Département de Géomatique Appliquée Faculté des Lettres et Sciences Humaines Université de Sherbrooke

Intégration de données LiDAR aéroporté dans la modélisation de la croissance en hauteur de l'épinette noire (*Picea* subser. *marianae*) dans la forêt boréale de l'est du Canada.

Batistin Bour

Maitrise en sciences géographiques Cheminement de type recherche en géomatique

Février 2020

©Batistin Bour – Février 2020

Directeur de recherche : Richard Fournier (Département de géomatique, Université de Sherbrooke)

Co-directeur de recherche : Yan Boucher (Direction de la recherche forestière - Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs du Québec)

Co-directeur de recherche : Luc Guindon (Service Canadien des Forêts - Centre de Foresterie des Laurentides)

Membres du jury :

Osvaldo Valeria (Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue)

Kalifa Goïta (Département de géomatique, Université de Sherbrooke)

Résumé

La gestion opérationnelle des forêts rend nécessaire la prédiction de la croissance des arbres après perturbation ou récolte sylvicole pour estimer la productivité à l'échelle du paysage. L'indice de qualité de site (IQS) est un des outils utilisés à cette fin, en prédisant une hauteur à 50 ans. Les perturbations majeures induisent un rajeunissement du paysage, plus ou moins important selon leur fréquence et leur sévérité. Peu d'informations sont disponibles sur les jeunes peuplements puisque l'inventaire écoforestier s'est, par le passé, concentré sur les peuplements marchands. De plus, l'acquisition de nouvelles données est limitée par l'accès aux peuplements, lié à la détérioration des chemins forestiers. Le LiDAR (Light Detection And Ranging) fournit des informations tridimensionnelles sur la structure des peuplements sous forme de nuage de point. Une couverture LiDAR aéroportée sera disponible sur tout le Québec méridional d'ici 2022 et pourrait permettre l'acquisition d'informations structurelles sur les jeunes peuplements. Le LiDAR a été utilisé dans ce projet pour obtenir la hauteur des peuplements forestiers de pessières à mousses présents sur un territoire de 1699 km² ainsi que des variables environnementales. Les modèles développés selon deux approches statistiques, par régression multiple (RM) et par random forest (RF), se montrent capables de prédire des hauteurs représentatives ($R^2 = 0.521$ et 0.749, pour les modèles IQS^{RM}_{LiDAR} et IQS^{RF}_{LiDAR} respectivement). La mise en relation des variables environnementales avec la hauteur a permis d'identifier plusieurs variables explicatives de la hauteur telles que l'âge des peuplements, la pente et le drainage. Les relations identifiées ont été utilisées pour construire un modèle prédictif pouvant être appliqué à l'échelle subcontinentale. Les IQSLiDAR créés dans ce projet montrent une erreur moyenne située entre -5.4 et -3.1 % selon le modèle. La méthodologie développée ici fournit aux gestionnaires des forêts du Québec un outil prédictif spatialisé a fine échelle (20 m de résolution) applicable à de vastes territoires, permettant une évaluation efficace des stocks forestiers fine et donc, utile à la planification stratégique des opérations forestières.

Mots clés : Télédétection, Indice de qualité de site, Foresterie, Perturbations majeures, Conditions environnementales.

II

Table des matières

Résumé l
Table des matièresIl
Liste des figuresIII
Liste des tableauxV
Liste des annexes VI
Remerciements
1. Introduction
2. Objectifs et hypothèses
3. Matériels
3.1. Site d'étude9
3.2. Données géospatiales
4. Méthodes
4.1. Calcul des variables sur l'ensemble du site d'étude
4.2. Échantillonnage dans les zones affectées par des coupes forestières21
4.3. Création des modèles IQS _{LiDAR} 23
4.3.1. Évaluation des données d'entrainement
4.3.2. Formulation de modèles IQS _{LiDAR}
4.4. Spatialisation des IQS _{LiDAR} dans le site d'étude25
4.5. Évaluation de l'exactitude des mesures terrain, de l' IQS_{MFFP} et des IQS_{LiDAR}
5. Résultats
5.1. Création des modèles IQS _{LiDAR}
5.1.1. Structure des données d'entrainement
5.1.2. Modèle IQS _{LiDAR} et variables explicatives
5.2. Application des IQS _{LiDAR} sur l'ensemble du site d'étude
5.3. Évaluation de précision des mesures terrain et des prédictions41
6. Discussion
7. Conclusion
8. Références
9. Annexes

Liste des figures

Figure 2. Schéma méthodologique des principales étapes réalisées dans ce projet pour le calcul des variables, la mise en place de modèles et l'évaluation de leur performances (Code de couleur : NOIR = Données issues du LiDAR, GRIS = Données issues de la carte écoforestière).

 Figure 12. Influence des variables sur la hauteur observée, d'après le modèle de régression multiple le plus parcimonieux (*: p <0.05; **: p <0.01; ***: p <0.001)......37

Figure 16. (a) Comparaison entre la hauteur moyenne des arbres étude de chaque PEP présentes dans le site d'étude et la hauteur du P95 du nuage de point associé à chaque PEP. (b) Comparaison entre la hauteur P95 LiDAR des PEP et la hauteur des arbres composant chaque PEP, avec le détail du statut social de chaque arbre (chaque couleur représente une PEP).43

Liste des tableaux

Tableau 1. Description des types écologiques présents dans le site d'étude ainsi que leurimportance relative (Description selon MFFP, 2007).14

Tableau 2. Description des types de végétation potentielle présents dans le site d'étude ainsi queleur importance relative (Description selon MFFP, 2007)......15

Tableau 4. Variable réponse (en gras) et variables environnementales considérées pour le développement d'un modèle de croissance de la hauteur des peuplements d'épinette noire. *La description des types de végétation potentielle est disponible dans le tableau 2 de ce document. 21

Liste des annexes

Annexe 1. Liste des combinaisons de variables testées pour identifier le modèle le plus parcimonieux
Annexe 2. Paramètres utilisés dans le logiciel FUSION pour le calcul des métriques LIDAR72
Annexe 3. Relation âge-hauteur maximale établie pour 65 000 épinettes noires (EPN) mesurées dans le cadre de l'inventaire des PEP73
Annexe 4. Cartographie de l'altitude, en mètres depuis le niveau de la mer, pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m74
Annexe 5. Cartographie de la hauteur du P95 LiDAR pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m
Annexe 6. Cartographie de la pente, en degrés, pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m.
Annexe 7. Cartographie du TWI pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m
Annexe 8. Cartographie de l'exposition (azimut) pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m
Annexe 9. Cartographie des degrés-jours pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m79
Annexe 10. Cartographie de la végétation potentielle, extraite pour tout le site d'étude d'après la carte écoforestière du Québec
Annexe 11. Cartographie des dépôts de surface présents dans le site d'étude, extraits de la carte écoforestière du Québec
Annexe 12. Sites présentant des peuplements dominés par l'épinette noire présents dans le site d'étude (résolution de 20m), extraits de la carte écoforestière du Québec
Annexe 13. Sites présentant des peuplements contenant des épinettes noires et ayant été perturbés 50 ans avant une acquisition LiDAR, la composition a été extraite de la carte écoforestière du Québec
Annexe 14. Proportion de feuillus présents dans le site d'étude, à une résolution de 20 m
Annexe 15. Cartographie de l'IQS _{MFFP} pour tout le site d'étude, à une résolution de 20 m85
Annexe 16. Valeurs d'IQS _{LiDAR} prédites pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m, par type de traitement sylvicole à l'origine des peuplements et par modèles (RM et RF)

Remerciements

Les personnes ayant contribuées à l'aboutissement de ce mémoire, que ce soit professionnellement parlant ou humainement, ont été nombreuses. Bien que ces personnes ne soient peut-être pas citées dans ce mémoire, je les remercie énormément.

Je tiens particulièrement à remercier mon directeur de maîtrise, Richard Fournier. Merci pour l'opportunité que tu m'as offerte avec ce projet de maîtrise qui a su remplir les attentes que j'avais dans la réalisation d'un projet de recherche. Merci pour tes relectures de documents, particulièrement nos parties de ping-pong rédactionnel engendrées par la production de plusieurs itérations de documents par jours. Merci pour tes conseils avisés sur la direction à prendre par mes travaux. Finalement, merci pour la qualité de ton encadrement tout au long de ce projet de maîtrise, merci d'avoir été à l'écoute des embûches que j'ai rencontrées dans le projet tout en me proposant des solutions pour passer par-dessus.

Je tiens ensuite à remercier mes co-directeurs de maîtrise, Luc Guindon et Yan Boucher, pour leur aide technique ayant permis à la réalisation de ce projet de maîtrise, puis rédactionnelle une fois les résultats finalisés. La combinaison télédétection et foresterie à vraiment aidé à cerner tous les problèmes à prendre en compte pour mener à bien le projet.

Merci à Phillipe Villemaire du Centre de Foresterie des Laurentides (Service Canadien des Forêts) pour m'avoir accompagné dans la mise en place d'un processus de gestion des données optimisé ayant mené à la production des résultats de ce projet. Merci également à Isabelle Auger de la Direction de la Recherche Forestière (Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs) pour son expertise statistique ayant permis de confirmer le bon déroulement de la production des résultats.

Je ne pourrais pas oublier de remercier Robert Schneider de l'UQAR, qui m'a introduit au LiDAR alors que j'étais étudiant au baccalauréat en biologie et que je ne savais pas qu'elle allait être la suite. L'opportunité que j'ai eue d'effectuer des travaux de recherche dans ton laboratoire a clairement influencé la suite de mon parcours.

Merci à toutes les personnes passées par le laboratoire de recherche duquel j'ai fait partie pendant cette maîtrise, Charlotte, Catherine, Camille, Aurélie, Bastien, Van Tho, Xavier, Charles pour leur aide ainsi que pour les nombreuses discussions que nous avons eues tout au long de ces années. Ces remerciements s'appliquent également aux collègues du département de géomatique de l'université de Sherbrooke et au personnel du centre d'application et de recherche en télédétection (CARTEL).

Merci à toi, Coralie, de me rendre heureux et de partager toutes ces aventures avec moi. Merci de croire et de me donner confiance dans les projets que j'entreprends, ton support a été d'une grande aide.

Merci à l'Équipe de feu, particulièrement toi Hugo, pour les escapades de terrain en forêt boréale. Avoir pu sortir du bureau l'été pour vivre toutes ces péripéties a été bénéfique pour garder le cap. Les aventures que nous avons vécues en milieu nordique resteront pendant longtemps parmi mes meilleurs souvenirs.

Merci à mes amis, qu'ils aient suivi l'avancement ou non de mon projet, leur compagnie a clairement été bénéfique pour garder une motivation tout au long de la réalisation de cette maîtrise.

Finalement, merci à mes parents, Agatha et Francis. Depuis toujours vous m'avez soutenu dans mes choix et mes objectifs de vie. C'est notamment grâce à vous que je suis rendu où je suis aujourd'hui et je vous en serais éternellement reconnaissant.

Merci au Ministère de l'Énergie et des Ressources Naturelles du Québec d'avoir fourni les données LiDAR, ainsi que le Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs du Québec pour avoir ouvert au public les données relatives aux placettes échantillons permanentes et aux cartes écoforestières. Sans l'accès à ces données ce projet n'aurait pas pu aboutir.

Ma maîtrise a été financée par le programme de Recherche et de Développement Coopératif du CRSNG (CRFPJ 508853-17) sous le titre : Outils spatiaux de gestion des forêts boréales après feu et d'accès aux territoires dans un contexte de changements globaux. Ce projet est géré par Richard Fournier, Yan Boucher, François Girard et Osvaldo Valeria.

1. Introduction

L'exploitation de la forêt boréale nécessite une gestion stratégique des stocks forestiers (Bouchard et Pothier, 2011; Vaillancourt et al., 2009). Dans l'est de l'Amérique du Nord, les peuplements d'épinettes noires (Picea subser. marianae) forment de vastes peuplements qui dominent les paysages forestiers (Gagnon et Morin, 2001). L'aménagement forestier de ce territoire se caractérise par le déploiement de vastes coupes forestières (Boucher et al., 2015, 2017; Guindon et al., 2018). Entre 2014 et 2015, le bois commercial issu des coupes forestières réalisées dans les peuplements d'épinettes noires représentait 73 % du bois récolté au Québec (MFFP, 2016a). Historiquement la majorité des coupes forestières réalisées correspondait à des coupes à blanc tandis que la réalisation de coupe avec protection de la régénération et des sols est majoritaire depuis 1996, ces deux types de coupes visent cependant à récolter la quasi-totalité d'un peuplement forestier (Larouche et al., 2013). L'attribution des volumes forestiers aux industries forestières est dépendante de l'évaluation des stocks et du rendement des forêts (Bettinger et al., 2016). La capacité des gestionnaires des forêts à identifier la quantité de bois disponible est une étape nécessaire à l'aménagement durable des forêts (Pretzsch, 2009). L'évaluation du rendement des forêts permet également d'identifier les peuplements nécessitant une intervention sylvicole, telle que l'éclaircie pré-commerciale (EPC) qui représente le traitement d'éducation le plus important réalisé suivant la coupe totale (Bartek, 2015). Généralement réalisée entre 10 et 25 ans après la coupe (Fleming et al., 2005), la réalisation d'une EPC vise à réduire la densité des tiges marchandes afin de favoriser une croissance supérieure moyenne par tige. La planification des interventions forestières nécessite d'avoir une connaissance exhaustive des conditions des milieux pour apporter l'intervention la plus pertinente à l'instant qui la requiert (Bollandsås et al., 2019).

La prédiction des attributs des peuplements forestiers (e.g. volume de bois, biomasse totale aérienne) à l'aide de modèles est utilisé à court, moyen et long termes (Sievanen *et al.*, 2003; Ung *et al.*, 1999). L'indice de qualité de site (IQS) est un modèle qui caractérise la productivité d'un site en prédisant une hauteur dominante des arbres d'un peuplement pour un âge donné (Laflèche *et al.*, 2013; Ung *et al.*, 1999). L'IQS est formulé à partir de relations entre la croissance en hauteur de plusieurs milliers d'arbres mesurés *in situ* et les conditions

de leur milieu (Laflèche et al., 2013). Les conditions environnementales ont plusieurs effets sur la croissance en hauteur des peuplements. Par exemple, une faible pente située dans la partie basse d'un bassin de drainage peu rendre difficile l'évacuation de l'eau, ce qui influencera négativement la croissance en hauteur des arbres présents (Simard et al., 2009; Laamrani et al., 2014). Le drainage justement, est un facteur important pour l'évolution des arbres et a des effets négatifs connus en cas de mauvais drainage ou de drainage extrême sur, entre autres, le développement du système racinaire (Wagg, 1967) et le taux de croissance annuel (Furze et al. 2017). La longueur de la saison de croissance, définie principalement par la température, influence la durée pendant laquelle les arbres peuvent croitre (Pretzsch, 2002). De ce fait, une saison de croissance plus courte engendre des arbres de moins hauts (Pretzsch, 2002). Au sein d'un peuplement, la compétition intra et interspécifique influence principalement la disponibilité des ressources, que ce soit en nutriments, en eau ou en rayonnement solaire, et influence l'allocation des ressources allouées à la croissance en hauteur des arbres (Pretzsch, 2002; Delisle, 2015). Une grande variété de paramètres environnementaux peut influencer la croissance en hauteur et de ce fait, doit être inclue dans les modèles de croissance. Cependant certaines lacunes sont présentes dans la disponibilité et la précision des variables environnementales ce qui se reflète notamment sur l'IQS qui, bien qu'ayant fait ses preuves dans la planification forestière, montre différentes limitations. Zhou et al. (2005) et Auger (2014) ont relevé que les modèles prédictifs actuels ne sont pas conçus pour être appliqués à des peuplements de moins de 7 m de hauteur. Les peuplements en forêt boréale peuvent prendre plusieurs décennies pour atteindre cette hauteur après une coupe totale (Prévost et Dumais, 2018). Les peuplements en régénération sont de plus en plus présents à l'échelle du paysage conséquemment à l'intensification des coupes forestières qui s'ajoute aux perturbations liées aux feux (Bouchard et Pothier, 2011; Boucher et al., 2015, 2017). L'effet des conditions environnementales sur la croissance en hauteur peut être inclus dans la modélisation de la hauteur des peuplements forestiers (Laflèche et al., 2013). La disponibilité des variables explicatives est critique pour évaluer la croissance en hauteur des peuplements. Mais leurs disponibilité, exactitude et échelle varient grandement d'une variable à une autre. Par exemple, les degrés-jour, ont une faible variation spatiale locale (variation moyenne de 0.018 degrés par kilomètres; Fick et Hijmans, 2017) et conséquemment leur influence nécessite un échantillonnage spatialement étendu (McKenney

et Pedlar, 2003). À l'opposé, les caractéristiques du sol varient beaucoup spatialement et sont difficiles à estimer avec exactitude (Beguin *et al.*, 2017; Lowry, 1975). Peu d'informations sont actuellement disponibles sur l'influence de ces conditions sur de jeunes peuplements puisque l'inventaire forestier s'est historiquement concentré sur les peuplements marchands (BFEC, 2015), mettant en doute la représentativité de l'effet de ces variables implémenté dans les modèles actuels de croissance en hauteur lorsque utilisés dans ces peuplements. Aujourd'hui encore, l'information sur les jeunes peuplements en régénération est difficile à obtenir. L'inventaire forestier classique est limité par les chemins d'accès qui deviennent généralement impraticables 10 à 15 ans après la coupe (MFFP, 2016b). De plus, la dimension spatiale associée aux caractéristiques du milieu rend l'acquisition d'information *in situ* complexe et coûteuse (McKenney et Pedlar, 2003). L'acquisition de différents attributs des peuplements forestiers par photointerprétation est difficile à réaliser dans des peuplements en régénération et montre une faible précision (Næsset et Bjerknes, 2001).

Le LiDAR aéroporté est une donnée de plus en plus intégrée dans l'étude de l'environnement et permet d'estimer un grand nombre de paramètres environnementaux, sur une vaste superficie et à moindre coût (Leboeuf et Pomerleau, 2015; Hodgson et al., 2005). Le coût associé à une acquisition LiDAR aéroporté, relativement à la surface couverte, est faible (Leboeuf et Pomerleau, 2015). L'acquisition d'un vaste territoire ne cible pas un écosystème en particulier et fait fi des conditions d'accès à d'éventuels peuplements isolés. Avec la capacité du signal laser à pénétrer sous la canopée, la création d'un modèle numérique de terrain (MNT) à très haute résolution, en deçà du mètre, est maintenant possible (Hodgson et al., 2005; Silván-Cárdenas et Wang, 2006) et sert à dériver des variables topographiques comme la pente (Hodgson et al., 2005; Vianello et al., 2009), l'exposition (Breidenbach et al., 2008) et d'autres indices sur la caractérisation du site comme le drainage (Ågren et al., 2014; Mohamedou et al., 2017). De plus, l'estimation de ces paramètres n'est pas soumise à l'interprétation d'un opérateur, ce qui fait de la donnée LiDAR une donnée de choix pour réaliser des études sur de vaste superficie tout en restant constant dans l'estimation des variables d'intérêt (Hodgson et al., 2005, White et al., 2017). En parallèle de la caractérisation de l'environnement, l'utilisation du LiDAR dans l'étude des écosystèmes forestiers à très vite montré un grand potentiel (White et al. 2017) et a mené à l'intégration des données LiDAR aéroporté dans les inventaires forestiers (Leboeuf et Pomerleau, 2015; ©Batistin Bour - 2020

Treitz et al., 2012; Woods et al., 2011). L'analyse du nuage de points LiDAR procure plusieurs métriques renseignant la structure des peuplements forestiers, parmi lesquelles il est possible d'obtenir la hauteur. Plusieurs méthodes existent pour identifier la hauteur des peuplements à partir de données LiDAR. La soustraction du MNT de la surface de canopée transformée en modèle numérique de surface (MNS) permet d'obtenir un modèle de hauteur de canopée (MHC) qui représente la hauteur des peuplements forestiers (Næsset et Gobakken, 2005; Popescu et al., 2002; St-Onge et al., 2008). Cette méthode est sensible à la présence de points issus d'erreurs de mesures ayant une hauteur aberrante puisque généralement la valeur de hauteur est attribuée à chaque pixel en fonction du point le plus haut qu'il contient (USDA Forest Service, 2014; White, 2014). Pour minimiser cette sensibilité, l'utilisation de la hauteur correspondant au percentile 95 (P95) de la distribution verticale des points LiDAR est une pratique courante pour obtenir la hauteur de peuplements forestiers (Watt et al., 2013; White et Wulder, 2017). Le P95 représente la hauteur en dessous de laquelle sont situés 95 % des points contenus dans une surface donnée (USDA Forest Service, 2014). En plus du P95, un nuage de points permet d'obtenir un grand nombre de métriques renseignant le peuplement. Les métriques LiDAR décrivent plusieurs statistiques de la structure du nuage de points, particulièrement la répartition des points dans l'ensemble du nuage (percentiles, skewness, kurtosis par exemple) (USDA Forest Service, 2014; White et al., 2017). Le découpage du nuage de point en plusieurs couches, ou strates, permet d'analyser individuellement plusieurs étages de la canopée. Enfin, lors de l'acquisition LiDAR, une impulsion laser occasionne généralement plus d'un retour au capteur, il est donc possible de formuler des relations avec l'ordre d'arrivée des retours, permettant d'estimer la pénétration de l'impulsion laser dans la canopée. À partir des métriques LiDAR, plusieurs attributs des forêts peuvent donc être estimés tel que la fermeture de canopée, la densité ou la complexité structurelle de la canopée (USDA Forest Service, 2014). L'étude de Bouvier et al. (2015) propose 4 grandes familles de métriques LiDAR visant l'amélioration des estimés de biomasse : (1) Les métriques permettant la mesure de la hauteur moyenne de la canopée comme les percentiles; (2) les métriques permettant de caractériser l'hétérogénéité des arbres comme la variance de la hauteur de la canopée; (3) les métriques permettant de caractériser la distribution horizontale des arbres d'un peuplement comme l'ouverture de canopée, estimée par le ratio entre les premiers

retours en dessous de 2 m et l'ensemble des retours additionné aux premiers retours; (4) les métriques permettant de caractériser la sous-canopée comme la densité de surface de feuilles (Leaf Area Density – LAD en anglais), qui utilise la capacité de pénétration de l'impulsion laser dans la canopée pour caractériser le sous-bois. L'étude de Blanchette et al. (2015), qui s'est intéressé à l'estimation de la qualité du bois avec des données LiDAR terrestre, propose aussi un ensemble de métriques capables d'apporter de l'information sur (1) la structure de la canopée, comme le CHM Rumble Index proposé par Kane et al. (2010); (2) l'organisation spatiale des arbres, comme le ratio du plus près voisin faisant la relation entre la distance moyenne observée entre les arbres et la distance attendue selon les paramètres de surface de la placette étudiée; (3) le volume de végétation à l'intérieur de la canopée, comme la densité moyenne de matière au-dessus du sol; (4) la microtopographie, comme le DEM Rumble Index lui aussi basé sur les travaux de Kane et al. (2010). Les données LiDAR se montrent très versatiles pour apporter de l'information sur large gamme de sujets d'étude. L'utilisation du LiDAR dans l'estimation des attributs des peuplements forestiers est très pertinente puisque ces mesures peuvent être complexes à estimer *in situ* et sujettes à l'interprétation de l'observateur.

Bien que les données LiDAR soient reconnues pour la précision des mesures effectuées, un biais existe sur les estimés de la hauteur des arbres ou des peuplements par les données LiDAR où ces dernières sous-estiment la hauteur réelle (Gaveau et Hill, 2003; Leboeuf et Pomerleau, 2015). Cette sous-estimation est documentée par la littérature tel que l'étude de Ma et al. (2018), s'intéressant aux forêts tempérées de conifères de la chaîne de montagne Sierra Nevada (Californie, États-Unis), où la comparaison entre les hauteurs LiDAR sousestiment les hauteurs mesurées sur le terrain entre -0.63 et -0.11 m. L'étude de Sibona et al. (2017), s'intéressant aux forêts de conifères d'altitude de la vallée Upper Susa (Piedmont, Italie) montre une sous-estimation similaire à l'étude de Ma et al. (2018) avec une erreur de l'estimation des hauteurs située entre -0.74 et -0.17 m. Il en est de même pour l'estimation de l'erreur des hauteurs réalisée par Fradette et al. (2019) où le biais observé est de -0.70 m (rmse = 1.46) dans des forêts boréales de conifères (Québec, Canada). L'erreur estimée par Yu et Maltamo (2004) montre en forêt boréale (Kalkkinen, Finlande) des meilleures performances avec l'épinette noire (biais = $-0.19 \text{ m} \pm 0.85$), mais met en lumière les différences d'erreurs selon l'espèce (pin : biais = $-0.27 \text{ m} \pm 0.83$; bouleau : biais = $-0.08 \text{ m} \pm$ ©Batistin Bour - 2020

0.94). Plusieurs facteurs peuvent être responsables de cette sous-estimation, autant du point de vue technique de l'acquisition LiDAR que des caractéristiques des peuplements échantillonnés (Roussel *et al.*, 2017). Yu et Maltamo (2004) montrent que chaque paramètre d'acquisition LiDAR a une influence sur l'erreur, comme par exemple l'altitude de vol (400 m : biais = $-0.08 \text{ m} \pm 0.76$; 800 m : biais = $-0.16 \text{ m} \pm 0.89$; 1500 m : biais = $-0.49 \text{ m} \pm 1.16$). L'ajustement des hauteurs LiDAR reste en phase expérimentale, comme la méthode développée par Fradette *et al.* (2019) pour corriger les hauteurs de MNT, et n'est à ce jour pas implémentée dans les logiciels de traitement de nuages de points. La capacité du LiDAR à fournir des informations sur des peuplements forestiers et leur environnement à moindre coût, considérant la superficie couverte, a conduit à la généralisation de son utilisation dans l'études des écosystèmes forestiers et en fait donc un outil de choix pour évaluer la croissance en hauteur des peuplements forestiers.

L'intégration de données LiDAR dans l'étude des forêts permet d'augmenter la représentativité des informations disponibles sur les peuplements forestiers (Zhou et al., 2005; White et Wulder, 2017). L'étude de l'évolution de la hauteur des peuplements forestiers nécessite un échantillonnage étendu permettant d'avoir une vision des tendances de croissance à l'échelle du paysage. Une campagne d'échantillonnage in situ pourrait être très étendue dans le temps, nécessitant d'inclure les fluctuations de croissance induite par des conditions de site changeantes. Le court intervalle de temps nécessaire à couvrir une superficie lors d'une acquisition LiDAR rend d'autant plus pertinente l'utilisation de ces données dans l'évaluation de la croissance en hauteur. Quelques études ont identifié l'évolution de la hauteur des peuplements forestiers à l'aide du LiDAR (Falkowski et al., 2010; Tompalski et al., 2016). L'usage de métriques LiDAR s'avère efficace dans des modèles prédictifs pour améliorer les inventaires forestiers actuels (Härkönen et al., 2013; Woods et al., 2011). Plus spécifiquement, une approche zonale (Area Based Approach -ABA en anglais) est une méthode de modélisation couramment utilisée, reposant sur des relations statistiques entre des métriques LiDAR et des mesures terrain prises dans des placettes, permettant des prédictions d'attributs forestiers sur une vaste superficie (Bouvier et al., 2015; Means et al., 2000; White et al., 2017; Woods et al., 2011). L'ABA dans le cadre d'un inventaire forestier continu, nécessite des nuages de points LiDAR acquis à différentes années pour évaluer l'évolution des peuplements (White et Wulder, 2017), rendant nécessaire ©Batistin Bour - 2020

la réalisation de plusieurs couvertures LiDAR pour évaluer l'évolution des peuplements. L'utilisation de plusieurs couvertures LiDAR acquises à différentes années pour évaluer la croissance en hauteur est une approche utilisée dans plusieurs études (Bollandsås et al., 2019; Ma et al., 2018) et sont capable de percevoir la différence de croissance ayant eu lieu entre les deux acquisitions (Ma et al., 2018). Les études ayant mené des travaux utilisant une seule couverture LiDAR tiraient profit de relations avec des mesures terrain et se sont intéressées à des peuplements matures (Furze et al., 2017; Tompalski et al., 2016). Le développement d'une méthode de prédiction des hauteurs des peuplements en régénération tirant profit de la capacité du LiDAR à échantillonner des peuplements forestiers difficiles d'accès reste à faire. Le peu d'informations disponibles sur les peuplements en régénération de moins de 7 m n'en font pas de bons candidats pour l'application de méthodes liant données LiDAR et données terrain, et la réalisation de plusieurs acquisitions LiDAR reste coûteuse en ressources humaines et financières. Cependant les données LiDAR semblent aptes à documenter les conditions environnementales tout comme la hauteur des peuplements. Les superficies couvertes par des données LiDAR sont de plus en plus étendues, permettant l'étude de tendances de croissances en hauteur à l'échelle du paysage. Avec une couverture étendue des peuplements en régénération, il est pertinent d'investiguer le potentiel de ces données LiDAR, non seulement pour établir la hauteur des peuplements (variable prédictive), mais aussi dans l'acquisition de variables environnementales explicatives de la croissance en hauteur des peuplements. L'identification ainsi que l'extrapolation de l'effet de variables environnementales sur la hauteur des peuplements pourrait mener à l'amélioration des relations prédictives, autant de la précision des prédictions formulées que de leur précision spatiale.

2. Objectifs et hypothèses

L'objectif général de notre étude est de tirer profit de la donnée LiDAR pour établir et spatialiser des relations prédictives représentatives de la hauteur des peuplements d'épinette noire en régénération issus de coupes forestières au Québec. Pour rejoindre l'objectif général, trois objectifs spécifiques ont été formulés :

- (1) Identifier des variables expliquant la hauteur des peuplements en régénération à partir des données spatiales disponibles.
- (2) Mettre en place une relation prédictive de la hauteur des peuplements pour un vaste territoire de plus de 1000 km² (IQS_{LiDAR}).
- (3) Évaluer les prédictions de hauteur utilisées par le Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs (MFFP), issues de l'IQS_{MFFP} (Müssenberger *et al.*, 2010) et les comparer à l'IQS_{LiDAR} issue des relations prédictives formulées.

L'utilisation de données LiDAR pour caractériser l'environnement des peuplements forestiers et identifier leur effet sur la hauteur permettra d'améliorer les relations prédictives de la hauteur. En tirant profit au maximum de la donnée LiDAR, non soumise à l'interprétation d'un observateur (contrairement, par exemple, à la photo-interprétation de la classe de hauteur des peuplements), l'effet des variables environnementales sur la hauteur des peuplements devrait être perçu avec une plus grande sensibilité. Considérant les multiples avantages des données LiDAR, le gouvernement du Québec a entrepris l'acquisition d'une couverture de tout le Québec méridional devant être complétée d'ici 2022. Les données déjà disponibles peuvent être utilisées pour identifier le potentiel d'une méthode intégrative des données LiDAR dans l'évaluation de la croissance en hauteur pouvant par la suite être appliquée l'ensemble du territoire. Relativement aux objectifs spécifiques, des hypothèses ont été formulées :

- (1) Une acquisition LiDAR nous permettant d'obtenir le portrait structurel d'un paysage, la mise en relation avec l'historique des perturbations majeures devrait permettre la mise en lumière d'une relation âge-hauteur pouvant être étudiée. La possibilité d'échantillonner de façon systématique les peuplements en régénération avec une donnée non biaisée devrait permettre de détecter précisément et finement les effets des variables environnementales. L'association de l'historique de perturbation des peuplements forestiers à la croissance en hauteur observée devrait permettre d'identifier différentes tendances de croissance dépendantes du type de perturbation.
- (2) La disponibilité de données à fine échelle sur un vaste territoire permet une prise en compte de la variabilité spatiale de plusieurs variables environnementales (Beguin *et* ©Batistin Bour - 2020

al., 2017). L'utilisation de mesures dans chaque zone d'intérêt (peuplement, pixel) devrait permettre une spatialisation fine des prédictions de croissance en hauteur et permettre de s'affranchir de l'utilisation systématique des données terrain dans la spatialisation.

(3) Les peuplements ayant subis une perturbation 50 ans avant une acquisition LIDAR, dont la hauteur a été mesurée lors de celle-ci, permettent à la fois l'évaluation des outils prédictifs actuellement utilisés et des relations prédictives développées dans ce projet. Il est attendu que la prise en compte d'un nombre important de mesures dans le développement des relations prédictives mène à l'obtention de prédictions de hauteurs plus performantes que ce que les modèles actuels sont capables de formuler.

3. Matériels

3.1. Site d'étude

Le site d'étude est situé dans la partie boréale est du Canada, dans la région de la Côte-Nord au Québec et couvre une superficie de 1 700 km² (Figure 1a). Le site d'étude est représentatif du domaine bioclimatique de la pessière à mousses de l'est (Robitaille et Saucier, 1998), situé en quasi-totalité dans la forêt fermée continue d'épinette noire présente dans l'est du Canada (Figure 1a). Le site d'étude est situé dans une zone disposant de données LiDAR aéroporté (Figure 1b). La végétation est dominée par des peuplements d'épinette noire, couvrant la majorité des surfaces forestières (85 %), le reste étant partagé entre le bouleau à papier (Betula papyrifera), le peuplier faux-tremble (Populus tremuloides) et le sapin baumier (Abies subser. balsamea), mais ce dernier est présent surtout dans le sud du site d'étude. L'amplitude altitudinale est élevée (125 à 700 m), des plateaux altitudinaux sont présents, la majorité des pentes sont inclinées entre 5 et 17 degrés. Le climat y est typique de la forêt boréale de l'est : les précipitations annuelles moyennes s'élèvent à 1300 mm avec un couvert de neige entre 3.5 et 4.0 m l'hiver (Robitaille et Saucier, 1998), une température annuelle moyenne qui fluctue peu, entre -2.5 et 0.0 °C (Robitaille et Saucier, 1998) et des degrés-jours allant de 1 600 à 1 800 °C avec une saison de croissance de 140 jours (Robitaille et Saucier, 1998). Le site d'étude est composé à 83 % de surfaces forestières, dont

près de la moitié (45 %) sont issus de coupes totales ou de coupe avec protection de la régénération et des sols (CPRS) effectuées entre 1955 et 2015 avec le déplacement du front de coupe du sud vers le nord (Figure 1c). Ces opérations sylvicoles visent à prélever entre 90 et 99 % des tiges ayant un diamètre à hauteur de poitrine (DHP) supérieur à 9 cm d'un peuplement forestier, et peuvent laisser des arbres ou îlots forestiers résiduels à l'intérieur des parterres de coupe (Larouche *et al.*, 2013). Durant cette période, 24 % de ces peuplements en régénération ont subi une EPC.



Figure 1. (a) Localisation du site d'étude au sein de la forêt continue d'épinette noire de l'est du Canada, avec l'emplacement des coupes forestières effectuées entre 1984 et 2015 (d'après le produit CanLaD produit par Guindon et al., 2018). (b) Site d'étude et disponibilité LiDAR. (c) Surfaces coupées entre 1955 et 2015 disponibles dans la carte écoforestière.

3.2. Données géospatiales

L'inventaire écoforestier du gouvernement du Québec est composé principalement de deux ensembles de données importantes pour caractériser les forêts : les placettes terrestres et les cartes forestières. Pour suivre l'évolution de la composition et de l'état des forêts du Québec, l'inventaire terrestre est réalisé à l'aide de placettes échantillon permanentes (PEP) représentatives de la forêt mature (MFFP, 2016d). L'échantillonnage des PEP est en vigueur depuis les années 1960 (MFFP, 2016d). D'une superficie de 400 m² (cercle de 11.28 m de rayon), les PEP sont revisitées lors de chaque inventaire décennal du Gouvernement du Québec. Dans chaque placette, 9 arbres études, arbres ayant un diamètre à hauteur de poitrine (DHP à 1.30 m) supérieur à 90 mm, sont sélectionnés aléatoirement pour effectuer des mesures de hauteur. La hauteur mesurée est définie comme la distance verticale entre le niveau du sol et de la tige au point le plus haut de la cime, en incluant la pousse terminale annuelle. L'âge des arbres études est obtenu par dénombrement des cernes d'une carotte extraite a 1 m de hauteur.

La carte écoforestière est issue principalement de l'interprétation de photos aériennes et de mesures des placettes terrain (Avery et Burkhart, 2015; MFFP, 2016c). Plusieurs attributs des peuplements forestiers y sont décrits dont l'historique de perturbation (perturbations naturelles et traitement sylvicole), le dépôt de surface, la composition des peuplements et le type écologique (MFFP, 2007). La composition des peuplements décrit les essences dominantes et codominantes d'un peuplement. Le type écologique est utilisé par les exploitants et gestionnaires des forêts du Québec pour catégoriser les peuplements en différentes entités écologiques, identifiables in situ ou par photo-interprétation, ce qui permet leur spatialisation. Par exemple, les types écologiques procurent via un code de lettre et de chiffres, de l'information sur le milieu physique, le couvert arborescent et permet d'identifier la végétation potentielle d'un peuplement. Le type écologique le plus fréquent dans le site d'étude est le numéro RS22 (tableau 1), correspondant aux sapinières à épinette noire présentant un dépôt minéral allant de mince à épais et une texture moyenne ainsi qu'un drainage mésique (MFFP, 2007). Le site d'étude contient 27 types écologiques différents, cependant 16 d'entre eux sont faiblement représentés (<1 %; tableau 1). La végétation potentielle regroupe les combinaisons floristiques pouvant être retrouvées tout au long du

développement d'un peuplement en fonction des types de couverts de fin de succession (MFFP, 2007). La végétation potentielle la plus commune dans le site d'étude est la sapinière à épinettes noires (RS2; tableau 2). Les cartes écoforestières sont mises à jour par cycle de 10 ans (MFFP, 2016c). Quatre cycles d'inventaire ont été complétés à ce jour (1970, 1981, 1991, 2003) et un cinquième a débuté en 2015 (MFFP, 2018a).

Code du type Pourcentage du **Description du type écologique** écologique site d'étude (%) Sapinière à épinette noire sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RS22** 47.48 moyenne, de drainage mésique Sapinière à épinette noire sur dépôt très mince, de texture variée, de **RS20** 17.13 drainage de xérique à hydrique Sapinière à bouleau blanc sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **MS22** 5.96 moyenne, de drainage mésique Pessière noire à mousses ou à éricacées sur dépôt très mince, de texture **RE20** 5.26 variée, de drainage de xérique à hydrique Sapinière à épinette noire sur dépôt minéral de mince à épais, de texture RS22M 5.13 moyenne, de drainage mésique, en mi-pente Sapinière à épinette noire sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RS25** 4.91 moyenne, de drainage subhydrique Pessière noire à mousses ou à éricacées sur dépôt minéral de mince à **RE21** 3.18 épais, de texture grossière, de drainage xérique ou mésique Pessière noire à sphaignes sur dépôt organique de mince à épais, de **RE39** 2.35 drainage hydrique, ombrotrophe Pessière noire à mousses ou à éricacées sur dépôt minéral de mince à **RE22** 1.93 épais, de texture moyenne, de drainage mésique Sapinière à épinette noire sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RS21** 1.22 grossière, de drainage xérique ou mésique Sapinière à épinette noire sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RS25S** 1.11 moyenne, de drainage subhydrique, avec seepage1 Pessière noire à mousses ou à éricacées sur dépôt minéral de mince à **RE24** 0.93 épais, de texture grossière, de drainage subhydrique Pessière noire à mousses ou à éricacées sur dépôt minéral de mince à **RE25** 0.71 épais, de texture moyenne, de drainage subhydrique Pessière noire à lichens sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RE11** 0.65 grossière, de drainage xérique ou mésique Sapinière à bouleau blanc sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **MS25** 0.38 moyenne, de drainage subhydrique Sapinière à bouleau blanc sur dépôt très mince, de texture variée, de **MS20** 0.30 drainage de xérique à hydrique Pessière noire à lichens sur dépôt très mince, de texture variée, de **RE10** 0.29 drainage de xérique à hydrique Site hydrique minérotrophe TOF8U 0.21 Site hydrique ombrotrophe TOB9L 0.15 Pessière noire à lichens sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RE12** 0.15 moyenne, de drainage mésique Sapinière à épinette noire et sphaignes sur dépôt minéral ou organique de **RS38** 0.14 mince à épais, de drainage hydrique, minérotrophe Pessière noire à sphaignes sur dépôt minéral ou organique de mince à **RE38** 0.13 épais, de drainage hydrique, minérotrophe Sapinière à bouleau blanc sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **MS21** 0.10 grossière, de drainage xérique ou mésique Sapinière à épinette noire sur dépôt minéral de mince à épais, de texture **RS24** 0.09 grossière, de drainage subhydrique Sapinière à épinette noire et sphaignes sur dépôt organique de mince à **RS39** 0.08 épais, de drainage hydrique, ombrotrophe 2 Sapinière à épinette noire et sphaignes sur dépôt minéral de mince à **RS37** 0.02 épais, de drainage hydrique, ombrotrophe Pessière noire à sphaignes sur dépôt minéral de mince à épais, de **RE37** 0.02 drainage hydrique, ombrotrophe

Tableau 1. Description des types écologiques présents dans le site d'étude ainsi que leur importance relative (Description selon MFFP, 2007).

Code de végétation potentielle	Pourcentage du site d'étude	Description de la végétation potentielle
RS2	77.1	Sapinière à épinette noire
RE2	12.0	Pessière noire à mousses ou à éricacées
MS2	6.7	Sapinière à bouleau blanc
RE3	2.5	Pessière noire à sphaignes
RE1	1.1	Pessière noire à lichens
TOB/F	0.4	Tourbière ombrotrophe ou minérotrophe
RS3	0.2	Sapinière à épinette noire et sphaignes

Tableau 2. Description des types de végétation potentielle présents dans le site d'étude ainsi que leur importance relative (Description selon MFFP, 2007).

L'emplacement des unités de paysage linéaires pouvant interagir avec l'emplacement des coupes forestières a été identifié. Le tracé des chemins forestiers a été obtenu via la base de données AQréseau+ (MERN, 2019) tandis que le tracé des cours d'eau a été obtenu via la géobase du réseau hydrographique du Québec (MERN, 2016). Des données météorologiques ont été obtenues par les bases de données du réseau Québécois de stations météorologiques (Lepage et Bourgeois, 2011).

Trois campagnes d'acquisition LiDAR aéroporté réalisées entre 2012 et 2016 pendant ou juste après la saison de croissance ont permis de couvrir l'ensemble du site d'étude (tableau 3). Le nuage de point, classifié par le fournisseur, discrimine les points sols des points végétation. L'acquisition effectuée en 2016 comporte la plus haute densité de points et couvre la vaste majorité (77 %) du site d'étude.

Année	2012	2014	2016
Période	Juillet à Août	Juin à Juillet	Juillet à Novembre
LiDAR	Riegl LMS-Q680i	Riegl LMS-Q680i	Optech ALTM Galaxy
Fréquence d'impulsion	160 Hz	87 Hz	350 Hz
Fréquence de balayage	108 Hz	69 Hz	52 Hz
Altitude de vol	600 m	800 m	1 200 m
Vitesse de vol	51 m/s	51 m/s	72 m/s
Angle de balayage	60 degrés	60 degrés	24 degrés
Densité de point moyenne	6.6 pts/m^2	3.2 pts/m^2	8.5 pts/m^2
% du site d'étude	18 %	5 %	77 %

Tableau 3. Caractéristiques techniques des trois acquisitions LiDAR aéroporté réalisées pour couvrir le site d'étude.

4. Méthodes

L'objectif principal de cette étude sera répondu avec le développement d'une relation prédictive de la hauteur des peuplements d'épinette en régénération. Le développement du modèle prédictif passera par trois grandes étapes tel qu'illustré par le schéma méthodologique (Figure 2). La première étape impliquera le calcul des variables, sélectionnées d'après la littérature et la disponibilité des données, sur l'ensemble du site d'étude qui sera divisé en pixels de 400 m² (20 m \times 20 m). Cette résolution a été choisie, car elle utilisée depuis plusieurs décennies dans l'inventaire des forêts et a montré, suite à plusieurs tests, qu'elle est la plus apte à fournir des statistiques robustes. Cette résolution correspond entre autres à la superficie des PEP, permettant par la suite une application à grande échelle de la méthode développée. De plus, le MFFP a maintenant adopté un format matriciel pour décrire les peuplements forestiers (produits par forel) correspondant à des pixels de cette même dimension (MFFP, 2018b, 2018c). La même norme a donc été adoptée dans cette étude. Les variables ont été calculées pour chaque pixel composant le site d'étude, incluant la hauteur du peuplement, qui constitue la variable réponse du modèle. Estimée pour chaque pixel, elle a été obtenue à l'aide des données LiDAR aéroporté couvrant le site d'étude. Les variables explicatives seront aussi issues de métriques LiDAR caractérisant l'environnement des peuplements forestiers. Des variables issues de la carte écoforestière viennent complémenter les variables issues de métriques LiDAR. La deuxième étape du

développement du modèle visait à sélectionner les pixels dans le site d'étude pouvant être utilisés comme données d'entraînement et d'évaluation. La sélection des pixels devait remplir un certain nombre de conditions. Enfin, la dernière étape de développement du modèle a impliqué l'usage d'outils statistiques pour développer le modèle final. Avant la formulation de relations prédictives, une analyse de la structure et des relations entre les variables a été réalisée. Une analyse de corrélation a été appliquée à toutes les variables explicatives potentielles pour ne retenir que celles qui ne sont pas corrélées. Pour établir des relations prédictives, deux approches statistiques différentes ont été sélectionnées, une paramétrique par la régression multiple (RM) (Kleinbaum et al., 1988) et une approche non paramétrique par randomForest (RF) (Breiman, 2001). Le modèle le plus parcimonieux a été sélectionné par une analyse du critère d'information d'Akaike corrigé (en anglais Akaike Information Criterion Corrected : AICc). L'évaluation de l'erreur du modèle a été estimée à l'aide de l'ensemble de données de validation. Cette méthodologie a mené à l'obtention d'un modèle final, utilisable pour tout le site d'étude. Une fois en place, le modèle a donc été appliqué sur tous les pixels identifiés par la carte écoforestière comme peuplement forestier productif, pour produire une carte de tout le site d'étude. L'application de l'IQS_{LiDAR} à l'ensemble du site d'étude visait à valider l'applicabilité de la méthode a un vaste territoire et à évaluer la présence de patrons régionaux de hauteur de peuplement. La représentativité des hauteurs du P95 LIDAR, de l'IQS_{MFFP} (Müssenberger et al., 2010) et de l'IQS_{LiDAR} a été évaluée. Il s'agissait de comparer les hauteurs LiDAR et les données des arbres études présents dans les PEP du site d'étude. Ensuite, la hauteur des peuplements d'épinette noire ayant subi une coupe forestière 50 ans avant l'acquisition LiDAR a été extraite pour être comparée à l'IQS_{MFFP} et à l'IQS_{LIDAR}.



Figure 2. Schéma méthodologique des principales étapes réalisées dans ce projet pour le calcul des variables, la mise en place de modèles et l'évaluation de leur performances (Code de couleur : NOIR = Données issues du LiDAR, GRIS = Données issues de la carte écoforestière).

4.1. Calcul des variables sur l'ensemble du site d'étude

Les variables requises pour la création du modèle prédictif de la hauteur ont été regroupées dans trois catégories soit : (1) variable réponse du modèle (Figure 3), c'est-à-dire la hauteur des peuplements, (2) toutes les variables environnementales dérivées du LiDAR (Figure 3), soit la pente, l'exposition de la pente, l'altitude, le topographic wetness index (TWI) (Beven et Kirkby, 1979; Raduła *et al.*, 2018) et les variables dérivées comme les degrés-jour (Allen, 1976; Régnière et Saint-Amant, 2008), et (3) les variables environnementales issues de la carte écoforestière (Figure 3) : type de traitement sylvicole, année du traitement, dépôt de surface et végétation potentielle.



Figure 3. Organigramme illustrant la provenance des variables potentielles et de la variable réponse. Les logiciels utilisés pour calculer les variables à partir du nuage de points LiDAR sont indiqués.

La hauteur de chaque pixel forestier a été obtenue via le P95 de la distribution verticale des premiers retours LiDAR classifiés végétation au sein de chaque pixels (USDA Forest Service, 2014; Watt *et al.*, 2013; White *et al.*, 2017). L'omission des points situés à moins de 2 m au-dessus du sol est couramment utilisée dans les peuplements matures pour s'assurer de ne pas inclure des retours n'appartenant pas à la canopée dans le calcul de la hauteur (Nyström *et al.*, 2012). Toutefois, la suppression des points en dessous de 2 m dans les peuplements en régénération a engendré dans cette étude une importante surestimation dans

les peuplements les plus jeunes. L'inclusion de la totalité des points n'a pas été possible puisqu'il est nécessaire d'ignorer la végétation arbustive basse (White *et al.*, 2017), habituellement constitué d'éricacées < 1 m dans cet écosystème (van Lier *et al.* 2009; Levis *et al.*, 2017). Conséquemment, pour limiter un biais amené par la suppression des points en dessous de 2 m biais et ignorer la végétation, un seuil de 1 m a été utilisé.

Un total de neuf variables environnementales, sélectionnées d'après la littérature, sont disponibles comme variables explicatives pour modéliser la hauteur des peuplements issus de coupes forestières (tableau 4). Les variables LiDAR ont été calculées à partir du nuage de points brut avec le logiciel FUSION (v. 3.70; McGaughey, 2018). Pour sa part, le TWI a été calculé avec le logiciel SAGA (v. 6.4.0; Conrad et al., 2015) à partir de l'exposition de la pente et de l'altitude. Toutes les variables ont été calculées sous format matriciel avec une grille commune de 20 × 20 m. Les données météo ont été utilisées avec l'altitude et l'exposition de la pente pour calculer par pixel le nombre de degrés-jours moyens entre 1981 et 2010, avec le logiciel BioSIM (v. 11.3.8.43; Régnière and Saint-Amant, 2008). L'âge des peuplements, définit comme le temps écoulé depuis la dernière perturbation (traitement sylvicole), est une variable obtenue par la différence entre l'année l'acquisition LiDAR et l'année de la perturbation, contenue dans la carte écoforestière. La carte écoforestière fournit également le dépôt de surface et la végétation potentielle qui ont été regroupés par types de végétation potentielle (RS, MS et RE) afin d'éviter une occurrence trop faible d'un type de végétation potentielle dans les données disponibles. Le type de traitement sylvicole provient lui aussi de la carte écoforestière qui a été regroupé en 2 catégories pour les analyses soit (1) les peuplements ayant subi une coupe forestière seulement et (2) les peuplements ayant subi une coupe forestière suivie d'une EPC. Les autres traitements sylvicoles moins fréquents n'ont pas été retenus. Dans l'inventaire actuel, la valeur d'IQS_{MFFP} est calculée pour chacun des peuplements de la carte écoforestière à partir du modèle procuré par Müssenberger et al. (2010). Cette valeur a été extraite pour chaque pixel à des fins de comparaison avec des peuplements ayant subi une coupe forestière 50 ans avant l'acquisition LiDAR et avec la valeur d'IQS_{LiDAR}.

Variable	Source	Туре	Moyenne [étendue] (unité)
Hauteur	LiDAR	Continue	6.04 [1.79 – 16.19] (m)
Âge (temps depuis perturbation)	Carte écoforestière	Continue	29.15 [3 – 53] (années)
Pente	LiDAR	Continue	7.82 [0.01 – 28.49] (degrés)
TWI	LiDAR	Continue	6.26 [3.31 – 14.79] (pas d'unité)
Altitude	LiDAR	Continue	460 [130 – 700] (m a.d.m.)
Degrés-jours	LiDAR & Données météo	Continue	1123 [990 – 1289] (°C)
Exposition	LiDAR	Catégorique	N, NE, E, SE, S, SO, O, NO
Traitement sylvicole	Carte écoforestière	Catégorique	Coupe totale, Coupe totale suivie d'une éclaircie pré-commerciale
Végétation potentielle	Carte écoforestière	Catégorique	RE, RS, MS*
Dépôt de surface	Carte écoforestière	Catégorique	Glaciaire, Fluvio-Glaciaire, Roc

Tableau 4. Variable réponse (en gras) et variables environnementales considérées pour le développement d'un modèle de croissance de la hauteur des peuplements d'épinette noire. *La description des types de végétation potentielle est disponible dans le tableau 2 de ce document.

4.2. Échantillonnage dans les zones affectées par des coupes forestières.

Les secteurs d'intérêt visés par cette étude sont les zones composées d'épinettes noires issues de coupes totales ou de CPRS, avec la prise en compte de l'application d'EPC. Les secteurs issus d'autres perturbations ou ayant subi d'autres interventions sylvicoles durant la vie du peuplement ont été écartés. Les secteurs identifiés par la carte écoforestière comme étant issus d'une coupe forestière impliquent dans le site d'étude 1 330 494 pixels de 400 m². Plusieurs étapes de filtration ont été appliquées pour la sélection des pixels afin d'assurer la pertinence des données utilisées et d'éviter l'autocorrélation spatiale, tel que présenté dans la Figure 4. Les analyses statistiques ont été effectuées avec le logiciel R (v. 3.6.1.; R Development Core Team, 2013).



Figure 4. Schématisation des étapes de filtrations des pixels ayant mené à la création des jeux de données d'entrainement et de validation. La représentation des pixels n'est pas à l'échelle.

Cinq conditions devaient être remplies pour la sélection de pixels utilisés dans le développement de modèles prédictifs des hauteurs d'arbre des peuplements après coupe. Premièrement, seuls les pixels dominés par l'épinette noire (> 75 % de la surface terrière; MFFP, 2018a) avant la coupe ont été retenus. Pour ce faire, la version antérieure aux interventions de la carte écoforestière a été consultée pour s'assurer que les sites perturbés étaient dominés par l'épinette noire. Deuxièmement, les 50 premiers mètres composant le contour des coupes, des chemins et des cours d'eau n'ont pas été considérés comme zone pertinente afin de limiter l'effet de bordure. Troisièmement, l'application de l'indice de Moran (Moran, 1950) a montré que l'échantillonnage aléatoire réalisé dans les parterres de coupe devait maintenir une distance minimum de 250 m entre les observations pour éviter l'autocorrélation spatiale, ce qui concorde avec le paramètre utilisé dans l'étude de Matasci *et al.* (2018). Quatrièmement, seuls les peuplements dont le temps écoulé depuis la coupe

était égal ou supérieur à 10 ans ont été pris en compte, car les arbres âgés de moins de 10 ans peuvent être confondus avec les éricacées qui peuvent atteindre jusqu'à 1 m. Cette condition a aussi été adoptée dans l'étude de Matasci *et al.* (2018). Cinquièmement, puisque la taille minimale des polygones de la carte écoforestière est 2 ha, d'éventuels îlots de coupe résiduels (< 0.05 ha) de la coupe totale sont inclus dans les pixels des zones coupées, ce qui a le potentiel de donner des hauteurs aberrantes. Pour éliminer ces pixels problématiques, une hauteur maximale observée en fonction de l'âge a été développée à partir de 65 000 épinettes noires arbres études issues des PEP en utilisant le P95 des distributions de hauteur par classe d'âge. Le P95 des distributions de hauteur a été utilisé pour éviter d'associer des erreurs de mesures sur le terrain avec une hauteur maximale pour un âge donné.

L'application des cinq conditions a permis de sélectionner 3 420 pixels (0.26 % des pixels totaux) servant d'observations pour le développement du modèle. Ces observations ont été divisées aléatoirement en jeux d'entrainement (2 256 observations, 66 %) et de validation (1 164 observations, 34 %) où chaque observation contenait les variables du Tableau 4.

4.3. Création des modèles IQSLiDAR

4.3.1. Évaluation des données d'entrainement

À partir du jeu d'entrainement, une analyse de la structure des variables (distributions, interactions, corrélations) a été menée, telle que schématisé dans la Figure 5a. Une analyse de corrélation a été réalisée entre les variables environnementales continues (Tableau 4). Une analyse de corrélation de Pearson (Pearson, 1931) entre les variables environnementales continues, interprétée selon les règles suggérées par Cohen (1988), a permis d'isoler les paires de variables problématiques ayant une corrélation supérieure à 0.5 ou inférieure à -0.5. Ensuite, la distribution des observations de chaque variable catégorique en fonction de l'âge a été vérifiée pour s'assurer d'avoir une couverture de la gamme d'âge des peuplements. La répartition des observations entre les différentes catégories de chaque variable a permis d'identifier la catégorie présentant le plus d'observations, qui a été sélectionné comme référence pour le modèle RM. Pour une variable donnée, la catégorie de référence servira de base de comparaison pour les autres niveaux de la variable. La présence d'interactions entre

l'âge et les variables catégoriques ayant un effet sur la hauteur a été vérifiée à partir de relations âge-hauteur. Le long des relations âge-hauteur, l'écart entre les droites de régression associées à chaque niveau de variable catégorique a été étudié, grâce au coefficient de variation relatif à l'entendue des âges couverts par les droites, pour identifier la présence d'un changement d'écart. Un coefficient de variation supérieur à 0.4 m a été considéré comme indicateur d'interaction. À partir des variables explicatives sélectionnées et des interactions identifiées, toutes les combinaisons possibles de variables ont été formulées, soit 63 modèles RM candidats, et testées par le test AICc (Anderson et Burnham, 2004) pour identifier le ou les modèles RM les plus parcimonieux (Figure 5b). La combinaison de variables retenue a également été utilisée dans le modèle RF, sans inclure les interactions.



Figure 5. Méthodologie utilisée pour la création des IQS_{LiDAR} à partir du jeu de données d'entrainement, avec le détail des étapes effectuées dans l'analyse des données d'entrainement (a) ainsi que dans la formulation des modèles prédictifs (b) et dans l'évaluation de l'erreur des $IQS_{LiDAR}(c)$.

4.3.2. Formulation de modèles IQSLiDAR

La mise en place des modèles RM et RF a été réalisée tel que schématisé dans la Figure 5c, l'entrainement des modèles a été effectué avec les fonctions *lm* du logiciel R et *randomForest* du package randomForest (v. 4.6-14). Le développement en parallèle d'un modèle paramétrique et non-paramétrique a permis de comparer l'importance des variables environnementales issues des deux modèles et de s'assurer de la convergence des ©Batistin Bour - 2020 prédictions. Le jeu d'entrainement a été analysé pour définir les paramètres optimaux du modèle RF tel que suggéré par Breiman (2002) avec la fonction *tuneRF* du package randomForest. L'analyse des résidus a permis d'assumer le respect des conditions d'applications du modèle RM. Les relations formulées par RM et RF ont été utilisées pour prédire une hauteur avec le jeu de validation en intrant. La comparaison de la hauteur prédite avec la hauteur du P95 LiDAR a permis d'évaluer le R^2 , l'erreur moyenne et l'erreur quadratique moyenne associée aux modèles. Avec l'acceptation des performances des modèles RM et RF, les variables déterminantes explicatrices de la hauteur ont été extraites.

4.4. Spatialisation des IQS_{LiDAR} dans le site d'étude

Les modèles RM et RF résultants ont été appliqués à l'ensemble du site d'étude. Pour chaque pixel du site d'étude identifié comme peuplement forestier productif par la carte écoforestière, les valeurs IQS_{LiDAR}^{MR} et IQS_{LiDAR}^{RF} , correspondant tous deux à une hauteur a un âge de 50 ans, ont été prédites en utilisant les modèles sélectionnés. L'âge a été fixé à 50 ans, puis des prédictions de hauteur ont été réalisées en considérant une coupe seule comme origine des peuplements de tout le site d'étude. Une seconde prédiction a été réalisée en considérant une coupe suivie d'une EPC comme origine des peuplements de tout le site d'étude.

4.5. Évaluation de l'exactitude des mesures terrain, de l'IQSMFFP et des IQSLiDAR

L'évaluation de l'exactitude des mesures de terrain et des prédictions a été nécessaire pour s'assurer de la pertinence des hauteurs estimées par le P95 LiDAR et pour identifier les différences de performance entre les IQS_{MFFP} et les IQS_{LiDAR}.

La fiabilité des mesures de hauteur P95 issues du LiDAR a été comparée à des mesures terrain de hauteurs d'arbres, tant au niveau de la placette entière qu'au niveau individuel des arbres (Figure 6). Pour se faire, la moyenne de la hauteur des arbres études présents dans les PEP dans le site d'étude a servi de valeur de référence. La hauteur du P95 LiDAR associée au nuage de points de chaque PEP a été calculée selon la méthodologie utilisée pour constituer les jeux de donnée d'entrainement et de validation. Pour chaque PEP, la hauteur du P95 LiDAR a également été comparée à la hauteur individuelle des arbres études en identifiant leur statut social tel que mesuré par des opérateurs sur le terrain. Le but étant ©Batistin Bour - 2020 d'identifier quel type de statut social est le plus représenté dans la hauteur du P95 LiDAR. Les statuts sociaux retenus sont : les arbres dominants, dont la hauteur est nettement supérieure au couvert général du peuplement; les arbres co-dominants, dont la hauteur est similaire à la majorité des cimes du peuplement, et arbres intermédiaires et opprimés, regroupés dans une catégorie commune (autre), représentant les arbres occupant l'espace situé entre le sol et les 2/3 de la hauteur de la canopée.



Figure 6. Comparaison entre les données des PEP et les hauteurs estimées par le P95 LiDAR. La hauteur moyenne de tous les arbres études des PEP a été comparé au P95 LiDAR, ainsi qu'une comparaison de chaque arbre individuels, tenant compte de leur statut social.

Le processus d'estimation des performances des IQS a suivi une démarche tel que schématisé dans la Figure 7. La valeur d'IQS_{MFFP} de chaque pixel issu d'une coupe forestière 50 ans avant l'acquisition LiDAR et étant constitué d'épinette noire a été extraite (n = 14 915). La comparaison de la valeur d'IQS_{MFFP} avec la hauteur estimée par le P95 LiDAR a permis d'identifier l'erreur moyenne des prédictions. Une comparaison similaire a été réalisée avec les prédictions issues des modèles IQS^{MR}_{LiDAR} et IQS^{RF}_{LiDAR}. La différence entre les prédictions et
la hauteur estimée par le P95 LiDAR a permis d'identifier l'erreur moyenne de ces deux modèles.



Figure 7. Processus comparatif entre les hauteurs des peuplements forestiers, des valeurs d' IQS_{MFFP} et des valeurs d' IQS_{LiDAR} . La comparaison entre les hauteurs prédites par les IQS et le P95 LiDAR a permis de quantifier les relations et erreurs associées.

5. Résultats

5.1. Création des modèles IQSLiDAR

La mise en place de relations prédictive est passée dans un premier temps par l'analyse des données d'entrainement, permettant de s'assurer de ne pas avoir de relations conflictuelles entre les variables utilisées dans les modèles ainsi qu'une représentativité de chaque variable sur l'ensemble de l'étendue d'âge couverte. La compréhension de la structure des données d'entrainement a permis la formulation de plusieurs modèles, testés pour identifier le plus parcimonieux. Dans un second temps, l'exécution des modèles RM et RF constitue le développement des relations prédictives. Ces relations, utilisées sur le jeu de donnée de validation ont permis d'identifier l'erreur des prédictions. Enfin, l'influence des variables sur la hauteur observée a pu être analysée.

5.1.1. Structure des données d'entrainement

Plusieurs variables corrélées ont été identifiées avec l'analyse de corrélation entre les variables continues (Figure 8). L'altitude montre une corrélation problématique avec les degrés-jours ($R^2 = -0.95$, p < 0.05) et avec l'âge ($R^2 = -0.61$, p < 0.05). Les degrés-jours présentent également une corrélation problématique avec l'âge ($R^2 = 0.68$, p < 0.05). Parmi ces trois variables, l'âge a été conservé pour la formulation de modèles puisque c'est une variable nécessaire à la création de relations âge-hauteur. Historiquement les coupes forestières ont suivi une progression du sud vers le nord, la relation entre l'âge des peuplements et leur latitude ($R^2 = -0.68$, p < 0.05) confirme la présence d'une telle progression dans le site d'étude.



Figure 8. Matrice de corrélation entre les variables catégoriques continues, la valeur du r de Pearson est spécifié pour chaque paire de variable. La latitude a été ajoutée à la liste des variables pour obtenir de l'information sur l'effet du gradient sud-nord du site d'étude. La couleur de la cellule est fonction de la corrélation, avec le rouge vif pour des corrélations dépassant les seuils fixés par les balises de Cohen (1988). ^(*)Relations où p<0.05.

La distribution des observations de chaque variable environnementale sur l'étendue des âges couverts montre une homogénéité de leur répartition. La répartition des observations entre les différentes catégories d'une variable permet l'identification la catégorie à utiliser comme référence dans le modèle RM, qui servira de valeur de comparaison pour les autres catégories de la variable. Ces paramètres sont évalués pour chaque variable catégorique :

Le traitement sylvicole à l'origine des peuplements (Figure 9a) présente des observations couvrant toute l'étendue des âges pour le type *Coupe totale* (moyenne = 28.5 ± 10.9, médiane = 27) mise à part entre 37 et 41 ans où aucune coupe forestière n'a été réalisée dans le site d'étude. Dans la distribution du type *Coupe totale suivie d'une EPC* (moyenne = 29.7 ± 4.1, médiane = 30) aucun peuplement de moins de 15 ans ou de plus de 37 ans n'a subi une EPC, ce qui concorde avec les pratiques de ce traitement sylvicole. Il est en effet normal de ne pas observer la réalisation d'EPC (©Batistin Bour - 2020)

dans des peuplements de plus de 37 ans dans le site d'étude, le temps après perturbation le plus long dans le site d'étude étant 53 ans, il a fallu attendre la régénération de ces peuplements pour y appliquer une EPC (entre 10 et 25 ans). Puisque le traitement sylvicole *Coupe totale* présente un plus grand nombre d'observations (n *Coupe totale* = 1354; n *Coupe totale suivie d'une EPC* = 903), il sera utilisé comme référence dans le modèle RM.

- Les dépôts de surface présentent des observations réparties tout au long de l'étendue des âges pour chaque type de dépôt de surface (Figure 9b). Les observations du type *Glaciaire* présentent une moyenne de 28.8 ± 8.7 ans (médiane = 29), celles du type *Fluvio-glaciaire* présentent une moyenne de 33.1 ± 12.7 ans (médiane = 30) et celles du type *Roc* présentent une moyenne de 28.9 ± 8.2 (médiane = 30). La répartition des observations entre les niveaux n'est cependant pas la même, où le type *Glaciaire* présente 143 observations. C'est donc le type de dépôt de surface *Glaciaire* qui sera utilisé comme de référence dans le modèle RM.
- Les végétations potentielles présentent des observations réparties tout au long de l'étendue des âges pour chaque type de végétation potentielle (Figure 9c). Les observations du type *RS* présentent une moyenne de 28.8 ± 8.8 ans (médiane = 29), celles du type *MS* présentent une moyenne de 31.1 ± 7.3 (médiane = 32) ans et celles du type *RE* présentent une moyenne de 30.4 ± 11.2 ans (médiane = 31). La répartition des observations n'est pas la même entre les niveaux, où *RS* présente 2034 observations, *MS* présente 81 observations et *RE* présente 142 observations. C'est donc le type de végétation potentielle *RS* qui sera utilisé comme référence dans le modèle RM.
- L'exposition présente une répartition homogène des observations dans ses différents niveaux (Figure 9d) avec : E = 27.9 ± 8.7 ans (médiane = 28), SE = 27.7 ± 8.0 ans (médiane = 28), S = 29.1 ± 8.4 (médiane = 29), SO = 29.8 ± 9.1 ans (médiane = 29), O = 28.3 ± 8.4 ans (médiane = 28), NO = 29.5 ± 9.3 (médiane = 30), N = 30.2 ± 9.5 (médiane = 29) et NE = 29.5 ± 9.6 (médiane = 29).



Figure 9. Distribution des variables catégoriques en fonction de l'âge (temps depuis perturbation) contenues de la base de données d'entrainement retenues pour formuler des modèles prédictifs de la croissance en hauteur des jeunes peuplements d'épinette noire.

La répartition des observations entre les différents niveaux de la variable *Exposition* est semblable : E = 321, SE = 293 observations, S = 264 observations, SO = 256 observations, O = 281 observations, NO = 250 observations, N = 309 observations et NE = 283 observations. L'exposition E montre le plus d'occurrences, elle sera donc utilisée comme catégorie de référence dans le modèle RM.

Les relations âge-hauteur calculées pour le niveau de chaque variable catégorique montrent la présence d'interactions, ces relations sont analysées pour chaque variable catégorique :

- Le traitement sylvicole à l'origine des peuplements montre un écart entre des droites de régression des observations issues de coupe totale et de coupes totales suivies d'une EPC, avec un coefficient de variation de 0.79 (Figure 1010a). L'absence d'observation dans les peuplements les plus vieux ne permet pas d'éliminer avec certitude l'absence d'interaction entre le type de traitement sylvicole et l'âge. Ainsi, l'interaction entre ces deux variables devrait être prise en compte dans la formation de modèles de RM.
- Les dépôts de surface ne montrent pas d'écarts importants entre les droites de régression âge-hauteur associées à chaque niveau de cette variable (coefficient de variation de 0.24), ce qui ne montre pas de signes de présence d'une interaction avec l'âge (Figure 10b).
- La végétation potentielle montre un écart entre les droites de régression des observations selon chaque niveau de cette variable, particulièrement entre *MS* et *RE*, avec un coefficient de variation de 0.57 (Figure 10c). Cette différence suggère une interaction avec l'âge (Figure 1010c). Contrairement au type de traitement sylvicole, les observations sont distribuées pour chaque niveau dans une plus grande étendue d'âges. La relation âge-hauteur obtenue sur cette étendue d'âge permet de constater qu'un faible écart est présent entre les droites de régression lorsque les peuplements sont âgés de 17 ans, mais qu'un écart important est présent lorsque les peuplements sont âgés de 50 ans (Figure 10c). Ainsi, l'interaction entre le type de végétation potentielle et l'âge devra être prise en compte dans la formulation de modèles de RM.
- L'exposition des peuplements ne montre pas d'écart important entre les droites de régression âge-hauteur associées à chaque niveau de cette variable (coefficient de

variation de 0.26), ce qui ne montre pas de signes de présence d'une interaction avec l'âge (Figure 10d).



Figure 10. Relations âge-hauteur de chaque variable catégorique contenue de la base de données d'entrainement retenues pour formuler des modèles prédictifs de la croissance en hauteur des jeunes peuplements d'épinette noire, selon leur catégorie. L'écart moyen entre les droites ainsi que l'écart-type et le coeficient de variation sont présentés pour chaque relation.

Le test AICc effectué sur les 63 modèles RM candidats (disponibles dans l'Annexe 1) a permis d'identifier le modèle le plus parcimonieux (modèle #1, Tableau 5), présentant un score AICc avec 21.8 points de plus que le second modèle. Les trois modèles contiennent la variable $\hat{A}ge$, *Pente*, *Traitement sylvicole*, *Végétation potentielle* et *Dépôt de surface*. Le modèle #1, le plus parcimonieux, se distingue quant à lui par la présence de la variable *Exposition* et *TWI*.

Tableau 5. Liste des 3 meilleurs modèles de régression multiple retenus d'une comparaison de 63 modèles candidats pour la prédiction de hauteur, tel que classé par le critère d'information d'Aikaike corrigé (AICc). Les variables de chaque modèle sont détaillées ainsi que le nombre de paramètres (K), la valeur d'AICc et la différence entre les modèles (Δ AICc).

Rang	Variables	K	AICc	∆AICc
1	Âge + Pente + Exposition + TWI + Traitement sylvicole + Végétation potentielle + Dépôt de surface + Interaction entre Traitement sylvicole et Âge + Interaction entre Végétation potentielle et Âge	20	8434.8	0
2	Âge + Pente + TWI + Traitement sylvicole + Végétation potentielle + Dépôt de surface + Interaction entre Traitement sylvicole et Âge + Interaction entre Végétation potentielle et Âge	13	8456.5	21.8
3	Âge + Pente + Exposition + Traitement sylvicole + Végétation potentielle + Dépôt de surface + Interaction entre Traitement sylvicole et Âge + Interaction entre Végétation potentielle et Âge	19	8463.8	29.1

5.1.2. Modèle IQSLiDAR et variables explicatives

En utilisant la combinaison de variables du modèle #1 (Tableau 5), la prédiction de hauteurs à partir des données de validation a permis de mesurer l'erreur des modèles. Les prédictions de hauteur réalisées par les modèles RM et RF montrent une forte relation avec la hauteur estimée par le P95 LiDAR, où le modèle RF montre les meilleures performances (RM : $R^2 =$ 0.521 et RF : $R^2 = 0.749$; Figure 1111). Bien que l'erreur moyenne des prédictions soit très faible (RM : -0.02 m; RF : -0.01 m; Figure 1111) et similaire pour les deux modèles, le *rmse* relatif est plus petit dans le modèle RF (RM : 25.39 %; RF : 18.67 %; Figure 1111). Pour les deux modèles, on constate que la droite de régression associée au nuage de point est très proche d'une relation théorique parfaite, où une hauteur prédite serait exactement la même que la hauteur observée (Figure 1111). Les résultats montrent qu'une plus forte densité des

relations observé/prédit sont proches de la relation théorique 1:1. Ces performances ont permis de confirmer la représentativité des modèles.



Figure 11. Évaluation de l'erreur des modèles RM (a) et RF (b) par comparaison des hauteurs prédites avec le jeu de données d'évaluation par les modèles et la hauteur observée (P95 LiDAR). La densité du nuage de points dans le graphique est exprimée par un gradient de couleur.

L'analyse des variables explicatives de la hauteur a été réalisée indépendamment pour chacun des modèles (RM et RF). Dans le modèle RM, la variable $\hat{A}ge$ est celle qui a le plus d'effet sur la hauteur (Figure 1212) avec *t-value* = 41.26. La variable *Pente* et *TWI* montrent un effet positif sur la hauteur (*t-value* = 11.91 et 5.57 respectivement; Figure 1212). Parmi les variables catégoriques, la végétation potentielle montre des effets importants, surtout avec l'ajout de l'interaction avec l'âge (Figure 1212). Avec une végétation potentielle de type *RS* (Tableau 2) en référence, un effet négatif sur la hauteur est observé avec une végétation potentielle de type *RE* (Tableau 2) lorsque l'interaction avec l'âge est considérée (*t-value* = 1)

-4.39; Figure 1212). En présence de végétation potentielle de type *MS* (Tableau 2) un effet positif sur la hauteur est observé (*t-value* = 2.27; Figure 1212). L'effet du dépôt de surface sur la hauteur observée, avec un dépôt glaciaire en référence, est positif dans peuplements présentant un dépôt fluvio-glaciaire (*t-value* = 4.87; Figure 1212) tandis que la présence de dépôts rocheux montre un effet négatif (*t-value* = -2.67; Figure 1212). La variable *Traitement*

sylvicole montre un effet sur la hauteur des peuplements, surtout avec l'ajout de l'interaction avec l'âge (Figure 1212). Avec la coupe totale seule comme référence, un peuplement subissant une coupe totale et une EPC montre un effet négatif sur la hauteur observée des peuplement (t-value = -4.24; Figure 1212). Enfin, la variable *Exposition* montre un effet négatif sur la hauteur observée des peuplements pour les orientations ouest (*t-value* = -3.12; Figure 1212) et nord (*t-value*= -2.55; Figure 1212). Dans le modèle RF, c'est la variable $\hat{A}ge$ qui est identifiée comme étant celle avec le plus d'effet sur la hauteur observée et sur la variation de l'erreur quadratique lors de sa permutation (Figure 1313). Vient ensuite la variable Exposition et TWI (Figure 1313). Les variables estimées à partir du LiDAR, soit la Pente, le TWI et l'Exposition sont dans les variables les plus importantes du modèle RF (Figure 1313). La variable Dépôt de surface est la variable induisant le moins d'erreur lors de sa permutation dans le modèle RF, suivie de près par la variable Exposition (Figure 1313). L'analyse de l'effet des variables a mis en lumière plusieurs effets importants sur la hauteur observée des peuplements, que ce soit dans le modèle RM ou RF. Bien que la variable Traitement sylvicole ne soit pas dans les variables avec le plus d'importance dans le modèle RF comparativement au modèle RM, sa permutation entraine une augmentation de l'erreur du modèle RF semblable à des variables ayant une plus grande importance telle que la variable Pente (Figure 1313).



Figure 12. Influence des variables sur la hauteur observée, d'après le modèle de régression multiple le plus parcimonieux (*: p < 0.05; **: p < 0.01; ***: p < 0.001).



Figure 13. Importance des variables dans les arbres de décision et effet de la permutation des variables sur l'erreur quadratique du modèle prédictif randomForest.

5.2. Application des IQS_{LiDAR} sur l'ensemble du site d'étude

L'étape suivant l'analyse de l'effet des variables a été l'application du modèle de croissance en hauteur à l'ensemble du site d'étude. Selon le type de perturbation à l'origine des peuplements, une différence de hauteur prédite est observée entre l'IQS^{RM}_{LiDAR} et l'IQS^{RF}_{LiDAR} (Figure 1414). Les écarts entre les prédictions des modèles dans le cas d'une coupe forestière seule à l'origine des peuplements ($R^2 = 0.847$; erreur moyenne = -0.14 m; rmse% = 8.99) sont plus faibles que le cas où le peuplement subit une EPC après la coupe ($R^2 = 0.732$; erreur moyenne = -1.26; rmse% = 18.93). Ces différences sont retrouvées dans la distribution des prédictions (Figure 15), où une différence de la répartition des prédictions est particulièrement visible lors de l'application d'une EPC après la coupe forestière. D'après la ©Batistin Bour - 2020

38

distribution des valeurs de hauteur prédites sur l'ensemble du site d'étude (Figure 15), les peuplements ayant subi une coupe forestière suivie d'une EPC présentent en moyenne des valeurs d'IQS_{LiDAR} plus faible que les peuplements étant issus d'une coupe forestière seulement. Sur l'ensemble du site d'étude les valeurs d'IQS^{RM}_{LiDAR} présentent une plus grande étendue que l' IQS_{LiDAR}^{RF} et ce, indépendamment du type de traitement sylvicole à l'origine des peuplements. Cette plus grande étendue des valeurs d'IQS^{RM}_{LiDAR} est retrouvée dans la distribution des valeurs pour l'ensemble du site d'étude (Figure 155) dans laquelle des valeurs éloignées de la moyenne sont plus nombreuses que dans la distribution des valeurs d'IQS^{RF}_{LiDAR}. Sur l'ensemble du site d'étude et comparativement à une coupe seule, l'IQS^{RM}_{LiDAR} présente en une hauteur moyenne plus basse de 1.27 m lorsqu'une EPC a été réalisée. L'IQS^{RF}_{LiDAR} présente une hauteur moyenne plus basse de 0.39 m lorsqu'une EPC a été réalisée (Figure 155). L'IQS^{RM}_{LiDAR} présente des valeurs similaires à l'IQS^{RF}_{LiDAR} avec une coupe seule comme perturbation d'origine. Cependant les résultats diffèrent lorsque la réalisation d'une EPC est définie comme perturbation d'origine, où l'IQS^{RM}_{LiDAR} présente une hauteur moyenne 1.14 m plus basse que l'IQS^{RF}_{LiDAR}. L'application des modèles à l'ensemble du site d'étude confirme la capacité de la méthode à spatialiser l'IQSLiDAR et permet de percevoir visuellement l'effet de l'historique de perturbation des peuplements.



Figure 14. Différences entre les prédictions de hauteur de peuplement à 50 ans $(IQS_{LiDAR}^{RM}$ et IQS_{LiDAR}^{RF}) spatialisées sur tout le site d'étude selon le traitement sylvicole à l'origine des peuplements.



Figure 15. Fréquences de distribution des prédictions de hauteur et hauteur prédite moyenne des IQS_{LiDAR}^{MR} et IQS_{LiDAR}^{RF} selon le type de traitement sylvicole et le modèle, sur l'ensemble du site d'étude.

5.3. Évaluation de précision des mesures terrain et des prédictions

À des fins de mesure de précisions, la dernière étape de la méthodologie s'intéressait à (1) évaluer les estimations de hauteur du P95 LiDAR avec les arbres études des PEP, (2) évaluer les prédictions de hauteur issues de l'IQS_{MFFP} et (3) évaluer les prédictions de hauteur issues de l'IQS_{LiDAR}.

Premièrement, la hauteur estimée par le P95 LiDAR et la moyenne de la hauteur des arbres études des PEP (Figure 166a) montre une forte similarité ($R^2 = 0.92$) confirmant le choix d'utiliser le P95 LiDAR comme mesure de hauteur des arbres. L'erreur moyenne entre les

deux mesures suggère que l'estimation de la hauteur issue du P95 LiDAR à tendance à sous-estimer la hauteur des peuplements avec une erreur moyenne de -0.40 m (Figure 166a). La comparaison individuelle des arbres étude de chaque PEP avec la hauteur estimée par le P95 LiDAR montre que la hauteur des arbres dominants a tendance à être supérieure à la hauteur du P95 (Figure 166b), celle-ci est cependant représentative des hauteurs des arbres co-dominants (Figure 166b).



Figure 16. (a) Comparaison entre la hauteur moyenne des arbres étude de chaque PEP présentes dans le site d'étude et la hauteur du P95 du nuage de point associé à chaque PEP. (b) Comparaison entre la hauteur P95 LiDAR des PEP et la hauteur des arbres composant chaque PEP, avec le détail du statut social de chaque arbre (chaque couleur représente une PEP).

Deuxièmement, la comparaison de la hauteur des peuplements estimée par le P95 LiDAR et des valeurs d'IQS_{MFFP}, pour les peuplements âgés de 50 ans montre que la hauteur estimée par le P95 LiDAR est plus faible que celle prédite par l'IQS_{MFFP} (Figure 177). Entre les valeurs d'IQS_{MFFP} et la hauteur estimée par le P95 LiDAR une différence moyenne de 1.62 m (13.7 %) est observée (Figure 177). La prise en compte de l'ensemble des pixels contenus dans les emplacements ayant subis une coupe forestière 50 ans avant l'acquisition LiDAR inclus une grande variabilité de conditions, comme le montre la grande dispersion des prédictions de hauteur (Figure 17) et se traduit par une faible corrélation entre les prédictions et observations ($R^2 = 0.022$). L'intégration de l'ensemble des pixels contenus n'inclus pas les micros-perturbations ayant lieu dans les parterres de coupes, pouvant également engendrer une augmentation des erreurs. Une grande hétérogénéité est constatée sur l'intervalle de prédiction retrouvé dans les peuplements de 50 ans. La droite de régression associée au nuage de point montre une faible erreur standard (0.028), mais est en dessous de la droite de régression théorique parfaite où la hauteur observée est exactement la même que la hauteur prédite (Figure 177). Cette comparaison montre que l'IQS_{MFFP} à tendance à surestimer la hauteur observée des peuplements.



Figure 17. Comparaison entre les valeurs d'IQS_{MFFP} et la hauteur du P95 LiDAR pour les peuplements d'épinette noire âgés de 50 ans présents dans le site d'étude. Les valeurs ont été regroupées par classes de 0.25 m pour une meilleur visualisation.

Troisièmement, la comparaison de l'IQS_{LIDAR} avec les hauteurs des peuplements âgés de 50 ans montre une erreur moyenne de -0.49 m (-5.4 %) avec l'IQS^{MR}_{LiDAR} et -0.29 m (-3.1 %) avec l'IQS^{RF}_{LiDAR} (Figure 18). Les peuplements de 50 ans présents dans le site d'étude sont issus de coupes seules, puisqu'aucun peuplement ayant subi une EPC n'a atteint cet âge. Dans les deux modèles prédictifs, la prise en compte de l'ensemble des pixels ayant subis une coupe forestière 50 ans avant l'acquisition LiDAR engendre des effets similaires à la comparaison effectuée avec l'IQS_{MFFP} (Figure 17). La relation entre les prédictions et observations reste faible mais la variation expliquée par les IQS_{LiDAR} est supérieure à celle des IQS_{MFFP}. Les prédictions issues de l'IQS^{MR}_{LiDAR} sont répandues sur une plus large gamme de hauteurs que ©Batistin Bour - 2020 l'IQS^{RF}_{LiDAR} (Figure 18). La droite de régression associée au nuage de point, pour l'IQS^{MR}_{LiDAR} et l'IQS^{RF}_{LiDAR}, montre un faible écart-type (0.018 et 0.019 respectivement) et elle est proche d'une droite de régression théorique parfaite où la hauteur observée est exactement la même que la hauteur prédite (Figure 18). Ces comparaisons montrent que l'IQS_{LiDAR} est représentatif de la hauteur observée des peuplements.



Figure 18. Comparaison entre les valeurs d' IQS_{LiDAR}^{RM} et d' IQS_{LiDAR}^{RF} et la hauteur du P95 LiDAR pour les peuplements d'épinette noire âgés de 50 ans présents dans le site d'étude. Les valeurs ont été regroupées par classes de 0.25 m pour une meilleur visualisation.

6. Discussion

L'intégration de données LiDAR aéroporté dans la modélisation de la hauteur des peuplements améliore considérablement la représentativité des prédictions de hauteur. La capacité du LiDAR à mesurer des variables environnementales sur les peuplements forestiers, et ce de manière systématique, non biaisée et à fine échelle, permet l'identification de variables explicatrices pour prédire la hauteur des peuplements forestiers. Nous vous proposons de discuter de chacune des variables d'importance, en ordre décroissant de leur importance identifiée dans les modèles RM et RF, afin de mieux saisir les raisons de leur influence et aussi d'établir si cet effet a aussi été relevé dans d'autres études :

 \hat{Age} : L'âge est la variable ayant le plus d'importance sur la hauteur observée des peuplements avec un effet positif (Figure 12). Ces résultats coïncident avec les relations âge-hauteur définies par la littérature (Laflèche *et al.*, 2013; Raulier *et al.*, 2003; Tompalski *et al.*, 2016). La hauteur n'augmente cependant pas indéfiniment en fonction de l'âge. Le taux de croissance annuel des arbres diminue avec l'âge (Gutsell et Johnson, 2002; Ryan et Yoder, 1997), chez l'épinette noire un point d'inflexion de l'évolution de la hauteur peut être observé aux environs de 70 ans selon les mesures effectuées dans les PEP. Ce point d'inflexion est situé au-delà de l'étendue des données utilisées dans cette étude, il pourrait être nécessaire de revoir l'utilisation de cette variable avec des prédictions de hauteur dépassant ce point d'inflexion.

Pente : La pente a un effet positif sur la hauteur des peuplements, les peuplements établis sur un site à forte pente seront plus haut qu'un peuplement établi sur un site à faible pente (Figure 12).Ces résultats correspondent aux travaux de Laamrani *et al.* (2014) ainsi que Simard *et al.* (2009) qui associent la pente au drainage et son influence sur l'accumulation de matière organique, qui a un effet négatif sur la productivité des peuplements forestiers.

TWI: Nous avons observé un effet du TWI sur la hauteur qui suggère que les peuplements les plus humides montreront des hauteurs plus faibles que des peuplements mieux drainés (Figure 12). Ces résultats corroborent ceux de Emili *et al.* (2006) et de Grant (2004). Bien que l'épinette noire soit tolérante à des sols secs ou des sols humides (Brown, 2008), le drainage est connu pour influencer le développement des arbres, comme le système racinaire (Wagg, 1967), la croissance en volume (Furze *et al.*, 2017; Sullivan *et al.*, 2017) ou le taux de croissance annuel (Dang et Lieffers, 1989). À la lumière des résultats de cette étude, le drainage semble jouer un rôle déterminant sur la hauteur des peuplements, avec notamment un ralentissement de la croissance en hauteur dans des peuplements mal drainés.

Dépôts de surface : La composition des dépôts de surface montre dans les résultats que des dépôts de type *Fluvio-glaciaires* permettront une meilleure croissance en hauteur des peuplements par rapport aux dépôts de type *Glaciaire* et que des dépôts de type *Roc*

qui auront une croissance en hauteur plus faible (Figure 12). Le type de sol et ses caractéristiques physiques sont connus pour influencer la croissance en hauteur (Furze *et al.*, 2017; Lowry, 1975; Wang, 1995), où la disponibilité en ressources, notamment l'eau et les nutriments, a un effet direct sur la croissance en hauteur (Robichaud et Methven, 1993). La composition du sol influencera également l'épaisseur de la matière organique, dont la présence est négativement corrélée avec les valeurs d'IQS (Laamrani *et al.*, 2014). Les types de dépôts de surface apportent donc de l'information sur la croissance en hauteur, mais peuvent inclure l'effet de plusieurs autres variables tels que le drainage ou la palification après coupe des peuplements (Laamrani *et al.*, 2014).

Végétation potentielle : Nos résultats montrent que les peuplements établis sur une végétation caractéristique des peuplements purs d'épinettes noires (*RE*) présenteront une hauteur plus faible que la végétation caractéristique de peuplements mixtes d'épinettes noires et de sapins baumiers (RS) (Figure 12). Les éricacées, plus fréquentes dans les peuplements purs d'épinette noire, rentrent en compétition avec les arbres, particulièrement dans les plus jeunes stades de développement comme relevé par Delisle (2015). Il s'agit de la compétition pour les nutriments qui influence la croissance en hauteur des semis (Inderjit et Mallik, 2002; Yamasaki *et al.*, 1998). Les éricacées sont très présentes dans le site d'étude et peuvent être responsable de l'effet négatif observé dans les peuplements purs d'épinettes noires puisque souvent retrouvées ensemble.

Traitement sylvicole : Les résultats suggèrent qu'un peuplement ayant subi une EPC présentera une hauteur plus faible qu'un peuplement n'en ayant pas subi (Figure 12). L'EPC est pourtant connue dans la littérature pour influencer positivement la croissance des peuplements de conifères, particulièrement en volume de bois (Brissette *et al.*, 1999; Fleming *et al.*, 2005; Pitt et Lanteigne, 2008). D'abord, bien qu'un effort particulier ait été apporté à la présence d'épinette noire dans les observations, les données utilisées ne permettent pas de s'affranchir de la présence minoritaire d'essences feuillues apparaissant après la coupe totale. La présence de feuillus dans les observations contient moins de 25 % de feuillus. Cette proportion correspond aux critères établis pour la

création de la carte écoforestière où une essence est définie comme dominante d'un peuplement lorsqu'elle occupe plus de 75 % de la surface terrière du peuplement. Il est donc probable que les valeurs plus faibles prédites par les IQSLiDAR dans les peuplements ayant subi une coupe suivie d'une EPC, relativement à la coupe seule, soient issues d'une prise en compte d'essences feuillues dans la formulation des relations prédictives (pouvant engendrer une surestimation de la hauteur). Ensuite, l'EPC peut également être apparentée à une perturbation partielle modifiant les conditions du milieu pendant le développement des arbres (Brissette et al., 1999; Delisle, 2015). Les perturbations partielles obligent les peuplements de la forêt boréale à s'adapter aux nouvelles conditions du milieu (ensoleillement, vent, nutriments) avant de continuer leur croissance (Delisle, 2015). Enfin, l'étendue des âges échantillonnés dans cette étude n'est peut-être pas suffisante pour percevoir le gain de croissance en hauteur, il est possible qu'à plus long terme la hauteur observée soit plus importante avec les peuplements ayant subi une EPC. Furze et al. (2017) précisent justement qu'il est nécessaire de différencier les effets à court terme (négatif sur l'accroissement en volume et sur le volume sur pied) et à moyen terme (<30 ans) de la réalisation d'une EPC. L'EPC doit par ailleurs être importante (forte proportion d'arbres dégagés) pour avoir un rôle positif sur la croissance en hauteur (Brissette et al., 1999), un effet observé 37 ans après des EPC importantes seulement, sur des pins gris (Pinus banksiana) par Zhang et al. (2006). Les différences montrées par les résultats entre une coupe forestière seule et une coupe forestière suivie d'une EPC (Figure 12 et Figure 15) ne proviennent pas forcément de l'effet direct des traitements sylvicoles. Cependant cette différence montre la capacité de la méthode à percevoir une perturbation, même partielle, du peuplement.



Figure 19. Proportion d'arbres feuillus dans les observations de la base de données d'entrainement. La proportion d'arbres feuillus a été établie par le Centre de Foresterie des Laurentides (Service Canadien des Forêts) par une classification random Forest du territoire entre la province d'Ontario et Terre-Neuve.

Exposition : L'exposition se démarque pour prédire la hauteur peuplements, particulièrement sur des expositions ouest et nord qui induisent un effet négatif (Figure 12). L'effet de l'exposition n'est cependant pas aussi important que ceux rapportés dans l'étude de Laamrani *et al.* (2014) qui ont par ailleurs identifié un effet positif d'une exposition sud-ouest sur la hauteur des peuplements d'épinette noire, non détecté dans nos résultats. À l'inverse, Messaoud et Chen (2011) ont identifié un effet positif d'une exposition nord sur la hauteur des peuplements d'épinette. L'étude de Verbyla et

Fisher (1989) n'a pas identifié de différence entre une exposition nord et sud sur la hauteur observée de pin ponderosa (*Pinus ponderosa*), et soulèvent que l'effet de l'exposition sur la physiologie des arbres peut être lié à d'autres variables telles que l'altitude ou les degrés-jours. Les résultats obtenus dans cette étude ne semblent pas rejoindre tous les résultats de la littérature, eux-mêmes différents d'une étude à l'autre, suggérant que plus d'efforts doivent être déployés pour comprendre l'effet de cette variable sur la croissance en hauteur des arbres.

La méthode développée dans ce projet montre que l'utilisation du LIDAR pour estimer la hauteur du peuplement permet de faire ressortir les variables explicatives pertinentes. L'ordre d'importance des variables présenté pourrait évoluer avec l'ajout de nouvelles conditions environnementales dans l'entrainement des modèles. Il est probable que certains traitements sylvicoles aient un effet particulièrement important sur la hauteur des peuplements, ce qui augmenterait l'importance de l'effet du traitement sylvicole à l'origine des peuplements. À l'inverse, l'âge des peuplements restera probablement la variable ayant le plus d'importance sur la hauteur, lorsqu'inclue dans les modèles. Certains modèles présents dans la littérature ont d'ailleurs cherché à ne pas inclure l'âge tout en conservant une cohérence dans les prédictions réalisées (Huang et Titus, 1994). L'intégration de nouvelles variables pourrait engendrer des combinaisons d'interactions expliquant particulièrement bien la hauteur de peuplements, ce qui pourrait être le cas de l'exposition et de l'altitude. L'échantillonnage permis par les données LiDAR a montré qu'il est possible de percevoir l'effet de plusieurs variables environnementales dans le site d'étude. L'ajout de nouvelles conditions environnementales, permises par la disponibilité croissante des données LiDAR, pourrait renforcer la robustesse des prédictions réalisées.

La cartographie des valeurs d'IQS_{LIDAR} relève des différences subtiles entre les deux modèles utilisés (RM ou RF) et montre des prédictions plus représentatives des peuplements de 50 ans que l'IQS_{MFFP}. La représentativité des prédictions doit être mitigées dans la comparaison avec les peuplements de 50 ans dans le site d'étude, la faible corrélation entre les valeurs d'IQS et les valeurs de hauteurs estimées par le LiDAR peut être expliqué par l'importante variation des conditions observées dans les parterres de coupe. Les résultats présentent de façon générale des valeurs de corrélation faibles (Figure 17 et Figure 18) mais sont plus

importantes lorsque l'on compare les IQS_{MFFP} (Figure17) et les IQS_{LiDAR} (Figure 18), ce qui souligne qu'un gain de performance est présent. Il est possible que la plus grande étendue des distributions des hauteurs prédites par l'IQS^{RM}_{LiDAR}, relativement à l'IQS^{RF}_{LiDAR} (Figure 18) soit issue de prédictions effectuées à partir de variables explicatives dont la valeur dépasse l'étendue couverte par les données d'entrainement. Les hauteurs d'IQS^{RF}_{LiDAR} forment une distribution uni-modale présentant des effets aléatoires. Les irrégularités observées dans la distribution des hauteurs peuvent provenir de l'algorithme RF, sensible aux changements de valeurs des variables, lorsqu'utilisé pour effectuer des prédictions. Le grand nombre de variables catégoriques dans le modèle peut également être une cause de la sensibilité de l'algorithme RF. Lorsque comparé avec la hauteur des peuplements âgés de 50 ans, les IQS_{LiDAR} présentent une erreur moyenne comprise entre -0.49 m (-5.35 %) pour l' IQS_{LiDAR}^{RM} et -0.29 (-3.06 %) pour l'IQS_{LiDAR}^{RF} ce qui est plus faible que l'IQS_{MFFP} avec une erreur moyenne de 1.62 m (13.7 %). Les valeurs d'IQS_{MFFP} attribuées aux peuplements forestiers âgés de 50 ans sont supérieures aux hauteurs estimées par le P95 LiDAR, avec une surestimation moyenne de 1.62 m (13.7 %). Ceci démontre que l'IQS_{MFFP} représente mieux les arbres dominants et co-dominants, et qu'il n'est pas adapté à prédire la hauteur moyenne de l'ensemble d'un peuplement. Toutefois, l'estimation de la hauteur des peuplements a été obtenue par le P95 LiDAR, connu pour sous-estimer la hauteur des peuplements. Nos résultats montrent que la hauteur estimée par le P95 LiDAR sous-estime la hauteur des peuplements (-0.40 m en moyenne) lorsque comparé à des mesures réalisées sur le terrain, cependant les hauteurs estimées sont représentatives des arbres co-dominants. Par conséquent, la surestimation des hauteurs prédites par l'IQS_{MFFP} ne peut pas être expliquée seulement par la sous-estimation des données LiDAR. Bien que des différences soient présentes entre les modèles d'IQS_{LiDAR}, les similarités observées entre les modèles dans la cartographie des IQS_{LiDAR} montre la pertinence des variables explicatives utilisées et que ces prédictions sont représentatives de la hauteur des peuplements.

Le choix d'utiliser une donnée très distribuée spatialement permet de se doter de données très variées dans des zones difficiles d'accès, de mesurer l'étendue de la variabilité naturelle et ainsi de détecter la gamme des hauteurs des peuplements. Toutefois, la mesure de la croissance en hauteur nécessite d'inclure une notion temporelle, souvent introduite par la

relation entre deux acquisitions LiDAR (Bollandsås et al., 2019). Notre approche rétrospective montre qu'il est possible en mettant l'accent sur le temps écoulé depuis la dernière perturbation majeure, d'intégrer une dimension temporelle dans des modèles prédictifs, sans avoir nécessairement besoin d'acquisions multi-temporelles de données LiDAR. Ainsi, le temps depuis la dernière perturbation (la coupe dans notre cas) couplé au temps de la mesure de hauteur à partir des données LiDAR a procuré le lien temporel requis pour modéliser l'évolution de la hauteur en fonction du temps. Les modèles créés ont montré de bonnes performances dans des jeunes peuplements en régénération, cependant il est attendu que dans le cas de peuplements plus vieux une baisse de performance soit observée à cause de la plus grande occurrence d'autres types de perturbations influençant la croissance en hauteur (épidémie de tordeuse, chablis, verglas, etc...) La création de relations prédictives passant par la mise en relation de placettes terrain avec la structure du nuage de points est une méthode largement utilisée avec le LiDAR (Bouvier et al., 2015; Tompalski et al., 2015). Elle est toutefois soumise aux contraintes d'accès du territoire, limitant la capacité à fidèlement représenter les jeunes peuplements issus de perturbations. La caractérisation de l'environnement par les données LiDAR pour caractériser la hauteur des peuplements a permis de s'affranchir des mesures terrain et ne repose pas sur la disponibilité de données in situ renseignant les arbres d'un peuplement. Ceci est un avantage marqué de la méthode que nous avons proposé. Conséquemment, les prédictions formulées par l'IQSLiDAR sont développées sur des données plus complètes que celles provenant de mesures terrain. La donnée LiDAR distribuée permet de mieux représenter les conditions environnementales présentes dans les peuplements en régénération qu'avec un réseau limité de placettes terrain.

Certaines contraintes techniques ont soit limité le développement du modèle ou encore biaisé le choix des variables. Par exemple, l'intégration de variables environnementales dans ce projet a été confrontée aux sélections de site de coupe effectuées par l'industrie, du plus facilement accessible au moins accessible. Cette sélection de site, combiné à la définition de l'âge des peuplements prise en compte dans cette étude (temps depuis la perturbation) engendre des relations problématiques avec plusieurs variables environnementales, comme par exemple l'altitude. L'altitude est connue pour avoir un effet sur la température, le nombre de degrés-jours et sur la croissance en hauteur des peuplements forestiers (Lindgren *et al.*, 1994; Paulsen *et al.*, 2000). Toutefois, l'importante corrélation que nous avons ©Batistin Bour - 2020

dégagée dans nos modèles entre l'âge et l'altitude (R^2 = -0.6, p < 0.05) exprime plutôt la chronologie des coupes par l'industrie forestière. Puisque les récoltes ont été effectuées dans les peuplements des latitudes les plus au sud (et les plus bas en altitude) en premier (dans les années 70) avant de monter graduellement vers le nord (et vers les peuplements plus en altitude) pour se retrouver aujourd'hui proches de la limite nordique de coupe (vers le 51^e parallèle dans le cas de notre site d'étude). Or étant limité par les données disponibles dans le site d'étude, l'intégration de l'altitude dans les modèles prédictifs n'a pas pu être exprimée correctement à cause des pratiques de coupe. Pour intégrer l'effet de l'altitude dans avoir le biais des effets de coupe, il faudra ouvrir encore plus la zone d'étude pour réussir à tirer des points d'entrainement et de validation non affectés par les pratiques forestières. Aussi, bien qu'un effort particulier ait été apporté à l'élimination des observations contenant des îlots de coupe résiduels dans les données d'entrainement, la présence de tiges résiduelles dans les observations est probable. En effet, même après la filtration des données, un bruit persiste dans la hauteur des données d'entrainement, particulièrement dans les peuplements les plus jeunes, pouvant biaiser à la hausse l'estimation de la hauteur par le P95 LiDAR. La présence d'essences feuillues dans les observations peut également amener une surestimation de la hauteur par le P95 LiDAR mais rend également l'effet de la perturbation à l'origine des peuplements difficile à percevoir. Bien que la disponibilité des données dans le site d'étude ait engendré plusieurs limitations ou des biais, leur effet est négligeable puisque les modèles produits présentent une fiabilité supérieure aux modèles déjà existants et que certaines limitations pourront être levées en élargissant la couverture de données LiDAR incluses dans les données d'entrainement.

Plusieurs pistes d'améliorations sont possibles par rapport à la méthode que nous avons adoptée. D'abord, puisque la combinaison des perturbations naturelles et anthropiques a un effet important sur la structure du paysage, l'intégration d'une plus grande diversité de perturbations dans les modèles prédictifs permettrait une plus grande versatilité des IQS_{LiDAR}. Les feux représentent la perturbation naturelle affectant le plus de superficies en forêt boréale, et sont connus pour affecter significativement les peuplements, d'une manière différente des coupes forestières (Delisle, 2015). Les superficies historiquement affectées par les feux n'ayant pas encore été couvertes par la couverture LiDAR aéroporté au début de ce projet, leur étude n'a pas été possible. Cependant, une modification des peuplements peut ©Batistin Bour - 2020 être perçue par les modèles prédictifs, comme le montre la différence des prédictions entre les peuplements coupés uniquement et ceux ayant par la suite subi une EPC. La détection de ces changements suggère que la présence d'un effet du feu sur la croissance en hauteur de la régénération post-feu pourrait être détecté par les modèles prédictifs. De plus, la finalisation de la couverture LiDAR aéroportée du Québec méridional va permettre d'échantillonner une plus grande gamme de conditions environnementales. La disponibilité de données LiDAR sur un territoire plus vaste que le site d'étude utilisé dans ce projet permettra une plus grande liberté dans la sélection des observations avec plus de contraintes, et ainsi contourner les limitations induites par les choix de coupe de l'industrie forestière. Ensuite, deux points peuvent être améliorés dans la filtration des données d'entrainement pour s'assurer de leur pertinence. Premièrement l'identification du type d'essence présente dans les pixels sélectionnés pourrait être réalisée indépendamment des données géospatiales, issues de photo-interprétation, en utilisant le nuage de point LiDAR pour dissocier les essences feuillues et résineuses présentes dans des placettes de 400 m². Avec le même objectif, l'intégration de données satellitaires à fine résolution, capable de renseigner la composition des placettes de 400 m², tel que la cartographie du pourcentage de feuillus (Figure 19), pourrait également permettre d'écarter des pixels ne contenant pas l'essence désirée. Deuxièmement, les limitations associées à la situation des parterres de coupes forestières, qui ne permet pas d'identifier les îlots de coupes ou les tiges résiduelles, pourraient également être détectées en utilisant le nuage de points LiDAR. Enfin, la sous-estimation apportée par l'estimation de la hauteur par le P95 LiDAR pourrait être minimisée par l'intégration d'algorithmes correctifs dans le traitement des données, tel que développé par Fradette et al. (2019). Les surfaces couvertes par des données LiDAR sont de plus en plus importantes et de nouveaux algorithmes de filtration et de traitement de ces données font régulièrement leur apparition et ont le potentiel d'améliorer la méthodologie développée dans ce projet.

L'intégration de données LiDAR dans l'évaluation de la croissance en hauteur des peuplements en régénération montre un grand potentiel pour améliorer les capacités prédictives des gestionnaires des forêts et ouvre la voie vers la possibilité de mieux connaitre les forêts. Cette amélioration de la compréhension de la croissance en hauteur permet une identification plus précise et plus fine de la productivité des forêts, pouvant contribuer à un calcul plus précis des possibilités forestières. En plus d'une attribution plus précise des ©Batistin Bour - 2020 volumes de bois, l'amélioration des capacités prédictives permet une optimisation des travaux sylvicoles en ciblant avec précision les secteurs nécessitant un aménagement. Cependant la mise en place opérationnelle d'une telle méthode nécessitera une réflexion sur l'usage voulu et la représentativité des IQS. Les hauteurs estimées par le P95 LiDAR montrent que l'IQS_{MFFP} n'est pas représentatif de l'ensemble d'un peuplement de 400 m², une échelle potentiellement pertinente à utiliser pour évaluer les volumes de bois réellement disponibles. La mise en place d'un IQS spécialisé dans une seule essence impliquera de porter une attention particulière aux données en intrant, pouvant rendre la méthode laborieuse. La mise en place d'un IQS représentatif des peuplements, développé en fonction du domaine bioclimatique, pourrait comprendre plusieurs configurations de peuplements (par exemple : purs, mixtes, équien, inéquien) et ainsi fournir une bonne représentativité des forêts. La pertinence des données LiDAR dans l'évaluation de la croissance en hauteur montre que l'application à un grand territoire d'une méthode intégrative de ces données a le plein potentiel d'améliorer concrètement la capacité de gestion de la forêt boréale.

7. Conclusion

Les informations disponibles dans l'inventaire forestier classique sur la croissance en hauteur des jeunes (0 - 50 ans, moins de 7 m) peuplements d'épinettes noires de la forêt boréale ne permettent pas d'élaborer des relations prédictives représentatives. Cependant, l'intégration de données LiDAR pour caractériser la croissance de ces peuplements montre une bonne capacité à identifier les variables environnementales expliquant leur hauteur, comme le montre les relations des IQSLiDAR développés (IQS_{LiDAR} R2 = 0.521; IQS_{LiDAR} R2 = 0.749). L'obtention de relations prédictives représentatives des peuplements est liée à la mise en place d'une méthode imposant plusieurs conditions pour la validité des données d'entrainement tout en conservant la variabilité des conditions environnementales. L'utilisation de conditions environnementales issues de données LiDAR sont ressorties comme les variables expliquant le mieux la hauteur des peuplements, tel que la pente, le TWI et l'exposition. La prise en compte d'une donnée à fine échelle (20 m de résolution) non soumise à l'interprétation d'un opérateur permet une perception fine des effets sur la hauteur des peuplements forestiers. L'intégration de l'historique de perturbation montre qu'un effet est induit par les altérations subies par les peuplements. La combinaison entre les conditions

environnementales et l'historique de perturbation des peuplements forestiers permet donc la formulation d'un modèle prédictif de la croissance en hauteur représentatif des peuplements forestiers. De plus, le modèle prédictif développé montre une grande capacité à représenter fidèlement les peuplements forestiers des milieux boréaux du Québec, même sur un territoire de grande superficie, comme le montre l'erreur des prédictions (IQS^{RM}_{LiDAR} erreur relative = -5.4 %; IQS^{RF}_{LiDAR} erreur relative = -3.1 %). Les données LiDAR se montrent donc capables de mesurer un large éventail de conditions environnementales pouvant être mises en relation avec la hauteur des peuplements, conduisant à l'élaboration de relations prédictives robustes.

Bien que l'apport des données LiDAR soit significatif dans la compréhension de la croissance en hauteur des peuplements forestiers de la forêt boréale du Québec, plusieurs conditions environnementales restent encore à expliquer. Ce projet a permis de tirer parti des données LiDAR acquises sur une grande superficie comme une étape clé pour développer un modèle prédictif de la hauteur qui est robuste, capable de s'adapter à la grande majorité des conditions environnementales présentes sur le territoire. Notre étude a démontré comment la sélection des données d'entrainement est une étape qui requiert une attention particulière, où, selon le modèle désiré (peuplement d'essence pure ou mixte), l'identification des essences forestières présentes peut être bonifiée.

L'application de notre modèle prédictif ouvre des perspectives intéressantes en appui à la gestion forestière au Québec. D'abord il pourra s'appliquer sur un grand territoire, puisque les données LiDAR couvriront très prochainement l'ensemble du Québec méridional. L'identification à fine échelle de la croissance des peuplements, tel que proposé par notre modèle prédictif, permettra une estimation améliorée des stocks forestiers et par conséquent, l'estimé des possibilités d'exploitations sera également amélioré. La généralisation du modèle proposé à l'ensemble du Québec boréal nécessitera un travail important de représentation statistique des conditions présentes sur tout le territoire. Il s'agira entre autre de prendre en compte l'ensemble des conditions environnementales pouvant être rencontrées dans les peuplements forestiers, avec une bonne représentativité de chacune d'elles. Toutefois, la même démarche pourra être suivie pour développer un modèle représentatif de la croissance des peuplements en forêt boréale. Le développement à d'autres essences

forestières est également un défi supplémentaire à relever pour permettre la mise en place d'outils prédictifs à l'ensemble des forêts du Québec boréal par les gestionnaires des forêts.

8. Références

- Ågren, A. M., Lidberg, W., Strömgren, M., Ogilvie, J. et Arp, P. A. (2014) Evaluating digital terrain indices for soil wetness mapping-a Swedish case study. Hydrology and Earth System Sciences, vol. 18, n°9, p. 3623-3634.
- Allen, J. C. (1976) A Modified Sine Wave Method for Calculating Degree Days. Environmental Entomology, vol. 5, n°3, p. 388-396.
- Anderson, D. et Burnham, K. (2004) Model selection and multi-model inference. Second. NY: Springer-Verlag, vol. 63.
- Auger, I. (2014) Natura-2014 : Mise à jour et évaluation du modèle de croissance forestière à l'échelle du peuplement. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, p. 32 p.
- Avery, T. E. et Burkhart, H. E. (2015) Forest measurements, p. 455 p.
- Bartek, T. (2015) Dynamique de la régénération de l'épinette noire et du pin gris après feu, coupe de récupération, et éclaircie précommerciale. Thèse de doctorat, Université du Québec à Montréal, 176 p.
- Beguin, J., Fuglstad, G. A., Mansuy, N. et Paré, D. (2017) Predicting soil properties in the Canadian boreal forest with limited data: Comparison of spatial and non-spatial statistical approaches. Geoderma, vol. 306, n°May, p. 195-205.
- Bettinger, P., Boston, K., Siry, J. P. et Grebner, D. L. (2016) Forest management and planning, Academic Press, 362 p.
- Beven, K. J. et Kirkby, M. J. (1979) A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. Hydrological Sciences Bulletin, vol. 24, n°1, p. 43-69.
- BFEC (2015) État de la forêt publique du Québec et de son aménagement durable Bilan 2008-2013. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, 15 p.
- Blanchette, D., Fournier, R. A., Luther, J. E. et Côté, J. F. (2015) Predicting wood fiber attributes using local-scale metrics from terrestrial LiDAR data: A case study of Newfoundland ©Batistin Bour - 2020

conifer species. Forest Ecology and Management, vol. 347, p. 116-129.

- Bollandsås, Ørka, Dalponte, Gobakken et Næsset (2019) Modelling Site Index in Forest Stands Using Airborne Hyperspectral Imagery and Bi-Temporal Laser Scanner Data. Remote Sensing, vol. 11, n°9, p. 1020.
- Bouchard, M. et Pothier, D. (2011) Long-term influence of fire and harvesting on boreal forest age structure and forest composition in eastern Québec. Forest Ecology and Management, vol. 261, n°4, p. 811-820.
- Boucher, D., De Grandpré, L., Kneeshaw, D., St-Onge, B., Ruel, J. C., Waldron, K. et Lussier, J.
 M. (2015) Effects of 80 years of forest management on landscape structure and pattern in the eastern Canadian boreal forest. Landscape Ecology, vol. 30, n°10, p. 1913-1929.
- Boucher, Y., Perrault-Hébert, M., Fournier, R., Drapeau, P. et Auger, I. (2017) Cumulative patterns of logging and fire (1940–2009): consequences on the structure of the eastern Canadian boreal forest. Landscape Ecology, vol. 32, n°2, p. 361-375.
- Bouvier, M., Durrieu, S., Fournier, R. A. et Renaud, J. P. (2015) Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. Remote Sensing of Environment, vol. 156, p. 322-334.
- Breidenbach, J., Koch, B., Kändler, G. et Kleusberg, A. (2008) Quantifying the influence of slope, aspect, crown shape and stem density on the estimation of tree height at plot level using lidar and InSAR data. International Journal of Remote Sensing, vol. 29, n°5, p. 1511-1536.
- Breiman, L. (2001) Random forests. Machine learning, vol. 45, p. 5-32.
- Breiman, L. (2002) Manual On Setting Up, Using, And Understanding Random Forests V3.1., 37 p.
- Brissette, J. C., Frank, R. M., Stone, T. L. et Skratt, T. A. (1999) Precommercial thinning in a northern conifer stand: 18-Year results. Forestry Chronicle, vol. 75, n°6, p. 967-972.
- Brown, M. (2008) Fire and Ice: Fire Severity and Future Flammability in Alaskan Black Spruce Forests. Fire Science Brief, n°10, p. 1-6.

- Cohen, J. (1988) The t test for means. Statistical power analysis for the behavioural sciences. The British Journal of Psychiatry (Vol. 2).
- Dang, Q. L. et Lieffers, V. J. (1989) Climate and annual ring growth of black spruce in some Alberta peatlands. Canadian Journal of Botany, vol. 67, n°6, p. 1885-1889.
- Delisle, I. (2015) Croissance en hauteur de la régénération naturelle d'épinette noire (Picea mariana) après une coupe sur des sites susceptibles à l'envahissement par les éricacées. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, 54 p.
- Emili, L. A., Price, J. S. et Fitzgerald, D. F. (2006) Hydrogeological influences on forest community type along forest-peatland complexes in coastal British Columbia. Canadian Journal of Forest Research, vol. 36, n°8, p. 2024-2037.
- Falkowski, M. J., Hudak, A. T., Crookston, N. L., Gessler, P. E., Uebler, E. H. et Smith, A. M. S. (2010) Landscape-scale parameterization of a tree-level forest growth model: A k-nearest neighbor imputation approach incorporating LiDAR data. Canadian Journal of Forest Research, vol. 40, n°2, p. 184-199.
- Fick, S.E. et Hijmans, R.J. (2017) WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. International Journal of Climatology, vol. 37, p. 4302 4315.
- Fleming, R. L., Mossa, D. S. et Marek, G. T. (2005) Upland black spruce stand development 17 years after cleaning and precommercial thinning. Forestry Chronicle, vol. 81, n°1, p. 31-41.
- Fradette, M.-S., Leboeuf, A., Riopel, M. et Bégin, J. (2019) Method to Reduce the Bias on Digital Terrain Model and Canopy Height Model from LiDAR Data. Remote Sensing, vol. 11, n°7, p. 863.
- Furze, S., Castonguay, M., Ogilvie, J., Nasr, M., Cormier, P., Gagnon, R., Adams, G. et Arp, P.
 A. (2017) Assessing Soil-Related Black Spruce and White Spruce Plantation Productivity.
 Open Journal of Forestry, vol. 07, n°02, p. 209-227.
- Gagnon, R. et Morin, H. (2001) Les forêts d'épinette noire du Québec : dynamique, perturbations et biodiversité. Le naturaliste canadien, vol. 125, n°Automne 2001, p. 26-35.

Gaveau, D. L. A. et Hill, R. A. (2003) Quantifying canopy height underestimation by laser pulse

penetration in small-footprint airborne laser scanning data. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 29, n°5, p. 650-657.

- Grant, R. F. (2004) Modeling topographic effects on net ecosystem productivity of boreal black spruce forests. Tree Physiology, vol. 24, n°1, p. 1-18.
- Guindon, L., Bernier, P., Gauthier, S., Stinson, G., Villemaire, P. et Beaudoin, A. (2018) Missing forest cover gains in boreal forests explained. Ecosphere, vol. 9, n°January.
- Gutsell, S. L. et Johnson, E. A. (2002) Accurately ageing trees and examining their height-growth rates: Implications for interpreting forest dynamics. Journal of Ecology, vol. 90, n°1, p. 153-166.
- Härkönen, S., Tokola, T., Packalén, P., Korhonen, L. et Mäkelä, A. (2013) Predicting forest growth based on airborne light detection and ranging data, climate data, and a simplified process-based model. Canadian Journal of Forest Research, vol. 43, n°4, p. 364-375.
- Hodgson, M. E., Jensen, J., Raber, G., Tullis, J., Davis, B. A., Thompson, G. et Schuckman, K. (2005) An Evaluation of Lidar-derived Elevation and Terrain Slope in Leaf-off Conditions. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 71, n°7, p. 817-823.
- Huang, S. et Titus, S. J. (1994) An age-independent individual tree height prediction model for boreal spruce-aspen stands in Alberta. Canadian Journal of Forest Research, vol. 24, p. 1295 -1301.
- Inderjit et Mallik, A. U. (2002) Can Kalmia angustifolia interference to black spruce (Picea mariana) be explained by allelopathy? Forest Ecology and Management, vol. 160, n°1-3, p. 75-84.
- Kane, V. R., Bakker, J. D., McGaughey, R. J., Lutz, J. A., Gersonde, R. F. et Franklin, J. F. (2010) Examining conifer canopy structural complexity across forest ages and elevations with LiDAR data. Canadian Journal of Forest Research, vol. 40, n°4, p. 774-787.
- Kleinbaum, D. G., Kupper, L. L., Muller, K. E. et Nizam, A. (1988) Applied regression analysis and other multivariable methods (Vol. 601). Duxbury Press Belmont, CA, 906 p.
- Laamrani, A., Valeria, O., Bergeron, Y., Fenton, N., Cheng, L. Z. et Anyomi, K. (2014) Effects ©Batistin Bour - 2020

of topography and thickness of organic layer on productivity of black spruce boreal forests of the canadian clay belt region. Forest Ecology and Management, vol. 330, p. 144-157.

- Laflèche, V., Bernier, S., Saucier, J.-P. et Gagné, C. (2013) Indices de qualité de station des principales essences commerciales en fonction des types écologiques du Québec méridional. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, 115 p.
- Larouche, C., Gauthier, M.-M. et Tremblay, S. (2013) Les coupes totales. Le guide sylvicole du Québec. Tome 2 Les comcepts et l'application de la sylvicultude. (Les public., p. 370-409).
- Leboeuf, A. et Pomerleau, I. (2015) Projet d'acquisition de données par le capteur LiDAR à l'échelle provinciale : analyse des retombées et recommandations, Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, 15 p.
- Lepage, M. et Bourgeois, G. (2011) Le réseau québécois de stations météorologiques. Ministère de l'Énergie et des Ressources Naturelles, p. 15.
- Lindgren, D., Ying, C. C., Elfving, B. et Lindgren, K. (1994) Site index variation with latitude and altitude in IUFRO pinus contorta provenance experiments in Western Canada and Northern Sweden. Scandinavian Journal of Forest Research, vol. 9, n°1-4, p. 270-274.
- Lowry, G. L. (1975) Black Spruce Site Quality as Related to Soil and Other Site Conditions. Soil science society of America Journal, vol. 39, n°1, p. 125-131.
- Ma, Q., Su, Y., Tao, S. et Guo, Q. (2018) Quantifying individual tree growth and tree competition using bi-temporal airborne laser scanning data: a case study in the Sierra Nevada Mountains, California. International Journal of Digital Earth, vol. 11, n°5, p. 485-503.
- Matasci, G., Hermosilla, T., Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C., Hobart, G. W., Bolton, D. K., Tompalski, P. et Bater, C. W. (2018) Three decades of forest structural dynamics over Canada's forested ecosystems using Landsat time-series and lidar plots. Remote Sensing of Environment, vol. 216, n°May, p. 697-714.
- McGaughey, R. J. (2018) FUSION/LDV: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization. 154 p.
- McKenney, D. W. et Pedlar, J. H. (2003) Spatial models of site index based on climate and soil properties for two boreal tree species in Ontario, Canada. Forest Ecology and Management, vol. 175, n°1-3, p. 497-507.
- Means, J. E., Acker, S. A., Fitt, B. J., Renslow, M., Emerson, L. et Hendrix, C. J. (2000) Predicting forest stand characteristics with airborne scanning lidar. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 66, n°11, p. 1367-1371.
- MERN, (Ministère de l'Énergie et des Ressources Naturelles) (2016) Géobase du réseau hydrographique du Québec - Guide de l'utilisateur, p. 94 p.
- MERN, (Ministère de l'Énergie et des Ressources Naturelles) (2019) AQreseau+: Guide de l'utilisateur, p. 73 p.
- Messaoud, Y. et Chen, H. Y. H. (2011) The influence of recent climate change on tree height growth differs with species and spatial environment. PLoS ONE, vol. 6, n°2.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2007) Guide de reconnaissance des types écologiques, p. 202 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2016a) Ressources et industries forestières du Québec portrait statistique Édition 2016, p. 114 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2016b) PLACETTES-ÉCHANTILLONS TEMPORAIRES Normes techniques, p. 172 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2016c) Guide d'utilisation des produits intégrés de l'inventaire écoforestier du Québec méridional, p. 38 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2016d) PLACETTES-ÉCHANTILLONS PERMANENTES Normes techniques, p. 254 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2018a) Cartographie du 5e inventaire écoforestier du Québec méridional - Méthodes et données associées, p. 111 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2018b) Guide d'utilisation des résultats de compilations forestières par forel, p. 20 p.
- MFFP, (Ministère des Forêts de la Faune et des Parcs) (2018c) Résultats dendrométriques au

ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, p. 17.

- Mohamedou, C., Tokola, T. et Eerikäinen, K. (2017) LiDAR-based TWI and terrain attributes in improving parametric predictor for tree growth in southeast Finland. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 62, n°May, p. 183-191.
- Müssenberger, F., Miron, S., Riopel, M., Bégin, J. et Saucier, J. P. (2010) Chapitre 2 : Équations linéaires hauteur-âge pour l'estimation d'un IQS potentiel au niveau provincial,. Le potentiel d'accroissement d'une station écoforestière : prédiction de l'indice de qualité de station et de l'accroissement annuel moyen potentiel par polygone forestier pour la forêt publique commerciale du Québec, Université Laval (p. 36-58).
- Næsset, E. et Bjerknes, K. O. (2001) Estimating tree heights and number of stems in young forest stands using airborne laser scanner data. Remote Sensing of Environment, vol. 78, n°3, p. 328-340.
- Næsset, E. et Gobakken, T. (2005) Estimating forest growth using canopy metrics derived from airborne laser scanner data. Remote Sensing of Environment, vol. 96, n°3-4, p. 453-465.
- Nyström, M., Holmgren, J. et Olsson, H. (2012) Prediction of tree biomass in the forest-tundra ecotone using airborne laser scanning. Remote Sensing of Environment, vol. 123, p. 271-279.
- Paulsen, J., Weber, U. M. et Korner, C. (2000) Tree Growth near Treeline: Abrupt or Gradual Reduction with Altitude? Arctic, Antarctic, and Alpine Research, vol. 32, n°1, p. 14-20.
- Pearson, E. S. (1931) The test of significance for the correlation coefficient. Journal of the American Statistical Association, vol. 26, n°174, p. 128-134.
- Pitt, D. et Lanteigne, L. (2008) Long-term outcome of precommercial thinning in northwestern New Brunswick: Growth and yield of balsam fir and red spruce. Canadian Journal of Forest Research, vol. 38, n°3, p. 592-610.
- Popescu, S. C., Wynne, R. H. et Nelson, R. F. (2002) Estimating plot-level tree heights with lidar: local filtering with a canopy-height based variable window size, vol. 37, p. 71-95.
- Pretzsch, H. (2009) Forest Dynamics, Growth and Yield. 617 p.

- Prévost, M. et Dumais, D. (2018) Long-term growth response of black spruce advance regeneration (layers), natural seedlings and planted seedlings to scarification: 25th year update. Scandinavian Journal of Forest Research, vol. 33, n°6, p. 583-593.
- Raduła, M. W., Szymura, T. H. et Szymura, M. (2018) Topographic wetness index explains soil moisture better than bioindication with Ellenberg's indicator values. Ecological Indicators, vol. 85, n°March 2017, p. 172-179.
- Raulier, F., Lambert, M. C., Pothier, D. et Ung, C. H. (2003) Impact of dominant tree dynamics on site index curves. Forest Ecology and Management, vol. 184, n°1-3, p. 65-78.
- Régnière, J. et Saint-Amant, R. (2008) BioSIM 9: manuel de l'utilisateur. Service Canadien des forêts, 58 p.
- Robichaud, E. et Methven, I. R. (1993) The effect of site quality on the timing of stand breakup, tree longevity, and the maximum attainable height of black spruce. Canadian Journal of Forest Research, vol. 23, p. 1514-1519.
- Robitaille, A. et Saucier, J.-P. (1998) Paysages régionaux du Québec méridional, 213 p.
- Roussel, J. R., Caspersen, J., Béland, M., Thomas, S. et Achim, A. (2017) Removing bias from LiDAR-based estimates of canopy height: Accounting for the effects of pulse density and footprint size. Remote Sensing of Environment, vol. 198, p. 1-16.
- Ryan, M. G. et Yoder, B. J. (1997) Hydraulic limits to tree height and tree growth: What keeps trees from growing beyond a certain height? BioScience, vol. 47, n°4, p. 235-242.
- Sibona, E., Vitali, A., Meloni, F., Caffo, L., Dotta, A., Lingua, E., Motta, R. et Garbarino, M. (2017) Direct measurement of tree height provides different results on the assessment of LiDAR accuracy. Forests, vol. 8, n°1, 12 p.
- Sievanen, R., Matala, J., Hynyen, J., Miina, J., Ojansuu, R., Peltola, H., Vaisanen, H. et Kellomaki, S. (2003) Comparison of a physiological model and a statistical model for prediction of growth and yield in boreal forests. Ecological Modelling, vol. 161, n°1-2, p. 95-116.

Silván-Cárdenas, J. L. et Wang, L. (2006) A multi-resolution approach for filtering LiDAR

altimetry data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 61, n°1, p. 11-22.

- Simard, M., Bernier, P. Y., Bergeron, Y., Paré, D. et Guérine, L. (2009) Paludification dynamics in the boreal forest of the James Bay Lowlands: Effect of time since fire and topography. Canadian Journal of Forest Research, vol. 39, n°3, p. 546-552.
- St-Onge, B., Vega, C., Fournier, R. A. et Hu, Y. (2008) Mapping canopy height using a combination of digital stereo-photogrammetry and lidar. International Journal of Remote Sensing, vol. 29, n°11, p. 3343-3364.
- Sullivan, P. F., Pattison, R. R., Brownlee, A. H., Cahoon, S. M. P. et Hollingsworth, T. N. (2017) Limited evidence of declining growth among moisture-limited black and white spruce in interior Alaska. Scientific Reports, vol. 7, n°1, p. 1-14.
- Tompalski, P., Coops, N. C., White, J. C. et Wulder, M. A. (2015) Augmenting site index estimation with airborne laser scanning data. Forest Science, vol. 61, n°5, p. 861-873.
- Tompalski, P., Coops, N. C., White, J. C. et Wulder, M. A. (2016) Enhancing forest growth and yield predictions with airborne laser scanning data: Increasing spatial detail and optimizing yield curve selection through template matching. Forests, vol. 7, n°11, p. 1-20.
- Treitz, P., Lim, K., Woods, M., Pitt, D., Nesbitt, D. et Etheridge, D. (2012) LiDAR sampling density for forest resource inventories in Ontario, Canada. Remote Sensing, vol. 4, n°4, p. 830-848.
- Ung, C.-H., Bernier-Cardou, M. et Beaumont, J.-F. (1999) Relating site index to ecological factors in black spruce stands: Tests of hypotheses. Forest Science, vol. 45, n°4, p. 484-491.
- USDA Forest Service (2014) First Order Lidar Metrics : A supporting document for lidar deliverables, 15 p.
- Vaillancourt, M., Gauthier, S., Kneeshaw, D. et Bergeron, Y. (2009) Mise en oeuvre de l'aménagement écosystémique en forêt boréale - Exemples provenant de l'est du Canada. Presses de l'université du Québec, 49 p.
- Verbyla, D. L. et Fisher, R. F. (1989) Effect of aspect on ponderosa pine height and diameter

growth. Forest Ecology and Management, vol. 27, n°2, p. 93-98.

- Vianello, A., Cavalli, M. et Tarolli, P. (2009) LiDAR-derived slopes for headwater channel network analysis. Catena, vol. 76, n°2, p. 97-106.
- Wagg, W. B. (1967) Origin and development of white spruce root- forms. Forestry Branch, Canadian Department of Forestry and Rural Development, Ottawa, Ont. Publ. 1192., 45 p.
- Wang, G. G. (1995) White spruce site index in relation to soil, understory vegetation, and foliar nutrients. Canadian Journal of Forest Research, vol. 25, p. 29-38.
- Watt, M. S., Meredith, A., Watt, P. et Gunn, A. (2013) Use of LiDAR to estimate stand characteristics for thinning operations in young douglas-fir plantations. New Zealand Journal of Forestry Science, vol. 43, p. 1-10.
- White, J. (2014) Best practices for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using the area-based approach. Service Canadien des Forêts, 26 p.
- White, J. C., Tompalski, P., Vastaranta, M., Saarinen, N. et Stepper, C. (2017) A model development and application guide for generating an enhanced forest inventory using airborne laser scanning data and an area-based approach, Service Canadien des Forêts, 37 p.
- White, J. et Wulder, M. (2017) Enhanced Forest Inventory (EFI): Western Update Key collaborators and acknowledgements. Service Canadien des Forêts, 24p.
- Woods, M., Pitt, D., Penner, M., Lim, K., Nesbitt, D., Etheridge, D. et Treitz, P. (2011) Operational implementation of a LiDAR inventory in Boreal Ontario. Forestry Chronicle, vol. 87, n°4, p. 512-528.
- Yamasaki, S. H., Fyles, J. W., Egger, K. N. et Titus, B. D. (1998) The effect of Kalmia angustifolia on the growth, nutrition, and ectomycorrhizal symbiont community of black spruce. Forest Ecology and Management, vol. 105, n°1-3, p. 197-207.
- Yu, X. et Maltamo, M. (2004) Effects Of Flight Altitude On Tree Height Estimation Using Airborne Laser Scanning. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. XXXVI, n°8/W2, p. 96-101.
- Zhang, S. Y., Chauret, G., Swift, D. E. et Duchesne, I. (2006) Effects of precommercial thinning ©Batistin Bour - 2020

on tree growth and lumber quality in a jack pine stand in New Brunswick, Canada. Canadian Journal of Forest Research, vol. 36, n°4, p. 945-952.

Zhou, X., Peng, C., Dang, Q. L., Chen, J. et Parton, S. (2005) Predicting forest growth and yield in northeastern Ontario using the process-based model of TRIPLEX1.0. Canadian Journal of Forest Research, vol. 35, n°9, p. 2268-2280.

9. Annexes

Annexe 1. Liste des combinaisons de variables testées pour identifier le modèle le plus parcimonieux.

- [1] "P95 ~ AGE + Pente"
- [2] "P95 ~ AGE + Exposition"
- [3] "P95 ~ AGE + TWI"
- [4] "P95 ~ AGE + Dépôt de surface"
- [5] "P95 ~ AGE + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$)"
- [6] "P95 ~ AGE + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"
- [7] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition"
- [8] "P95 ~ AGE + Pente + TWI"
- [9] "P95 ~ AGE + Pente + Dépôt de surface"
- [10] "P95 ~ AGE + Pente + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [11] "P95 ~ AGE + Pente + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"
- [12] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI"
- [13] "P95 ~ AGE + Exposition + Dépôt de surface"
- [14] "P95 ~ AGE + Exposition + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [15] "P95 ~ AGE + Exposition + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"
- [16] "P95 ~ AGE + TWI + Dépôt de surface"
- [17] "P95 ~ AGE + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [18] "P95 ~ AGE + TWI + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"
- [19] "P95 ~ AGE + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [20] "P95 ~ AGE + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"
- [21] "P95 ~ AGE + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement

sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

- [22] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI"
- [23] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Dépôt de surface"
- [24] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [25] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"
- [26] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Dépôt de surface"
- [27] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [28] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"
- [29] "P95 ~ AGE + Pente + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$)"
- [30] "P95 ~ AGE + Pente + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"
- [31] "P95 ~ AGE + Pente + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"
- [32] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Dépôt de surface"
- [33] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"
- [34] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[35] "P95 ~ AGE + Exposition + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"

[36] "P95 ~ AGE + Exposition + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[37] "P95 ~ AGE + Exposition + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[38] "P95 ~ AGE + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"

[39] "P95 ~ AGE + TWI + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[40] "P95 ~ AGE + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"

[41] "P95 ~ AGE + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[42] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Dépôt de surface"

[43] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"

[44] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[45] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"

[46] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[47] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[48] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$)"

[49] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[50] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"

[51] "P95 ~ AGE + Pente + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"

[52] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : \hat{A} ge)"

[53] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[54] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[55] "P95 ~ AGE + Exposition + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation \hat{A}

potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[56] "P95 ~ AGE + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"

[57] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge)"

[58] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Dépôt de surface + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[59] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Végétation potentielle + (Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[60] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + Dépôt de surface + Végétation potentielle +

(Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[61] "P95 ~ AGE + Pente + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation

potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

[62] "P95 ~ AGE + Exposition + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle + (Végétation

potentielle : $\hat{A}ge$) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : $\hat{A}ge$)"

[63] "P95 ~ AGE + Pente + Exposition + TWI + Dépôt de surface + Végétation potentielle +

(Végétation potentielle : Âge) + Traitement sylvicole + (Traitement sylvicole : Âge)"

72

Annexe 2. Paramètres utilisés dans le logiciel FUSION pour le calcul des métriques LIDAR

Pour le détail des commandes utilisés dans FUSION, voir McGaughey (2018)

GridSurfaceCreate :

- /lasclass : 2
- 20 M M 1 19 0 0
- 1 M M 1 19 0 0

GridMetrics :

- /nointensity
- /first
- /minht :1
- /outlier :-1,30
- /align : (MNT 20 m de résolution)
- /topo :20,+north
- 120
- MNT de référence = MNT à 1 m de résolution.







Annexe 4. Cartographie de l'altitude, en mètres depuis le niveau de la mer, pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 5. Cartographie de la hauteur du P95 LiDAR pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 6. Cartographie de la pente, en degrés, pour tout le site d'étude à une résolution de 20 т.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 7. Cartographie du TWI pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m.



Annexe 8. Cartographie de l'exposition (azimut) pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m.



Annexe 9. Cartographie des degrés-jours pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 10. Cartographie de la végétation potentielle, extraite pour tout le site d'étude d'après la carte écoforestière du Québec.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 11. Cartographie des dépôts de surface présents dans le site d'étude, extraits de la carte écoforestière du Québec.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 12. Sites présentant des peuplements dominés par l'épinette noire présents dans le site d'étude (résolution de 20m), extraits de la carte écoforestière du Québec.

©Batistin Bour - 2020

Annexe 13. Sites présentant des peuplements contenant des épinettes noires et ayant été perturbés 50 ans avant une acquisition LiDAR, la composition a été extraite de la carte écoforestière du Québec.





Annexe 14. Proportion de feuillus présents dans le site d'étude, à une résolution de 20 m.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 15. Cartographie de l'IQS_{MFFP} pour tout le site d'étude, à une résolution de 20 m.

©Batistin Bour - 2020



Annexe 16. Valeurs d'IQS_{LiDAR} prédites pour tout le site d'étude à une résolution de 20 m, par type de traitement sylvicole à l'origine des peuplements et par modèles (RM et RF).

©Batistin Bour - 2020