination d'espèces de la région d'étude. Ces résultats vont de pair avec la gamme de valeurs des précisions des précédentes études utilisant la fusion de données lidar et multispectrales (Tableau 1.3). Cependant, il est important de considérer les différences dans l'aspect phénologique, l'âge ou la qualité du site créant des variations inter-espèces et affectant inévitablement la classification (Hovi et al. 2016). Ajoutant à ceci les erreurs introduites par la photo-interprétation, il existe sans contredit une limite à la précision maximale pouvant être atteinte.

Bien que ces classifications démontrent de très bons résultats, il est important de noter que l'utilisation de l'algorithme RF comporte certaines contraintes. En particulier, la construction du modèle RF est basée principalement sur la minimisation de l'erreur OOB à chaque arbre de décision. Ainsi, les espèces ayant une fréquence plus faible dans l'échantillon auront beaucoup moins d'influence sur l'erreur. De ce fait, l'algorithme s'optimise pour classer le plus parfaitement possible les espèces les plus abondantes. Ceci a été notamment rapporté par (Belgiu et Drăguț 2016). Cet effet est facilement observable à partir des précisions (*producer's* et *user's accuracy*) de la classe épinettes du Tableau 4.5. Les épinettes étant beaucoup moins abondantes dans l'échantillonnage (10%) en comparaison à 67% pour les sapins et 23% pour les feuillus sont nécessairement négligées par l'algorithme. Ceci résulte en une différence marquée dans les précisions inter-classe notamment pour le *producer's accuracy* généralement sous la barre des 40% pour les épinettes en opposition à 80% pour les autres classes. L'utilisation de RF étant relativement récente, peu d'études se sont penchées sur cet aspect. Notons toutefois certaines approches notamment l'application d'une pondération au jeu de données (Amaratunga et al. 2008; Belgiu et Drăguț 2016), ou un équilibrage des effectifs des échantillons de chacune des classes (balanced random

forest, voir Korpela et ses collaborateurs (2010). Ceci constitue sans contredit un élément important à considérer et à développer dans de futures études.

En dépit que les sites verticaux et obliques (DMv et DMo) soient relativement rapprochés, il n'en demeure pas moins qu'ils proviennent d'images différentes présentant des positions par rapport au capteur distinctes. Conséquemment, la géométrie d'acquisition soleil-capteur-cible y est tout à fait différente pour chaque site. Cependant, la réponse spectrale des valeurs radiométriques des images ne semble pas être affectée. Cela a été démontré par la classification combinant les deux sites d'études où l'on ne remarque aucune perte de précision. Dans le cas contraire, les valeurs radiométriques auraient présenté des gammes de valeurs distinctes ajoutant de la confusion aux modèles de classification découlant en une perte de précision. Cependant, notons que la normalisation radiométrique demeure un élément essentiel lors de l'utilisation des mesures d'intensité de l'image, en particulier si les photos ont été acquises au cours de jours différents. De plus, notons qu'il n'existe pas de différence notable entre les résultats de classification des sites en visée verticale et oblique en opposition aux comparaisons à l'échelle du pixel où les différences y sont plus marquées. Ceci malgré le fait qu'il a été démontré qu'il existait d'importants effets d'occlusion inter-arbres (section 4.2) considérablement plus prononcés avec l'augmentation de l'angle de visée. Ceci porte à croire qu'indépendamment des différences existantes dans la répartition du nuage de points photogrammétrique, l'information pouvant y être extraite est suffisamment importante pour la discrimination d'espèces. De façon similaire, l'intensité lidar peut présenter des gammes de valeurs différentes entre chaque ligne de vol. Cependant, de la même façon que l'imagerie, les classifications combinant les sites d'études DMv et DMo utilisant seulement les métriques d'intensité lidar, ne présentent pas de différences dans la précision globale en comparaison des sites pris individuellement. Toutefois, comme il a été présenté dans l'étude de Korpela et ses collaborateurs (2010), la normalisation de

l'intensité lidar basée sur la portée peut être facilement réalisée à partir d'une valeur de référence. Cependant, ceci n'a pas été réalisé dans cette étude afin d'éviter une certaine contradiction avec les valeurs de l'imagerie n'ayant pas subi de corrections radiométriques.

Bien que les objectifs de la présente étude aient été atteints et que les résultats présentés soient très satisfaisants, il est important de soulever certaines contraintes et limites associées à de cette étude. Premièrement, cette méthode est limitée au couvert supérieur et est difficilement applicable aux étages inférieurs dans le cas de peuplements bi-étage. De plus, la coregistration entre les modèles 3D lidar et photogrammétriques ne peut être considérée comme parfaite. La densité du couvert forestier étant très importante à plusieurs endroits, ceci empêche de percevoir le sol et par conséquent, gêne considérablement la sélection de points de contrôles à partir du MNT lidar. Ainsi, il existe nécessairement des répercussions sur la correspondance des nuages de points, des MHC et sur la comparaison des couronnes. L'utilisation de techniques de coregistration plus précises (*e.g* Gressin et al. 2013) aurait pu améliorer les corrélations inter-pixels. Conséquemment, les droites de régression des hauteurs de couronnes de la Figure 4.10 auraient été mieux ajustées à la droite 1:1. De plus, une amélioration aurait aussi été remarquée dans les régressions entre les pixels photogrammétriques et lidar. À cet effet, il est aussi important de noter l'écart d'une année entre l'acquisition lidar et l'acquisition d'images. Les différences morphologiques à l'échelle de l'arbre peuvent être jugées peu significatives, cependant, à l'échelle du pixel, des différences beaucoup plus marquées ont été notées. Par exemple, la chute d'une branche ou d'un arbre, le déplacement dû au vent ou simplement des changements dans la densité du feuillage pourraient avoir eu un impact. Ainsi, il est nécessaire de considérer cet élément dans les corrélations inter-pixels où il existe inévitablement des valeurs aberrantes.

En second lieu, la méthode de sélection automatique des couronnes correspondantes à des fins de comparaison pour les diagrammes de dispersions (section 3.6) introduit nécessairement un biais dans les corrélations. En particulier, cette méthode délaisse les paires de couronnes dont l'une d'elles présente une sursegmentation et conséquemment, influence les corrélations en rejetant inévitablement les couronnes comportant des géométries les plus différentes. On peut présumer que ceci entraîne une certaine surestimation des corrélations. Cependant, il eût été difficile de mettre en place un mode de mise en correspondance plus précis sans que cela n'implique un travail considérable (*i.e* sélection manuelle).

L'identification des espèces par photo-interprétation demeure l'élément le plus susceptible d'ajouter des erreurs dans les classifications. Des erreurs d'interprétation involontaires de l'interprète lors de l'identification des espèces, menant à de mauvaises assignations, pourraient avoir des répercussions non négligeables. Une identification erronée d'une couronne introduirait des valeurs de métriques erronées, entraînant forcément des erreurs dans la phase d'entraînement de la classification, et une baisse d'exactitude dans les classifications. Ultiment, une campagne d'échantillonnage sur le terrain aurait permis de comparer beaucoup plus fidèlement le pouvoir de discrimination d'espèces entre le lidar et la photogrammétrie. Toutefois, ce type de campagne nécessite beaucoup de ressources en temps et demeure très coûteux, sans compter la nécessité de faire concorder le moment d'échantillonnage avec les sondages aériens.

Finalement, une comparaison sur un ensemble plus étendu de métriques issues des nuages de points lidar et photogrammétriques devrait être testé pour raffiner la

comparaison entre le pouvoir de discrimination des espèces de chacun des types de donnée, ce qui permettrait sans doute aussi de s'attaquer à la discrimination d'un nombre d'espèces plus élevé. De plus, une comparaison entre différentes structures forestières, différentes topographies et entre conditions d'acquisition (résolution spatiale, recouvrement, densité de points, etc.) devrait être faite pour parvenir à une meilleure compréhension des pouvoirs de caractérisation de chacune des approches. Toutefois, les six sites d'étude couvrant un territoire assez significatif (3 à 12 ha), en particulier les tests de classification effectués sur deux sites de 12 ha, permet de conférer plus de robustesse aux résultats en raison de leur étendue relativement grande. Conséquemment, les résultats de cette étude peuvent être considérés comme révélateurs du potentiel de caractérisation des nuages de points photogrammétriques utilisés à l'échelle de l'arbre individuel ainsi que pour la classification d'espèces.

## CHAPITRE VI

### CONCLUSION

Les résultats de cette étude nous amènent à constater que les nuages de points photogrammétriques permettent de caractériser la structure verticale et la composition forestière à l'échelle de l'arbre individuel avec une précision s'approchant de celle du lidar. Cette étude a aussi permis de mieux comprendre les effets de la géométrie d'acquisition en relation avec la structure et la composition forestière ainsi que les répercussions de ces éléments sur la qualité de la reconstitution tridimensionnelle. Malgré les effets d'occlusion dans les NPP se manifestant dans la distribution spatiale des points ou à l'échelle du pixel, les résultats basés sur la comparaison des couronnes lidar et photogrammétriques sont beaucoup plus concordants. Nonobstant les différences observées dans la segmentation des couronnes, les corrélations entre les couronnes correspondantes, notamment entre les hauteurs de ces couronnes, démontrent une excellente concordance. De plus, l'information géométrique et radiométrique pouvant être extraite des NPP comporte suffisamment d'information pour la discrimination d'espèces. Malgré le plus faible pouvoir discriminant des NPP basé sur l'information tridimensionnelle, l'ajout de l'information multispectrale a mené à des exactitudes de classifications supérieures au lidar avec une précision équivalente et parfois supérieure aux études précédemment réalisées. D'ailleurs, les effets de la géométrie d'acquisition n'ont pas démontré d'influences notables sur les résultats de la classification. De plus, il a été démontré que l'information provenant de l'imagerie spectrale est l'élément prépondérant dans la classification d'espèces, qui couplée avec la richesse de l'information structurale du lidar, permet d'atteindre une précision globale de 90%. Ceci, considérant les variations inter-espèces et les incohérences issues

de la photo-interprétation des jeux de données d'entraînement ajoutant inévitablement de la confusion aux modèles.

Les avantages de l'acquisition de l'imagerie aérienne, en particulier une vitesse de vol plus rapide et une couverture plus importante, s'ajoutent au fait que ces données demeurent beaucoup moins dispendieuses en comparaison du lidar pour un même territoire. Conditionnellement à l'accessibilité d'un MNT précis, la caractérisation de la structure et de la composition forestières à l'aide de nuages de points photogrammétriques devient donc une solution envisageable, et même avantageuse. Ceci est sans compter que l'approche photogrammétrique présentée dans cette étude peut être encore améliorée, notamment par l'utilisation d'une technique d'interpolation intelligente pour combler les problèmes d'occlusion. D'autre part, il est aussi possible d'améliorer les méthodes de classification, soit par l'extraction de métriques plus significatives, ou par une adaptation plus adéquate des algorithmes de classification. De plus, l'influence des différents stades de croissance des arbres et de son influence sur le pouvoir de discrimination des métriques devrait aussi être étudiée plus en détail dans l'objectif de déterminer la période d'acquisition optimale. Toutefois, il est important de considérer que le déploiement opérationnel de cette technologie sur de vastes territoires crée l'obligation d'aborder la question des conditions d'éclairement ou atmosphériques. Ces conditions affectent les intensités d'image d'une manière complexe, nécessitant la mise en œuvre des stratégies de normalisation radiométrique. Finalement, l'analyse des différentes caractéristiques de vol telles que la résolution spatiale ou différents recouvrements devrait être réalisée afin de bien saisir leur influence sur les NPP.

Malgré la nécessité d'améliorer davantage le développement et l'analyse des résultats des méthodes photogrammétriques, l'utilisation de ces dernières à des fins de mises à jour des inventaires forestiers suite aux acquisitions lidar constitue déjà une solution très prometteuse. Ceci est d'autant plus vrai que dans un contexte québécois, la couverture lidar complète pour le territoire forestier du Québec méridional prévue pour 2022 (Figure 1.1) offre la possibilité d'avoir accès à des MNT de résolution assez fine. Ces données offrent le potentiel de contourner la principale limite à l'utilisation de l'imagerie pour ce type de caractérisation, à savoir l'absence de données sur le niveau du sol. De plus, nonobstant son avantage dans un contexte économique, il est possible d'utiliser l'imagerie à des fins connexes, par exemple à des fins d'interprétation écologique ou de reconstitution historique par le biais des photos d'archives. Ainsi, les gestionnaires forestiers et les scientifiques vont certainement bénéficier des nouvelles opportunités offertes par l'analyse des nuages de points photogrammétriques et de son pouvoir d'analyse, de l'échelle de l'arbre individuel jusqu'à l'échelle du paysage.

## RÉFÉRENCES

- Adams, C.B. (1893). Method of photogrammetry. In: Google Patents
- AgiSoft, L. L. C. (2014). St-Petersbourg : Agisoft photoscan.
- Amaratunga, D., Cabrera, J., & Lee, Y.-S. (2008). Enriched random forests. *Bioinformatics*, 24, 2010-2014
- Amhar, F., Jansa, J., & Ries, C. (1998). The generation of true orthophotos using a 3D building model in conjunction with a conventional DTM. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32, 16-22
- ASPRS (2010). LAS Specification 1.3 Version 1.3–R10. *The American Society for Photogrammetry & Remote Sensing (ASPRS)*
- Baltsavias, E., Gruen, A., Eisenbeiss, H., Zhang, L., & Waser, L. (2008). High-quality image matching and automated generation of 3D tree models. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 1243-1259
- Baltsavias, E.P. (1999). A comparison between photogrammetry and laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 83-94
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31
- Bergseng, E., Ørka, H.O., Næsset, E., & Gobakken, T. (2015). Assessing forest inventory information obtained from different inventory approaches and remote sensing data sources. *Annals of Forest Science*, 72, 33-45
- Bohlin, J., Wallerman, J., & Fransson, J.E. (2012). Forest variable estimation using photogrammetric matching of digital aerial images in combination with a high-resolution DEM. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 27, 692-699
- Bolles, R. C., Baker, H. H., & Marimont, D. H. (1987). Epipolar-plane image analysis: An approach to determining structure from motion. *International Journal of Computer Vision*, 1(1), 7-55.

- Brandtberg, T. (2002). Individual tree-based species classification in high spatial resolution aerial images of forests using fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 132, 371-387
- Brandtberg, T. (2007). Classifying individual tree species under leaf-off and leaf-on conditions using airborne lidar. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 61, 325-340
- Brandtberg, T., Warner, T.A., Landenberger, R.E., & McGraw, J.B. (2003). Detection and analysis of individual leaf-off tree crowns in small footprint, high sampling density lidar data from the eastern deciduous forest in North America. *Remote Sensing of Environment*, 85, 290-303
- Breidenbach, J., Næsset, E., Lien, V., Gobakken, T., & Solberg, S. (2010). Prediction of species specific forest inventory attributes using a nonparametric semi-individual tree crown approach based on fused airborne laser scanning and multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 114, 911-924
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32
- Brown, C. D. (1971). Close-range camera calibration. *Photogramm. Eng.*, 37(8), 855-866.
- Canada, E. (2002). Normales climatiques au Canada, 1971-2000. In: Service météorologique du Canada Ottawa, Ontario
- Catmull, E. (1974). A subdivision algorithm for computer display of curved surfaces. In: DTIC Document
- Chisholm, R.A., Cui, J., Lum, S.K., & Chen, B.M. (2013). UAV LiDAR for below-canopy forest surveys. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 1, 61-68
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement*, 20, 37-46
- Dalponte, M., Bruzzone, L., & Gianelle, D. (2012). Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 123, 258-270
- Dandois, J.P., Olano, M., & Ellis, E.C. (2015). Optimal Altitude, Overlap, and Weather Conditions for Computer Vision UAV Estimates of Forest Structure. *Remote Sensing*, 7, 13895-13920

- Deseilligny, M.P., & Clery, I. (2011). Évolution récentes en photogrammétrie et modélisation 3D par photo des milieux naturels. *Collection EDYTEM*, 12, 51-64
- Durrieu, S., Véga, C., Bouvier, M., Gosselin, F., Renaud, J.-P., & Saint-André, L. (2016). Optical Remote Sensing of Tree and Stand Heights. *Land Resources Monitoring, Modeling, and Mapping with Remote Sensing* (pp. 449-485): Taylor & Francis Group
- Eid, T., Gobakken, T., & Næsset, E. (2004). Comparing stand inventories for large areas based on photo-interpretation and laser scanning by means of cost-plus-loss analyses. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19, 512-523
- Eid, T., & Næsset, E. (1998). Determination of stand volume in practical forest inventories based on field measurements and photo-interpretation: The Norwegian experience. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 13, 246-254
- Erikson, M. (2004). Species classification of individually segmented tree crowns in high-resolution aerial images using radiometric and morphologic image measures. *Remote Sensing of Environment*, 91, 469-477
- Fonstad, M.A., Dietrich, J.T., Courville, B.C., Jensen, J.L., & Carbonneau, P.E. (2013). Topographic structure from motion: a new development in photogrammetric measurement. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38, 421-430
- Gehrke, S., Morin, K., Downey, M., Bohrer, N., & Fuchs, T. (2010). Semi-global matching: An alternative to LIDAR for DSM generation. In, *Proceedings of the 2010 Canadian Geomatics Conference and Symposium of Commission I*
- Geomatica, I. I., & OrthoEngine, G. (2004). Markham : Geomatica I.
- Gobakken, T., Bollandsås, O.M., & Næsset, E. (2015). Comparing biophysical forest characteristics estimated from photogrammetric matching of aerial images and airborne laser scanning data. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 30, 73-86
- Gougeon, F., & Moore, T. (1989). Classification individuelle des arbres à partir d'images à haute résolution spatiale

- Gougeon, F.A. (1995). A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21, 274-284
- Gougeon, F.A. (1998). Automatic individual tree crown delineation using a valley-following algorithm and rule-based system. In, *Proc. International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry, Victoria, British Columbia, Canada* (pp. 11-23)
- Gougeon, F.A., & Leckie, D.G. (2003). Forest information extraction from high spatial resolution images using an individual tree crown approach
- Granholm, A.-H. (2016). Segmentation of forest patches and estimation of canopy cover using 3D information from stereo photogrammetry
- Granholm, A.-H., Olsson, H., Nilsson, M., Allard, A., & Holmgren, J. (2015). The potential of digital surface models based on aerial images for automated vegetation mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 36, 1855-1870
- Gressin, A., Mallet, C., Demantké, J., & David, N. (2013). Towards 3D lidar point cloud registration improvement using optimal neighborhood knowledge. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 79, 240-251
- Gruen, A. (2012). Development and status of image matching in photogrammetry. *The Photogrammetric Record*, 27, 36-57
- Haala, N. (2011). Multiray photogrammetry and dense image matching. In, *Photogrammetric Week* (pp. 185-195)
- Haara, A., & Haarala, M. (2002). Tree species classification using semi-automatic delineation of trees on aerial images. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 17, 556-565
- Habib, A.F., Kim, E.-M., & Kim, C.-J. (2007). New methodologies for true orthophoto generation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 73, 25-36
- Hall, F.G., Bergen, K., Blair, J.B., Dubayah, R., Houghton, R., Hurtt, G., Kellndorfer, J., Lefsky, M., Ranson, J., & Saatchi, S. (2011). Characterizing 3D vegetation structure from space: Mission requirements. *Remote Sensing of Environment*, 115, 2753-2775

- Heikkinen, V., Korpela, I., Tokola, T., Honkavaara, E., & Parkkinen, J. (2011). An SVM classification of tree species radiometric signatures based on the Leica ADS40 sensor. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49, 4539-4551
- Heinzel, J., & Koch, B. (2011). Exploring full-waveform LiDAR parameters for tree species classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13, 152-160
- Henry, M., Réjou-Méchain, M., Jara, M.C., Wayson, C., Piotto, D., Westfall, J., Fuentes, J.M.M., Guier, F.A., Lombis, H.C., & López, E.C. (2015). An overview of existing and promising technologies for national forest monitoring. *Annals of Forest Science*, 72, 779-788
- Hirschmugl, M. (2008). Derivation of forest parameters from UltracamD data. In: Graz University of Technology
- Hirschmüller, H. (2008). Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 30, 328-341
- Holmgren, J., & Persson, Å. (2004). Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. *Remote Sensing of Environment*, 90, 415-423
- Holmgren, J., Persson, Å., & Söderman, U. (2008). Species identification of individual trees by combining high resolution LiDAR data with multi-spectral images. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 1537-1552
- Holopainen, M., Vastaranta, M., & Hyypä, J. (2014). Outlook for the next generation's precision forestry in Finland. *Forests*, 5, 1682-1694
- Holopainen, M., Vastaranta, M., Karjalainen, M., Karila, K., Kaasalainen, S., Honkavaara, E., & Hyypä, J. (2015). Forest Inventory Attribute Estimation Using Airborne Laser Scanning, Aerial Stereo Imagery, Radargrammetry and Interferometry-Finnish Experiences of the 3d Techniques. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2, 63
- Hovi, A., Korhonen, L., Vauhkonen, J., & Korpela, I. (2016). LiDAR waveform features for tree species classification and their sensitivity to tree-and acquisition related parameters. *Remote Sensing of Environment*, 173, 224-237

- Hyde, P., Dubayah, R., Walker, W., Blair, J.B., Hofton, M., & Hunsaker, C. (2006). Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. *Remote Sensing of Environment*, 102, 63-73
- Hyypä, J., & Inkinen, M. (1999). Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. *The photogrammetric journal of Finland*, 16, 27-42
- Hyypä, J., Pyysalo, U., Hyypä, H., & Samberg, A. (2000). Elevation accuracy of laser scanning-derived digital terrain and target models in forest environment. In, *Proceedings of EARSeL-SIG-Workshop LIDAR* (pp. 14-17)
- Hyypä, J., Schardt, M., Haggren, H., Koch, B., Lohr, U., Paananen, R., Scherrer, H., Luukkonen, H., Ziegler, M., & Hyypä, H. (2001). HIGH-SCAN: The first European-wide attempt to derive single-tree information from laserscanner data
- Hyypä, J., Hyypä, H., Leckie, D., Gougeon, F., Yu, X., & Maltamo, M. (2008). Review of methods of small-footprint airborne laser scanning for extracting forest inventory data in boreal forests. *International Journal of Remote Sensing*, 29(5), 1339-1366.
- Institute for Photogrammetry. (2015). *SURE* : Stuttgart
- Institut national de l'information géographique et forestière. (2015). *MicMac* : Paris
- Järnstedt, J., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Holopainen, M., & Viitala, R. (2012). Forest variable estimation using a high-resolution digital surface model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 74, 78-84
- Kaartinen, H., Hyypä, J., Yu, X., Vastaranta, M., Hyypä, H., Kukko, A., Holopainen, M., Heipke, C., Hirschmugl, M., & Morsdorf, F. (2012). An international comparison of individual tree detection and extraction using airborne laser scanning. *Remote Sensing*, 4, 950-974
- Kasser, M., & Egels, Y. (2001). *Photogrammétrie numérique*. Hermès science publication
- Ke, Y., & Quackenbush, L.J. (2011). A review of methods for automatic individual tree-crown detection and delineation from passive remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 32, 4725-4747

- Khosravipour, A., Skidmore, A. K., Wang, T., Isenburg, M., & Khoshelham, K. (2015). Effect of slope on treetop detection using a LiDAR Canopy Height Model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 104, 44-52.
- Koch, B., Heyder, U., & Weinacker, H. (2006). Detection of individual tree crowns in airborne lidar data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72, 357-363
- Korpela, I. (2004). *Individual tree measurements by means of digital aerial photogrammetry*.
- Korpela, I., Ørka, H.O., Maltamo, M., Tokola, T., & Hyypä, J. (2010). Tree species classification using airborne LiDAR—effects of stand and tree parameters, downsizing of training set, intensity normalization, and sensor type. *Silva Fennica*, 44, 319-339
- Laboratoire de cartographie des dynamiques forestières (2015a). *LasReader*. Montréal: Université du Québec à Montréal
- Laboratoire de cartographie des dynamiques forestières (2015b). *SEGMA*, (version 9). Montréal: Université du Québec à Montréal
- Lambert, M., Ung, C., & Raulier, F. (2005). Canadian national tree aboveground biomass equations. *Canadian Journal of Forest Research*, 35, 1996-2018
- Leberl, F., Irschara, A., Pock, T., Meixner, P., Gruber, M., Scholz, S., & Wiechert, A. (2010). Point Clouds. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76, 1123-1134
- Leberl, F., & Thurgood, J. (2004). The promise of softcopy photogrammetry revisited. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 35, 759-763
- Leblanc, M., & Bélanger, L. (2000). *La sapinière vierge de la Forêt Montmorency et de sa région: une forêt boréale distincte*. Gouv. du Québec, Ministère des Forêts, Direction de la Recherche
- Leboeuf, A., & Lacroix, S. (2016). Couverture LiDAR du Québec méridional : plan d'action et perspectives. In, *Atelier lidar sur la technologie lidar aéroporté en foresterie : opérationnalisation et orientations futures*. Québec

- Leckie, D., Gougeon, F., Hill, D., Quinn, R., Armstrong, L., & Shreenan, R. (2003). Combined high-density lidar and multispectral imagery for individual tree crown analysis. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29, 633-649
- Leckie, D.G., Yuan, X., Ostaff, D.P., Piene, H., & MacLean, D. (1992). Analysis of high resolution multispectral MEIS imagery for spruce budworm damage assessment on a single tree basis. *Remote Sensing of Environment*, 40, 125-136
- Li, J., Hu, B., & Noland, T.L. (2013). Classification of tree species based on structural features derived from high density LiDAR data. *Agricultural and forest meteorology*, 171, 104-114
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. *R news*, 2, 18-22
- Lim, K., Treitz, P., Wulder, M., St-Onge, B., & Flood, M. (2003). LiDAR remote sensing of forest structure. *Progress in physical geography*, 27, 88-106
- Lindberg, E., Holmgren, J., Olofsson, K., Olsson, H., & Wallerman, J. (2008). Estimation of tree lists from airborne laser scanning data using a combination of analysis on single tree and raster cell level. In, *Proceedings of the SilviLaser 2008 Conference, Edinburgh, UK. Available from geography.swan.ac.uk/silvilaser/papers/poster\_papers/Lindberg.pdf [accessed 1 June 2010]*
- Linder, W. (2009). *Digital photogrammetry*. Springer
- Lisein, J., Bonnet, S., Lejeune, P., & Pierrot-Deseilligny, M. (2014). Modélisation de la canopée forestière par photogrammétrie depuis des images acquises par drone. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 206, 45-54
- Lowe, D.G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60, 91-110
- Lucie, X. (2013). Optimisation du paramétrage et évaluation de la qualité de MNS photogrammétriques pour une utilisation dans le domaine forestier. Impact de la résolution et de la qualité des données. In: INSA de Strasbourg
- Luhmann, T., Robson, S., Kyle, S., & Boehm, J. (2014). Close-range photogrammetry and 3D imaging. Walter de Gruyter.

- Mallet, C., & Bretar, F. (2007). Le lidar topographique à retour d'onde complète: état de l'art
- Maltamo, M., Mustonen, K., Hyypä, J., Pitkänen, J., & Yu, X. (2004). The accuracy of estimating individual tree variables with airborne laser scanning in a boreal nature reserve. *Canadian Journal of Forest Research*, 34, 1791-1801
- Maltamo, M., Næsset, E., & Vauhkonen, J. (2014). Forestry applications of airborne laser scanning. *Concepts and case studies. Manag For Ecosys*, 27, 2014
- McRoberts, R.E., & Tomppo, E.O. (2007). Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, 110, 412-419
- McRoberts, R.E., Tomppo, E.O., & Næsset, E. (2010). Advances and emerging issues in national forest inventories. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 25, 368-381
- Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs, D.d.i.f. (2015). Norme de photo-interprétation Quatrième inventaire écoforestier du Québec Méridional. In (p. 141). Québec: Bibliothèque et archives nationales du Québec
- Morsdorf, F., Meier, E., Kötz, B., Itten, K.I., Dobbertin, M., & Allgöwer, B. (2004). LIDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management. *Remote Sensing of Environment*, 92, 353-362
- Næsset, E. (2002). Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sensing of Environment*, 80, 88-99
- Næsset, E. (2004). Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19, 164-179
- Næsset, E. (2007). Airborne laser scanning as a method in operational forest inventory: status of accuracy assessments accomplished in Scandinavia. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 22, 433-442
- Næsset, E. (2014). Area-based inventory in Norway—from innovation to an operational reality. *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning* (pp. 215-240): Springer

- Næsset, E., & Økland, T. (2002). Estimating tree height and tree crown properties using airborne scanning laser in a boreal nature reserve. *Remote Sensing of Environment*, 79, 105-115
- Naidoo, L., Cho, M., Mathieu, R., & Asner, G. (2012). Classification of savanna tree species, in the Greater Kruger National Park region, by integrating hyperspectral and LiDAR data in a Random Forest data mining environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 167-179
- Neumann, K. J. (2004). Operational aspects of digital aerial mapping cameras. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 35(B1), 222-225.
- Nurminen, K., Karjalainen, M., Yu, X., Hyypä, J., & Honkavaara, E. (2013). Performance of dense digital surface models based on image matching in the estimation of plot-level forest variables. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 83, 104-115
- Olofsson, K., Wallerman, J., Holmgren, J., & Olsson, H. (2006). Tree species discrimination using Z/I DMC imagery and template matching of single trees. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 21, 106-110
- Ørka, H.O., Gobakken, T., Næsset, E., Ene, L., & Lien, V. (2012). Simultaneously acquired airborne laser scanning and multispectral imagery for individual tree species identification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38, 125-138
- Ørka, H.O., Næsset, E., & Bollandsås, O.M. (2009). Classifying species of individual trees by intensity and structure features derived from airborne laser scanner data. *Remote Sensing of Environment*, 113, 1163-1174
- Ørka, H.O., Næsset, E., & Bollandsås, O.M. (2010). Effects of different sensors and leaf-on and leaf-off canopy conditions on echo distributions and individual tree properties derived from airborne laser scanning. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1445-1461
- Persson, A., Holmgren, J., & Söderman, U. (2002). Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68, 925-932
- Persson, Å., Holmgren, J., Söderman, U., & Olsson, H. (2004). Tree species classification of individual trees in Sweden by combining high resolution laser data with high resolution near-infrared digital images. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36, 204-207

- Pinz, A. (1991). A computer vision system for the recognition of trees in aerial photographs. *NASA, Goddard Space Flight Center, Multisource Data Integration in Remote Sensing* p 111-124(SEE N 91-15615 07-43)
- Pitt, D.G., Woods, M., & Penner, M. (2014). A comparison of point clouds derived from stereo imagery and airborne laser scanning for the area-based estimation of forest inventory attributes in Boreal Ontario. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 40, 214-232
- Pix4D. (2016). *Pix4D mapper*. Lausanne : Pix4D SA
- Pollock, R.J. (1996). The automatic recognition of individual trees in aerial images of forests based on a synthetic tree crown image model. In: Concordia University
- Provencher, L., & Dubois, J. (2006). La Photo-interprétation au Québec: historique et perspectives. *Téledétection*, 6, 57-70
- R Core Team (2016). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>
- Rango, A., & Laliberte, A.S. (2010). Impact of flight regulations on effective use of unmanned aircraft systems for natural resources applications. *Journal of Applied Remote Sensing*, 4, 043539-043539-043512
- Rau, J., Chen, N.-Y., & Chen, L.-C. (2002). True orthophoto generation of built-up areas using multi-view images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68, 581-588
- Reitberger, J., Krzystek, P., & Stilla, U. (2008). Analysis of full waveform LIDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 1407-1431
- Reutebuch, S.E., McGaughey, R.J., Andersen, H.-E., & Carson, W.W. (2003). Accuracy of a high-resolution lidar terrain model under a conifer forest canopy. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29, 527-535
- Rosnell, T., & Honkavaara, E. (2012). Point cloud generation from aerial image data acquired by a quadrocopter type micro unmanned aerial vehicle and a digital still camera. *Sensors*, 12, 453-480
- Sadeghi, Y., St-Onge, B., Leblon, B., & Simard, M. (2016). Canopy Height Model (CHM) Derived From a TanDEM-X InSAR DSM and an Airborne Lidar

DTM in Boreal Forest *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 381-397.

Sim Active inc. (2014) *Correlator3D*. Montréal : Sim Active.

Simard, M., Pinto, N., Fisher, J.B., & Baccini, A. (2011). Mapping forest canopy height globally with spaceborne lidar. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences (2005–2012)*, 116

Solberg, S., Naesset, E., & Bollandsas, O.M. (2006). Single tree segmentation using airborne laser scanner data in a structurally heterogeneous spruce forest. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72, 1369-1378

St-Onge, B. (2008). Methods for improving the quality of a true orthomosaic of Vexcel UltraCam images created using a lidar digital surface model. *Proceedings of SilviLaser, 2008*, 8th

St-Onge, B. (2016). Évolution de la technologie lidar et inventaires nationaux. In, *Atelier lidar sur la technologie lidar aéroporté en foresterie : opérationnalisation et orientations futures*. Québec

St-Onge, B., Jumelet, J., Cobello, M., & Véga, C. (2004). Measuring individual tree height using a combination of stereophotogrammetry and lidar. *Canadian Journal of Forest Research*, 34, 2122-2130

St-Onge, B., & Véga, C. (2003). Combining stereo-photogrammetry and lidar to map forest canopy height. In *Proceedings of ISPRS Workshop '3-d Reconstruction from Airborne Laserscanner and INSAR Data'*.

St-Onge, B., Vega, C., Fournier, R., & Hu, Y. (2008). Mapping canopy height using a combination of digital stereo-photogrammetry and lidar. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 3343-3364

Stepper, C., Straub, C., & Pretzsch, H. (2014). Using semi-global matching point clouds to estimate growing stock at the plot and stand levels: Application for a broadleaf-dominated forest in central Europe. *Canadian Journal of Forest Research*, 45, 111-123

Story, M., & Congalton, R.G. (1986). Accuracy assessment-A user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52, 397-399

- Straub, C., Stepper, C., Seitz, R., & Waser, L.T. (2013). Potential of UltraCamX stereo images for estimating timber volume and basal area at the plot level in mixed European forests. *Canadian Journal of Forest Research*, 43, 731-741
- Tomppo, E., Gschwantner, T., Lawrence, M., McRoberts, R.E., Gabler, K., Schadauer, K., Vidal, C., Lanz, A., Ståhl, G., & Cienciala, E. (2010). National forest inventories. *Pathways for Common Reporting. European Science Foundation*, 541-553
- Tomppo, E., Olsson, H., Ståhl, G., Nilsson, M., Hagner, O., & Katila, M. (2008). Combining national forest inventory field plots and remote sensing data for forest databases. *Remote Sensing of Environment*, 112, 1982-1999
- Tuominen, S., & Pekkarinen, A. (2005). Performance of different spectral and textural aerial photograph features in multi-source forest inventory. *Remote Sensing of Environment*, 94, 256-268
- Van Leeuwen, M., & Nieuwenhuis, M. (2010). Retrieval of forest structural parameters using LiDAR remote sensing. *European Journal of Forest Research*, 129, 749-770
- Vastaranta, M., Holopainen, M., Yu, X., Hyypä, J., Mäkinen, A., Rasinmäki, J., Melkas, T., Kaartinen, H., & Hyypä, H. (2011). Effects of individual tree detection error sources on forest management planning calculations. *Remote Sensing*, 3, 1614-1626
- Vastaranta, M., Saarinen, N., Kankare, V., Holopainen, M., Kaartinen, H., Hyypä, J., & Hyypä, H. (2014). Multisource single-tree inventory in the prediction of tree quality variables and logging recoveries. *Remote Sensing*, 6, 3475-3491
- Vastaranta, M., Wulder, M.A., White, J.C., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Kankare, V., Holopainen, M., Hyypä, J., & Hyypä, H. (2013). Airborne laser scanning and digital stereo imagery measures of forest structure: Comparative results and implications to forest mapping and inventory update. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39, 382-395
- Vauhkonen, J., Ene, L., Gupta, S., Heinzl, J., Holmgren, J., Pitkänen, J., Solberg, S., Wang, Y., Weinacker, H., & Hauglin, K.M. (2011). Comparative testing of single-tree detection algorithms under different types of forest. *Forestry*, cpr051

- Vauhkonen, J., Korpela, I., Maltamo, M., & Tokola, T. (2010). Imputation of single-tree attributes using airborne laser scanning-based height, intensity, and alpha shape metrics. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1263-1276
- Vauhkonen, J., Tokola, T., Packalén, P., & Maltamo, M. (2009). Identification of Scandinavian commercial species of individual trees from airborne laser scanning data using alpha shape metrics. *Forest Science*, 55, 37-47
- Véga, C., & Durrieu, S. (2011). Multi-level filtering segmentation to measure individual tree parameters based on Lidar data: Application to a mountainous forest with heterogeneous stands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(4), 646-656.
- Vepakomma, U., & Cormier, D. (2015). Inventorying the forest: Laser scanning vs close range photogrammetry on a UAV In, *SilviLaser 2015 La Grande Motte*, France
- Wallace, L., Lucieer, A., Watson, C., & Turner, D. (2012). Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory. *Remote Sensing*, 4, 1519-1543
- Wallerman, J., Bohlin, J., & Fransson, J.E. (2012). Forest height estimation using semi-individual tree detection in multi-spectral 3D aerial DMC data. In, *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International* (pp. 6372-6375): IEEE
- Wang, Y., Weinacker, H., Koch, B., & Sterenczak, K. (2008). Lidar point cloud based fully automatic 3D single tree modelling in forest and evaluations of the procedure. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37, 45-51
- Waser, L., Ginzler, C., Kuechler, M., Baltsavias, E., & Hurni, L. (2011). Semi-automatic classification of tree species in different forest ecosystems by spectral and geometric variables derived from Airborne Digital Sensor (ADS40) and RC30 data. *Remote Sensing of Environment*, 115, 76-85
- White, J.C., Wulder, M.A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Cook, B.D., Pitt, D., & Woods, M. (2013a). A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. *The Forestry Chronicle*, 89, 722-723

- White, J.C., Wulder, M.A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Pitt, D., & Woods, M. (2013b). The utility of image-based point clouds for forest inventory: A comparison with airborne laser scanning. *Forests, 4*, 518-536
- Woods, M., Pitt, D., Penner, M., Lim, K., Nesbitt, D., Etheridge, D., & Treitz, P. (2011). Operational implementation of a LiDAR inventory in Boreal Ontario. *The Forestry Chronicle, 87*, 512-528
- Wu, Changchang. (2011). *VisualSFM: A visual structure from motion system* : Seattle. Whashington University at Seattle
- Wulder, M.A., White, J.C., Nelson, R.F., Næsset, E., Ørka, H.O., Coops, N.C., Hilker, T., Bater, C.W., & Gobakken, T. (2012). Lidar sampling for large-area forest characterization: A review. *Remote Sensing of Environment, 121*, 196-209