



BIBLIOTHÈQUE

CÉGEP DE L'ABITIBI-TÉMISCAMINGUE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) a obtenu l'autorisation de l'auteur de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans [Depositum](#), site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous. L'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre.

Warning

The library of the Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue and the Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) obtained the permission of the author to use a copy of this document for nonprofit purposes in order to put it in the open archives [Depositum](#), which is free and accessible to all. The author retains ownership of the copyright on this document.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

DÉTECTION AUTOMATISÉE DU RÉSEAU ROUTIER EN FORÊT BORÉALE PAR
TÉLÉDÉTECTION

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN ÉCOLOGIE

PAR

LIEVIN NKUBA KASANDA

NOVEMBRE 2020

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier profondément mon directeur de recherche Osvaldo Valeria et mon co-directeur Richard Fournier, de m'avoir confié ce projet de recherche ainsi que pour la confiance qu'ils m'ont accordée au cours de sa réalisation. Je suis reconnaissant pour leurs conseils pertinents, leur disponibilité, leur générosité, leur support ainsi que leur suivi tout le long de ce projet. Un grand merci à Philippe Marchand qui m'avoir aidé dans mes analyses statistiques tout au long de ce projet. Je voudrais aussi remercier Patricia et Phillippe Girardin pour leur assistance dans la récolte de données pendant les sorties sur le terrain. Je n'oublie pas Danièle Laporte et Marie Hélène Longpré pour leur sympathie, aide dans la logistique et leur générosité. À tous les professeurs, chercheurs, et étudiants de l'institut de recherche sur les forêts de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, ainsi que mes collègues du laboratoire de système d'information géographique, merci pour vos moments inoubliables de partage scientifique et de pause-café.

Mes remerciements s'adressent également à nos partenaires financiers : Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), la chaire industrielle en aménagement forestier durable CRSNG-UQAT-UQAM (Chaire AFD), Produits forestiers Résolu, RYAM Gestion Forestière, RÉBEC et Barrette-Chapais. Enfin, un merci spécial surtout à mes parents Patrick Kasanda et Charlotte Ngudia, à mon oncle Jean Médard Mukuna, Yannick Tshibasus ainsi qu'à toute ma famille qui m'a toujours soutenu et encouragé au cours de la réalisation de cette étude.

AVANT-PROPOS

Le mémoire est subdivisé en deux principaux chapitres, suivi d'une conclusion générale et une annexe. Le chapitre 1 présente d'abord une introduction générale, incluant l'état des connaissances. Le chapitre 2 contient l'essentiel de la recherche qui a permis la détection automatisée du réseau routier dans la forêt boréale à partir des données de télédétection. La conclusion générale est présentée par la suite pour faire valoir les retombées de l'étude. L'annexe A présente les résultats détaillés de l'analyse de sensibilité des paramètres de la segmentation multirésolution pour chaque donnée d'entrée (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux sources de données précédentes), l'annexe B présente les résultats de l'évaluation des performances par zone d'étude (Senneterre, la Dorée et la Tuque) en fonction de la source de données (LiDAR, Sentinel-2 analyse de sensibilité des paramètres de la segmentation et la fusion de deux sources de données précédentes) avant post-traitement et l'annexe C présente les résultats de l'évaluation des performances par zone d'étude (Senneterre, la Dorée et la Tuque) en fonction de la source de données (LiDAR, sentinel-2 analyse de sensibilité des paramètres de la segmentation et la fusion de deux sources de données précédentes) après post-traitement.

TABLE DES MATIÈRES

AVANT-PROPOS	iii
LISTE DES FIGURES	vi
LISTE DES TABLEAUX.....	viii
RÉSUMÉ	ix
CHAPITRE I INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1.1 Problématique.....	1
1.2 État des connaissances.....	3
1.2.1 Réseau routier forestier.....	3
1.2.2 Caractérisation du réseau routier forestier.....	3
1.2.3 Données de télédétection.....	6
1.2.4 Techniques de classification d'images de télédétection pour la détection de routes ...	7
1.3 Objectifs	10
CHAPITRE II DÉTECTION AUTOMATIQUE DU RÉSEAU ROUTIER EN FORÊT BORÉALE PAR TÉLÉDÉTECTION	11
2.1 Résumé	12
2.2 Introduction	13
2.3 Méthodes	16
2.3.1 Zone d'étude.....	16
2.3.2 Données	17
2.3.3 Détection et caractérisation des routes	19
2.4 Résultats	26
2.4.1 Prétraitement des données disponibles.....	26
2.4.2 Étude de sensibilité des paramètres de la segmentation.....	28
2.4.3 Sélection des métriques	30
2.4.4 Classification par fonctions d'appartenance.....	31
2.4.5 Post-traitement.....	31
2.4.6 Évaluation des performances.....	34

2.5 Discussion.....	37
2.6 Conclusion.....	40
CHAPITRE III CONCLUSION GÉNÉRALE	41
ANNEXE A ANALYSE DE SENSIBILITE DES PARAMETRES DE LA SEGEMENTATION MULTI-RESOLUTION.....	43
ANNEXE B ÉVALUATION DES PERFORMANCES PAR ZONE D'ÉTUDE (SENNETERRE, LA DORÉE ET LA TUQUE) EN FONCTION DE LA SOURCE DE DONNÉES (LIDAR, SENTINEL-2 ET LA FUSION DE DEUX) AVANT POST- TRAITEMENT	46
ANNEXE C ÉVALUATION DES PERFORMANCES PAR ZONE D'ÉTUDE (SENNETERRE, LA DORÉE ET LA TUQUE) EN FONCTION DE LA SOURCE DE DONNÉES (LIDAR, SENTINEL-2 ET LA FUSION DE DEUX) APRÈS POST- TRAITEMENT	47
BIBLIOGRAPHIE GÉNÉRALE.....	48

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
1.1 Représentation d’erreurs topologiques liées à la connectivité de réseau routier, segments de routes discontinues représentés par la ligne et le cercle rouge.....	4
1.2 Composantes morphologiques de la route forestière tirée de (Latrémouille, 2012).....	4
1.3 Acquisition des données LiDAR (Bonnet <i>et al.</i> , 2013).....	6
2.1 Trois zones d’étude (Senneterre, la Doré et la Tuque) sur le territoire du Québec méridional et identification d’échantillons d’observation terrain (n=241).....	17
2.2 Boîte à moustaches de la caractérisation de routes. La ligne épaisse représente la médiane (50e percentile). Le carré représente la distribution des données entre les 25e et 75e percentiles représentant le 50% de données se situant dans cette plage. Les lignes prolongées représentent la variabilité en dehors des percentiles supérieurs et inférieurs. Les points sont des valeurs extrêmes. (a) Trois catégories de chemins larges, moyens et étroits selon la largeur de l’emprise (m) et (b) trois classes de pente longitudinale, faible, moyenne et large (%)......	18
2.3 L’approche de détection automatisée des routes basée sur les objets à partir des images Sentinel-2 (IC : Indice de Cuirasse) et LiDAR aéroporté (MNT : Modèle Numérique de Terrain et MHC : Modèle en Hauteur de Canopée) en forêt boréale.....	21
2.4 Indice de cuirasse pour les portions de trois zones d’étude : Senneterre, la Doré et la Tuque.....	27
2.5 Pente pour les portions de trois zones d’étude : Senneterre, la Doré et la Tuque.....	27
2.6 Le modèle de hauteur de canopée pour les portions de trois zones d’étude : Senneterre, la Doré et la Tuque.....	28

2.7	Segmentations multirésolution et par différence spectrale des portions de trois zones d'étude (Senneterre, la Doré et la Tuque)	29
2.8	Carte de détection des routes par zone d'études (Sennterre, la Tuque et la Doré) en fonction de type de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) avant post-traitement.....	32
2.9	Carte de détection des routes par zone d'études (Sennterre, la Tuque et la Doré) en fonction de type de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) après post-traitement.....	33
2.10	Cartographie du réseau routier de la zone de Senneterre détecté par l'approche utilisant la fusion du LiDAR et Sentinel-2 après post-traitement (en rose).....	36
2.11	Boîte à moustaches de la variation de largeur de l'emprise de routes obtenue par la classification de l'approche LiDAR et Sentinel-2 de la zone de Senneterre et de largeur de l'emprise de données des observations de terrain. La ligne épaisse représente la médiane (50e percentile). Le carré représente la distribution des données entre les 25e et 75e percentiles représentant le 50% de données se situant dans cette plage. Les lignes prolongées représentent la variabilité en dehors des percentiles supérieurs et inférieurs. Les points sont des valeurs extrêmes.....	37

LISTE DES TABLEAUX

Tableau		Page
1.1	Classification fonctionnelle des routes forestières au Québec. Extrait du guide de signalisation routière sur les terres dans les forêts des terres du domaine de l'état (MFFP, 2020).....	5
2.1	Valeurs optimales des paramètres de la segmentation multirésolution selon le type de données LiDAR, Sentinel-2 et les deux combinées.....	28
2.2	Métriques dominantes par nature de la source de données LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux communes aux trois zones d'étude.....	30
2.3	Évaluation de la précision moyenne des métriques (précision globale, erreur de commission, erreur d'omission et l'indice de Kappa) de trois zones d'étude en fonction de chaque source de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) avant et après post-traitement.....	35

RÉSUMÉ

Les routes forestières sont essentielles pour l'aménagement forestier durable, il est important pour les gestionnaires des forêts de détenir l'information adéquate du réseau routier dans leur prise de décision. Ce projet a permis d'évaluer l'apport de trois approches orientées objets d'extraction du réseau routier en forêt boréale à partir de; 1) LiDAR aéroporté à 1 mètre de résolution spatiale; 2) l'image satellitaire Sentinel-2 à 10 mètres de résolution et 3) la fusion de deux sources de données précédentes. Le but étant non seulement d'estimer la contribution individuelle de chaque donnée, mais aussi de compléter les informations morphologiques sur les routes forestières afin de mettre à jour les bases de données géographiques disponibles, à partir d'un processus de détection automatique par télédétection. En effet, les bases de données disponibles sont sujettes des incohérences dues aux problèmes liés à la structuration des données reflétant la réalité de terrain ainsi que des limitations sur le géoréférencement qui affectent la prise de décision sur l'ensemble du territoire forestier. Avec l'essor de la technologie de produits de télédétection et de systèmes d'information géographique, nous proposons dans cette étude, une approche de classification automatique basée sur les objets pour l'identification et la caractérisation automatique des chemins en forêt boréale. La segmentation multirésolution a été appliquée aux trois approches sur trois zones d'étude situés au Québec. Les objets linéaires détectés ont été construits de manière itérative en objets linéaires routes par utilisation supplémentaire de la segmentation basée sur la différence spectrale. Les objets linéaires routes ont ainsi été classifiés en réseau routier à partir d'un jeu de règles, définissant ainsi le processus de la classification orientée objet. Les données des composantes morphologiques des routes (largeur de l'emprise et pente longitudinale) ont été extraites du réseau routier pour servir de caractérisation automatique des chemins forestiers. Cette approche méthodologique minimise les incohérences d'informations retrouvées dans les outils cartographiques actuellement disponibles (Routard) et contribue à la documentation sur la morphologie (qualité de l'information sur la géométrie) des données routières disponibles. Les

résultats montrent pour les trois zones d'étude que l'approche utilisant la fusion de données Sentinel-2 et LiDAR améliore considérablement les performances de la précision globale (88%) quant à la détection de réseau routier par rapport à l'approche basée sur Sentinel-2 (70%) et celle basée sur LiDAR (63%). Les résultats obtenus sont présentés sous la forme d'une couche vectorielle dans une base de données d'information géographique pour un territoire d'étude.

Mots clés : Aménagement forestier, Classification orientée objet, LiDAR aéroporté, Routard, Sentinel-2, Télédétection.

CHAPITRE I

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1 Problématique

Au Québec, la forêt boréale est une ressource de production de valeur économique principalement de la production de bois, de la chasse et de la pêche. La forêt nécessite par conséquent un moyen d'accès pour l'extraction des ressources, définissant des chemins de transport pour les produits forestiers (White *et al.*, 2010). Les moyens d'accès dans la forêt présentent un défi majeur pour l'acquisition des ressources en général et de l'aménagement forestier en particulier (Lugo et Gucinski, 2000; White *et al.*, 2010). Les routes forestières jouent un rôle indispensable d'accès au territoire pour de nombreuses opérations forestières dans l'aménagement forestier durable (Ferraz *et al.*, 2016). Elles permettent la gestion forestière, fournissent aux utilisateurs et aux machines de traitement un accès facile aux territoires d'exploitation pour tirer profit des produits forestiers (Sherba *et al.*, 2014). Les routes améliorent également la disponibilité des produits de la récolte forestière par le transport du bois récolté vers les unités de transformation et les lieux d'utilisation (Lugo et Gucinski, 2000). Elles protègent le territoire contre les feux de forêts (Ferraz *et al.*, 2016; Kiss *et al.*, 2015) en augmentant la connectivité entre les écosystèmes (utilisateurs et occupants) de la forêt et en offrant une surface assez homogène de déplacement (Lugo et Gucinski, 2000).

Les routes forestières interrompent horizontalement les flux écologiques en provoquant des effets hydrologiques du paysage (Forman et Alexander, 1998). Le réseau routier engendre des fragments isolés et des coupures brusques du territoire forestier, occasionnant ainsi la destruction et la reconfiguration directes des écosystèmes existants (Avon *et al.*, 2010; Coffin, 2007). Par conséquent, les infrastructures routières altèrent significativement la diversité des communautés aquatiques et végétales (Avon *et al.*, 2010). Les routes forestières affectent considérablement la

biodiversité des espèces environnantes, la dynamique des communautés et le fonctionnement des écosystèmes par la transformation de la structure spatiale du paysage (Forman et Alexander, 1998; Harper *et al.*, 2005). Les perturbations des structures routières impactent sur la survie quotidienne d'importantes espèces au sein de la forêt en rendant leurs conditions environnementales inadaptées (Aragón *et al.*, 2015; Forman et Alexander, 1998). Au Québec, le Ministère des Forêts, Faune et Parcs (MFFP) est responsable de l'élaboration du Règlement sur l'Aménagement Durable des Forêts (RADF) du domaine de l'état, par l'entremise de la Loi sur l'aménagement durable du territoire forestier (LADTF) (Québec, 2018). Ces deux directives permettent de guider la gestion et le maintien de chemins forestiers quant à la conformité de leurs caractéristiques et propriétés physiques.

La cartographie des routes forestières est indispensable aux gestionnaires des forêts dans leur prise de décision (White *et al.*, 2010). Ces décisions s'appuient principalement des cartes dans lesquelles sont répertoriées l'ensemble des routes connectées entre elles, formant un réseau (Xie et Levinson, 2007). Au Québec, une base de données géographique des informations routières appelée le Routard, a été mise en place par la fusion des données sur les chemins provenant des différents acteurs forestiers. Cependant, cette dernière souffre de manque d'informations spatiales sur le réseau routier telles que la largeur de l'emprise, la pente et la longueur, et l'incohérence des données dues aux différentes structures de données provenant des acteurs forestiers. Par ailleurs, l'intégration de plusieurs informations ayant des structures différentes de données routières résulte également une caractérisation incohérente des chemins forestiers (Dallaire, 2013; Latrémouille, 2012). La caractérisation routière selon Latrémouille (2012) se réfère aux propriétés physiques des chemins, notamment la longueur, largeur, l'emprise, pente longitudinale et pente transversale. Chaque route restitue des propriétés géométriques appropriées par rapport à sa construction et son usage dans la gestion forestière (Latrémouille, 2012). Il est donc impératif de développer des outils et des méthodes d'apprentissage automatique pour détecter et extraire les informations morphologiques des routes forestières (Ferraz *et al.*, 2016; Sherba *et al.*, 2014) afin d'alimenter et de mettre à jour les bases de données disponibles.

Les méthodes basées sur la photographie aérienne pour identifier les routes sont souvent insuffisantes à cause de leur limite en information spatiale et spectrale (Amini *et al.*, 2002; Clode *et al.*, 2004; Hyypä *et al.*, 2000). Pour leur part, les imageries satellitaire et aérienne apportent d'informations spectrales suffisantes pour identifier le sol nu et la végétation, mais l'usage de ces images reste limité pour restituer les informations du sol en présence d'un couvert végétal dense (Benkouider *et al.*, 2012; Mena, 2003). L'usage des données LiDAR (*Light Detection And Ranging*) permet de remédier aux limites de l'imagerie satellitaire puisque le faisceau laser peut pénétrer le couvert végétal dense et atteindre le sol (Benz *et al.*, 2004; Ferraz *et al.*, 2016; Rieger *et al.*, 1999). Pour remédier aux limites actuelles des outils de télédétection, cette étude s'appuie sur l'évolution technologique des données de télédétection (satellitaire et LiDAR), pour tirer d'avantage des informations spectrales, spatiales, géométriques et texturales disponibles. Les avantages que proposent les données de télédétection permettraient d'identifier, d'extraire les informations morphologiques et de caractériser les routes par utilisation des techniques de traitement d'image numérique et d'apprentissage automatique.

1.2 État des connaissances

1.2.1 Réseau routier forestier

Le réseau routier forestier est formé par plusieurs segments des routes interconnectées, dans le but de permettre l'accès aisé au territoire pour se procurer des ressources forestières ou pour les besoins d'inventaire (Gucinski *et al.*, 2001; Kiss *et al.*, 2015). Les routes forestières sont indispensables à tous les utilisateurs de la forêt (Chauvin, 2002; White *et al.*, 2010). Un intérêt majeur est accordé aux routes forestières depuis plusieurs années quant au respect des normes, règlements et lois d'intervention dans les forêts par le fait qu'elles sont essentielles à l'aménagement forestier durable (Québec, 2018).

1.2.2 Caractérisation du réseau routier forestier

Cartographier le réseau routier forestier implique une représentation topologique dans laquelle les routes forment des liens et leurs intersections créent des nœuds. La connectivité des routes entre elles présente des propriétés topologiques telles que la continuité, la discontinuité et la localisation

des routes permettant de caractériser le réseau routier (Xie et Levinson, 2007). L'une des principales erreurs lors de la cartographie des caractéristiques du réseau routier est la discontinuité des tronçons de route, qui pose des problèmes topologiques quant à la représentation fidèle des chemins forestiers (Figure 1.1).

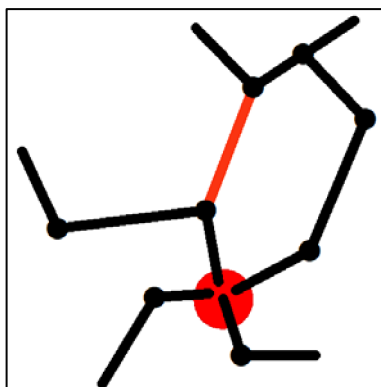


Figure 1.1 Représentation d'erreurs topologiques liées à la connectivité de réseau routier, segments de routes discontinues représentés par la ligne et le cercle rouge.

Les caractéristiques physiques de la route permettent également d'expliquer la structure morphologique de chaque route forestière. Un ensemble spécifique des variables géométriques de la route définit les caractéristiques physiques telles que la surface de roulement, la pente de la couronne et l'emprise de la route. Au Québec, Latrémouille (2012) a proposé les variables géométriques précises définissant les caractéristiques des composantes morphologiques de la route, parmi lesquelles, on retrouve cinq éléments principaux (Figure 1.2) : la surface de roulement, le fossé, la pente de la couronne et l'emprise (Latrémouille, 2012).

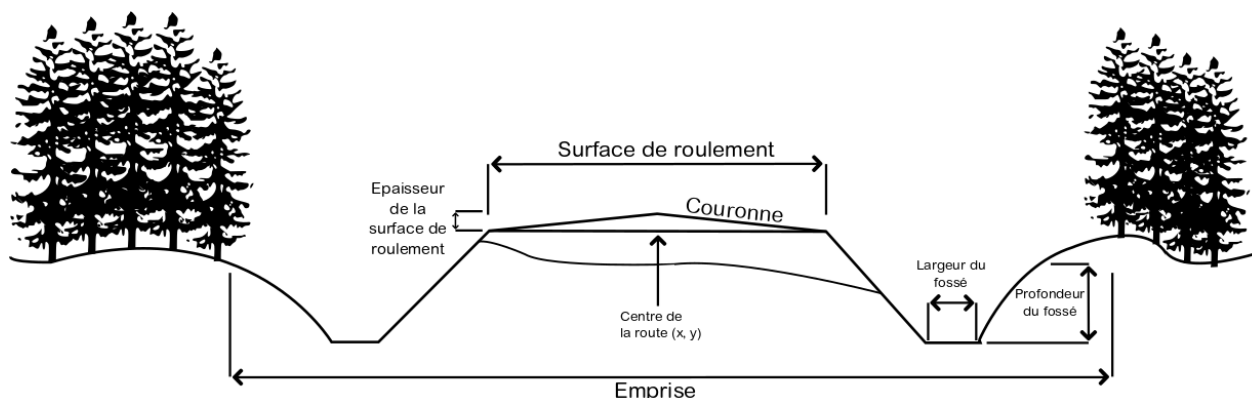


Figure 1.2 Composantes morphologiques de la route forestière tirée de (Latrémouille, 2012).

La caractérisation des routes dépend d'informations structurales et des paramètres des chemins forestiers (Latrémouille, 2012). Chaque pays dispose d'un cahier des charges des priorités d'utilisation des routes forestières, expliquant l'apport de chaque route dans l'activité forestière, qui peut être soit la valeur d'utilité, soit la densité de trafic dans la production forestière, soit la charge maximale supportée par la route (Gumus, 2009; Latrémouille, 2012; Lessard-Juneau, 2011; Lord *et al.*, 2009). La caractérisation des routes forestières varie d'un pays à un autre généralement en fonction des informations de construction et d'utilisation des routes telles que l'emprise, la pente, la largeur de la route, les matériaux utilisés, la charge de trafic, la vitesse, la couche de roulement et la quantité transportée en raison de la gestion forestière (Gumus, 2009; Lord *et al.*, 2009; Potočnik *et al.*, 2005). Le MFFP dispose d'une norme caractérisant les routes forestières, basée théoriquement sur les caractéristiques géométriques, structurales et physiques des routes telles que présentées dans le tableau 1.1 (Dallaire, 2013; Latrémouille, 2012). Cependant, cette classification fonctionnelle prête à confusion dans la pratique par manque de standardisation.

Tableau 1.1 Classification fonctionnelle des routes forestières au Québec. Extrait du guide de signalisation routière sur les terres dans les forêts des terres du domaine de l'état (MFFP, 2020).

Caractéristiques	Classes fonctionnelles		
	1	2	3
Durée d'utilisation (ans)	25	25	10 - 15
Vitesse de roulement (km/h)	70	60	50
Emprise (m)	35	30	25
Surface de roulement sans accotement (m)	8,5	8	7,5
Accotement de chaque côté (m)	1	1	1
Courbure horizontale ou rayon minimal (m)	190	130	90
Pente adverse maximale (%)	6	7	8
Pente favorable maximale (%)	9	11	14
Matériaux utilisés	Gravier naturel	Gravier naturel	Sol minéral
Couche de roulement	Gravier tamisé	Gravier naturel	Gravier naturel
Largeur carrossable (m)	4,3	4,3	4,3

1.2.3 Données de télédétection

Parmi un choix très varié de données de la télédétection, les données satellitaires sont très utilisées dans des thèmes variés d'analyse spatiale (Ferraz *et al.*, 2016). La disponibilité des données satellitaires de nouvelle génération à très haute résolution spatiale a fait apparaître de nouvelles techniques d'analyse spatiales dans l'extraction automatique pour la classification thématique (Mokhtarzade et Zoej, 2007). Dans plusieurs travaux de recherche récents, la détection de route a été réalisée à partir des données optiques et indices dérivés provenant des satellites Ikonos, Quick-Bird, Sentinel-2, Spot5, WorldView-2 avec une précision globale variant entre 50,45% et 90% (Achbun *et al.*, 2011; Azmi *et al.*, 2015; Benkouider *et al.*, 2012; He, 2013; Mokhtarzade et Zoej, 2007).

Un autre type des données de télédétection, le LiDAR est une technologie permettant l'acquisition des données par avion ou hélicoptère. Ces données résultent en des nuages de points en trois dimensions (3D) représentant le couvert forestier et le sol (Figure 1.4) (Bonnet *et al.*, 2013). L'acquisition des données se fait par l'enregistrement d'impulsions laser envoyées par le système LiDAR vers le sol, à une altitude généralement comprise entre 200 et 1000 mètres (Bonnet *et al.*, 2013; Hyypä *et al.*, 2000). La donnée LiDAR permet de cartographier avec précision le relief par un modèle numérique de terrain (MNT) (Azizi *et al.*, 2014), la surface végétale ou des structures par le modèle numérique de surface (MNS) et aussi de procurer des métriques structurelles des objets d'occupation de sol (Ferraz *et al.*, 2016).

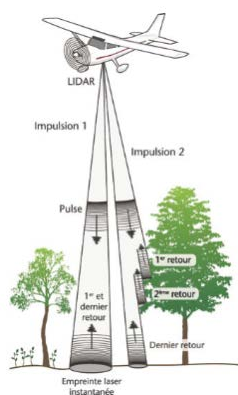


Figure 1.3 Acquisition des données LiDAR (Bonnet *et al.*, 2013).

Les premiers retours du faisceau laser procurent une représentation du dessus de la canopée et sont utilisés pour la génération de MNS. Et les derniers retours correspondent souvent à la surface du terrain et sont utilisés pour la génération de MNT (Azizi *et al.*, 2014; Ferraz *et al.*, 2016; Leboeuf et Pomerleau, 2016).

1.2.4 Techniques de classification d'images de télédétection pour la détection de routes

Plusieurs techniques d'extraction existent pour identifier des routes à partir des données de télédétection (Veneziano *et al.*, 2002). Le choix d'une technique de détection de route dépend du type et de la qualité de la donnée de télédétection. Elle repose généralement sur une technique de classification d'images pour identifier les composantes terrestres (Mena, 2003). Certaines données nécessitent un prétraitement avant d'entamer le processus de classification. On pense par exemple au traitement d'orthorectification des données dans le milieu montagneux pour éliminer des biais de géoréférence au traitement atmosphérique des images satellitaires, ou encore le traitement des valeurs radiométriques normalisées. Il faut aussi s'assurer que les données soient géoréférencées pour assurer leur compatibilité spatiale et permettre la superposition géométrique (Ta *et al.*, 2008). Les techniques d'extraction de réseau routier exploitent généralement deux types d'approches de classification des données de télédétection, en prenant en considération soit les caractéristiques spectrales de l'image (l'approche de la classification à base des pixels) ou soit un ensemble des caractéristiques spectrales, texturales et contextuelles des objets (l'approche de la classification orientée objet (COO)) (Achbun *et al.*, 2011).

La classification à base des pixels des données de télédétection est apparue dans les années 1970 et elle est basée sur les informations de chaque pixel. La méthode de classification à base des pixels consiste en un regroupement des pixels spectralement similaires pour réaliser la classification de l'image (Karsenty *et al.*, 2005). Cependant, la classification par pixel rend difficile l'interprétation de données à cause de l'effet de sel et poivre dans le résultat final (Achbun *et al.*, 2011). Lorsque la résolution spatiale est fine, la discrimination des différentes classes d'occupation du sol n'est plus aisée car l'hétérogénéité des objets à extraire croît. La classification par pixel n'est limitée qu'aux caractéristiques spectrales du pixel. Par conséquent, elle n'est pas bien adaptée pour l'analyse des données de télédétection contenant beaucoup de détails d'informations, typique des

images à très haute résolution spatiale. Afin de remédier à ces limites, l'approche de la COO a été développée se basant sur les objets (Blaschke *et al.*, 2000; Sparfel *et al.*, 2010).

La COO est une technique d'analyse des données de télédétection basée sur le regroupement des pixels selon leur appartenance à des régions homogènes, ayant en commun des caractéristiques spectrales, spatiale, morphologique, texturales, contextuelle, temporelle et thématique (Blaschke, 2010). La COO permet d'attribuer les objets spatiaux à des classes d'occupation du territoire (Achbun *et al.*, 2011). La COO est un processus en deux étapes, qui sont la segmentation pour produire les objets spatiaux et la classification des objets. La segmentation a pour objectif de générer différents objets d'image de télédétection ayant de caractéristiques spectrales, spatiales, géométriques et texturales homogènes. La COO améliore la précision des objets détectés lors de la segmentation de l'image en zones homogènes, ce qui joue sur la qualité visuelle de la production cartographique par rapport à la méthode pixel par pixel (Achbun *et al.*, 2011). Les objets d'image déduits de la segmentation jouent un double rôle dans la COO, ils améliorent la classification automatique des images de télédétection et aussi ils permettent l'exportation des informations extraites facilement en polygones dans les systèmes de géo-information (Sherba *et al.*, 2014). La COO présente l'avantage d'intégrer, au-delà des caractéristiques spectrales, d'autres caractéristiques spatiales additionnelles pour classifier les objets de l'image. Elle permet l'usage d'informations spatiales selon plusieurs catégories (spectrales, indices, forme, relationnelle) de l'image (Blaschke *et al.*, 2000; Sparfel *et al.*, 2010). On pense aux caractéristiques de l'objet telles que, la géométrie (la largeur, la pente, le périmètre, le rapport de la longueur sur la largeur), la forme, la compacité, le lissage et la topologie exprimant la position géographique de l'objet dans l'image par rapport aux autres objets (Karsenty *et al.*, 2005). Plusieurs méthodes de classification ont été utilisées parmi lesquelles, on trouve principalement la classification par fonctions d'appartenance ou semi-automatique. Ces fonctions font appel à des règles de décision se basant sur le pouvoir séparateur des différents paramètres en jeu (couleurs et texture) (Clode *et al.*, 2004; Karsenty *et al.*, 2005; Kiss *et al.*, 2015). La classification utilisant un grand nombre de métriques dans les fonctions est la plus précise parmi les approches disponibles de la COO (Achbun *et al.*, 2011; Myint *et al.*, 2011; Sparfel *et al.*, 2010).

La détection automatique des routes représente un défi compte tenu de la diversité des techniques existantes dans la littérature (Mena, 2003). Les techniques utilisant la COO sont basées sur l'exploitation de la segmentation pour créer et discriminer les objets spatiaux de l'image par rapport aux caractéristiques d'hétérogénéités des objets et aux caractéristiques d'homogénéités des pixels voisins (Azizi *et al.*, 2014; Karakiş *et al.*, 2006; Sparfel *et al.*, 2010). Les caractéristiques d'hétérogénéités définissent le paramètre d'échelle, déterminant le seuil de la taille maximale à atteindre par les objets dans un processus de segmentation de l'image. Les caractéristiques d'homogénéités telles que la couleur définissent l'écart standard de chaque bande spectrale, la compacité des objets définit l'homogénéité spatiale locale et la forme explique la structure de l'objet (Karakış *et al.*, 2006; Mena, 2003; Roggero, 2002). Obtenir des objets adaptés à la classification de chacune des classes d'occupation du sol est un processus très sensible, qui dépend et exige des valeurs adaptées de segmentation d'abord et ensuite de règles de classification (Achbun *et al.*, 2011; Karakiş *et al.*, 2006; Zhang et Couloigner, 2006).

La segmentation multirésolution est une technique de fusion ascendante de régions à partir des pixels individuels par l'optimisation locale minimisant l'hétérogénéité pondérée des objets images résultantes calculées par nh , avec n la taille d'un segment et h l'indice de l'hétérogénéité spectrale. À chaque étape de fusion d'objets, la croissance de l'hétérogénéité entre la paire des objets d'image adjacents fusionnée diminue, jusqu'à atteindre le seuil défini par le paramètre d'échelle. L'hétérogénéité spectrale des objets étant la somme des écarts types des valeurs spectrales dans chaque couche pondérée par les poids de chaque couche (Karakış *et al.*, 2006). Cependant, durant le processus de fusion d'objets, l'hétérogénéité des objets est calculée par la somme du produit de la couleur et de la forme, associée à leur poids respectif, défini par l'utilisateur. Lorsque l'objet à extraire a une réponse spectrale distincte, le poids de couleur est privilégié sinon celui de la forme. La forme est fonction de l'hétérogénéité de la compacité et du lissage. L'hétérogénéité de la compacité des objets (h_c) est évaluée dans ce cas comme étant la longueur de bordure l sur à la racine carrée du nombre de pixels n formant cet objet d'image (Benz *et al.*, 2004; Karsenty *et al.*, 2005) :

$$h_c = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (1)$$

L'hétérogénéité du lissage des objets (h_1) peut être évaluée aussi comme le rapport entre la longueur de bordure l et la longueur de bordure b donnée par le cadre de sélection d'un objet image parallèle à un autre (Benz *et al.*, 2004; Karsenty *et al.*, 2005) :

$$h_1 = \frac{l}{b} \quad (2)$$

1.3 Objectifs

L'objectif général de ce projet vise le développement d'une méthode de détection automatisée ou semi-automatisée pour identifier la présence des routes forestières gravélées en forêt boréale. La méthode développée permettra d'identifier et d'extraire les propriétés physiques des routes forestières en milieu boréal au Québec.

Les objectifs spécifiques découlant sont plus précisément de :

- Développer une méthode reproductible pour l'extraction des routes forestières par la COO à l'aide de données de télédétection optique et LiDAR.
- Déterminer quelle est la contribution des images satellitaires Sentinel-2 et des données LiDAR aéroporté individuelles ou combinées dans la détection de route.
- Évaluer la performance en localisation sur les centres des routes détectées en fonction des données de la vérité terrain.
- Estimer les composantes morphologiques (attributs) des routes (largeur de l'emprise, la pente longitudinale de routes).

CHAPITRE II
DÉTECTION AUTOMATIQUE DU RÉSEAU ROUTIER EN FORÊT BORÉALE PAR
TÉLÉDÉTECTION

Lievin NKUBA KASANDA¹, Osvaldo VALERIA¹ et Richard A. FOURNIER²

¹Institut de recherche sur les forêts.
Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, 445 boul. de l'Université, Rouyn-Noranda
(Québec) J9X 5E4

²Université de Sherbrooke, 2500, boul. de l'Université, Sherbrooke (Québec) J1K 2R1

Manuscrit préparé pour soumission au journal *remote sensing*

2.1 Résumé

Les routes sont un facteur clé pour l'aménagement forestier durable. En effet, l'information plus détaillée de la localisation et des caractéristiques morphologiques des chemins forestiers (présentement fragmentaires) permettrait aux gestionnaires d'améliorer significativement la planification forestière, d'évaluer l'impact des routes sur la biodiversité, d'accroître la valeur économique et la sécurité du transport. Cette étude vise à élaborer une méthode automatique de traitement de données de télédétection capable d'identifier et d'extraire les propriétés morphologiques du réseau routier forestier à partir des données satellitaires Sentinel-2 et de LiDAR aéroporté seules ou combinées. Trois zones d'étude situées à Senneterre, la Tuque et la Doré au Québec ont été analysées individuellement afin d'estimer la sensibilité et la robustesse de l'approche méthodologique dans un gradient est-ouest. Notre approche est basée sur la segmentation multirésolution des données et la classification à base des fonctions d'appartenance à l'aide d'eCognition®. Les résultats montrent pour les trois zones d'étude que l'approche avec LiDAR seul détecte un ensemble des routes avec une précision globale moyenne de 63% et l'indice de Kappa de 32%, même si certains tronçons ne sont pas détectés à cause de la régénération de la végétation au bord des routes avec une erreur d'omission de 38%. L'approche impliquant les images Sentinel-2 seules par contre, s'avère prometteuse avec une précision globale moyenne de 70% et l'indice de kappa de 62%, mais une erreur d'omission de 17% à cause de la similarité spectrale des débris des routes avec la végétation. Cependant, l'approche combinant LiDAR et Sentinel-2 améliore considérablement la précision globale moyenne à 88% avec un indice de kappa de 82% et d'une erreur d'omission de 13%. Les résultats obtenus sont présentés sous forme d'une couche vectorielle dans une base de données d'information géographique, permettant de mettre à niveau les informations morphologiques des cartes du réseau de chemins forestiers disponibles.

Mots-clés : Chemins forestiers, Classification orientée objet, LiDAR aéroporté, Sentinel-2, Morphologie.

2.2 Introduction

Au Canada, la forêt boréale est une source de production de bois indispensable pour maximiser les retombées économiques de l'industrie forestière (Sarrazin *et al.*, 2019). L'industrie forestière joue un rôle de premier plan dans l'économie de certaines régions de Québec, grâce à l'accès au territoire. La forêt fournit des produits aux industriels, des activités touristiques, minières, de chasse et de pêche (Dallaire, 2013; Latrémouille, 2012). Par ailleurs, la forêt joue un rôle de première nécessité comme source de subsistance pour des milliers d'utilisateurs qui tirent profit du réseau routier en place pour la récolte de matière ligneuse (Dallaire, 2013). Le maintien et la régénération de la ressource forestière nécessitent un accès routier au territoire pour permettre les interventions et réaliser une prise de décision éclairée de la gestion de la forêt québécoise.

L'interconnexion des routes en réseau permet de simplifier l'approvisionnement en matière ligneuse de la zone de production (l'origine) à l'usine (destination) (Havimo *et al.*, 2017). Le réseau routier forestier présente des caractéristiques géométriques spécifiques, telles que la largeur de l'emprise, la pente, la longueur et la position géographique, qui déterminent son utilisation (Latrémouille, 2012; Xie et Levinson, 2007). Cependant, toutes ces informations caractérisant la morphologie de réseau routier sont parfois insuffisantes ou indisponibles dans les bases de données actuelles qui couvrent un vaste territoire, ce qui rend difficile la prise de décision pour l'accès au territoire par des gestionnaires forestiers (Abdi *et al.*, 2012).

Les données disponibles sur les routes sont obsolètes et présentent des incohérences dues au manque d'informations spatiales détaillées, à l'insuffisance des variables de mesures reflétant la réalité de terrain (Baltsavias *et al.*, 2004) et au manque de méthodes appropriées pour traiter les données spatiales provenant de plusieurs sources différentes (Mena, 2003; Torabzadeh *et al.*, 2014). L'apport de l'évolution technologique de la télédétection dans l'identification routière a permis de remédier aux erreurs dues à l'utilisation des techniques traditionnelles d'acquisition des données via le GPS ou par l'usage de la photo-interprétation, présentes dans les bases données routières disponibles (Abdi *et al.*, 2012; Veneziano *et al.*, 2002). L'usage de données satellitaires et de LiDAR aéroporté améliore significativement la qualité d'informations sur les routes

(Torabzadeh *et al.*, 2014; White *et al.*, 2010) et remédie aux limites restreignant ainsi l'usage des bases de données de réseau routier forestier actuel (Abdi *et al.*, 2012).

Il existe une variété d'études sur la caractérisation des propriétés des routes en général et sur les routes forestières en particulier, notamment en fonction de la couverture de la végétation et de type de capteur d'acquisition des données affectant la détection de routes en forêt (Clode *et al.*, 2004; Karsenty *et al.*, 2005; Kiss *et al.*, 2015). Parmi les caractéristiques distinctes de l'objet route, on trouve notamment, les propriétés optiques qui identifient la route comme étant un espace linéaire dépourvu de la végétation (Susantoro *et al.*, 2018b; Susantoro *et al.*, 2018a). Les capteurs satellitaires de télédétection permettent l'acquisition des images multispectrales telles que les images Sentinel-2, qui sont riches en information spectrale et temporelles (Drusch *et al.*, 2012; Gascon *et al.*, 2017; Li *et al.*, 2018). Elles fournissent des détails d'informations sur la couverture du sol qui sont considérées à priori complémentaires à la gestion du territoire (Azizi *et al.*, 2014; Baltsavias *et al.*, 2004; Mallinis *et al.*, 2008). L'utilisation de l'indice de végétation par différence normalisée ou indice de Tucker (NDVI : Normalized Difference Vegetation Index) est utile pour établir la présence ou non de la végétation sur la route. Le NDVI valorise la différence entre la proche infrarouge et la réflectance de la bande rouge, et réduit les effets d'éclaircissement par la normalisation de la somme des deux bandes (rouge et proche infrarouge). Les sols nus présentent des valeurs de NDVI proches de 0 et les zones végétales ont des valeurs positives, généralement comprises entre 0,1 et 0,7 (Tucker, 1979). Pour d'autre part, l'indice de cuirasse (IC) a démontré une particularité à déceler une nette évolution de la structure des surfaces bâties en améliorant significativement le pouvoir discriminant les sols nus par rapport aux surfaces végétales et aquatiques (Bentekhici et Yousfi, 2013; Missoumi *et al.*, 2018). L'IC étant la différence de trois fois la bande verte moins la bande rouge moins cent. Les sols nus représentant les routes apparaissent en blanc ou en gris clair (valeurs maximales de l'IC) tandis que les surfaces végétales et aquatiques en noir avec de valeurs minimales de l'IC (Bentekhici et Yousfi, 2013; Missoumi *et al.*, 2018).

Les propriétés spatiales de la route peuvent également être caractérisées par la forme et la texture (Azizi *et al.*, 2014). À ce titre, les données LiDAR (Light Detection And Ranging) à travers son

produit dérivé le modèle numérique de terrain (MNT) sont utiles pour identifier et caractériser des routes forestières. Le MNT permet de faire ressortir des propriétés spatiales et texturales de la route pour la caractériser (Leboeuf et Pomerleau, 2016). Le modèle en hauteur de canopée (MHC) dérivé aussi du LiDAR, restitue certaines caractéristiques du couvert végétal. Les informations caractéristiques du sol et de la végétation sont utiles pour détecter les routes grâce à la technique de segmentation à plusieurs échelles (Azizi *et al.*, 2014; Clode *et al.*, 2004; Ferraz *et al.*, 2016; White *et al.*, 2010). Par conséquent, l'usage des métriques LiDAR est particulièrement utile pour caractériser les objets routes dans les zones forestières ou dans les zones urbaines (Clode *et al.*, 2004; Kiss *et al.*, 2015).

Les techniques de classification de données de télédétection courantes dans la littérature ont utilisé la classification pixel par pixel, qui se base sur les informations spectrales (Karsenty *et al.*, 2005). Cependant, elle ne s'adapte pas aux données de télédétection haute résolution contenant beaucoup de détails d'hétérogénéité spatiale (Blaschke *et al.*, 2000), ce qui rend difficile l'interprétation et la discrimination des différentes classes (Achbun *et al.*, 2011). Afin de remédier à ces limites, la technique de classification orientée objet (COO) a été développée se basant sur les objets spatiaux obtenus par groupement de pixels ayant de caractéristiques spectrales, spatiales, géométriques et texturales homogènes (Blaschke *et al.*, 2000; Sparfel *et al.*, 2010). Cette technique améliore significativement les performances de la classification automatique par rapport à l'approche par pixel (Sherba *et al.*, 2014). Plusieurs algorithmes associés à la classification d'images pour l'extraction des chemins ont été abordés en détail par Mena (2003) dans l'étude de l'état de l'art sur l'extraction automatique des routes et sur la mise à jour du système d'information géographique de chemins (Achbun *et al.*, 2011; Sherba *et al.*, 2014). Le logiciel d'analyse d'images se base sur le principe de fonctionnement de la perception humaine en construisant l'image d'intérêt à partir d'objets individuels et d'informations les caractérisant (Baatz et Schäpe, 2010; Trimble, 2018).

Le développement d'une technique spécialisée de traitement et d'analyse d'image, passe par la mise en place d'une méthode de détection automatisée des segments des routes. La méthode de détection automatisée des routes permettrait d'améliorer la qualité géométrique des données disponibles et de fournir des informations supplémentaires telles que largeur de l'emprise, la pente

longitudinale et la longueur. Ces informations supplémentaires permettent ainsi de caractériser les routes forestières et faciliter une meilleure prise de décision dans la gestion de l'accès au territoire. Conséquemment, cette étude vise à développer une approche méthodologique reproductible d'extraction et de caractérisation automatisée du réseau routier forestier à l'aide du LiDAR aéroporté puis de données optiques de Sentinel-2 et de la fusion de deux. Ceci permet d'évaluer premièrement, la contribution individuelle ou combinée de chaque source de donnée et de mesurer la performance en localisation de ligne médiane des routes détectées en fonction des données de la vérité terrain. Et enfin, d'estimer les composantes morphologiques (attributs) des routes (largeur de l'emprise et la pente longitudinale).

2.3 Méthodes

2.3.1 Zone d'étude

Le site potentiel contenant les zones d'étude forme une bande de forêts couvrant près de 551 000 km² entre le 49^e et le 52^e parallèle nord et fait partie de la forêt boréale aménagée du Québec. Ce site correspond aux domaines bioclimatiques de la sapinière à bouleau blanc et de la pessière à mousses. La récolte forestière a touché la majorité de ce territoire à l'exception de la portion localisée au nord du 51^e parallèle. De ce fait, un réseau routier dense a été déployé dans cette région forestière depuis le début du 20^e siècle au sud du 51^e parallèle (Bourgeois *et al.*, 2005).

Cette étude a été réalisée dans trois zones de 170 km² chacun de la forêt boréale du Québec méridional, où s'approvisionnent les compagnies forestières (Figure 2.1). Les zones sont dominées majoritairement par les essences de l'épinette noire (*Picea mariana* [Miller] BSP) et de bouleau blanc (*Betula papyrifera* Marshall). La première zone, située au nord-est de la région de l'Abitibi-Témiscamingue, à Senneterre, est caractérisée par un relief généralement plat de pente douce en moyenne autour de 4%. La deuxième zone située dans la région de la Mauricie, précisément à La Tuque, caractérisée par un relief assez varié de pente moyenne autour de 8%. Et la dernière zone est au nord-est de la région de Saguenay-Lac-Saint-Jean, à la Doré, dans la réserve faunique Ashuapmushuan avec un relief très varié de fortes pentes, en moyenne autour de 11%. Les zones d'études sont sélectionnées dans un gradient est-ouest en tenant compte de la disponibilité des

données LiDAR et satellitaires de Sentinel-2 afin d'estimer la sensibilité et la robustesse de l'approche méthodologique.

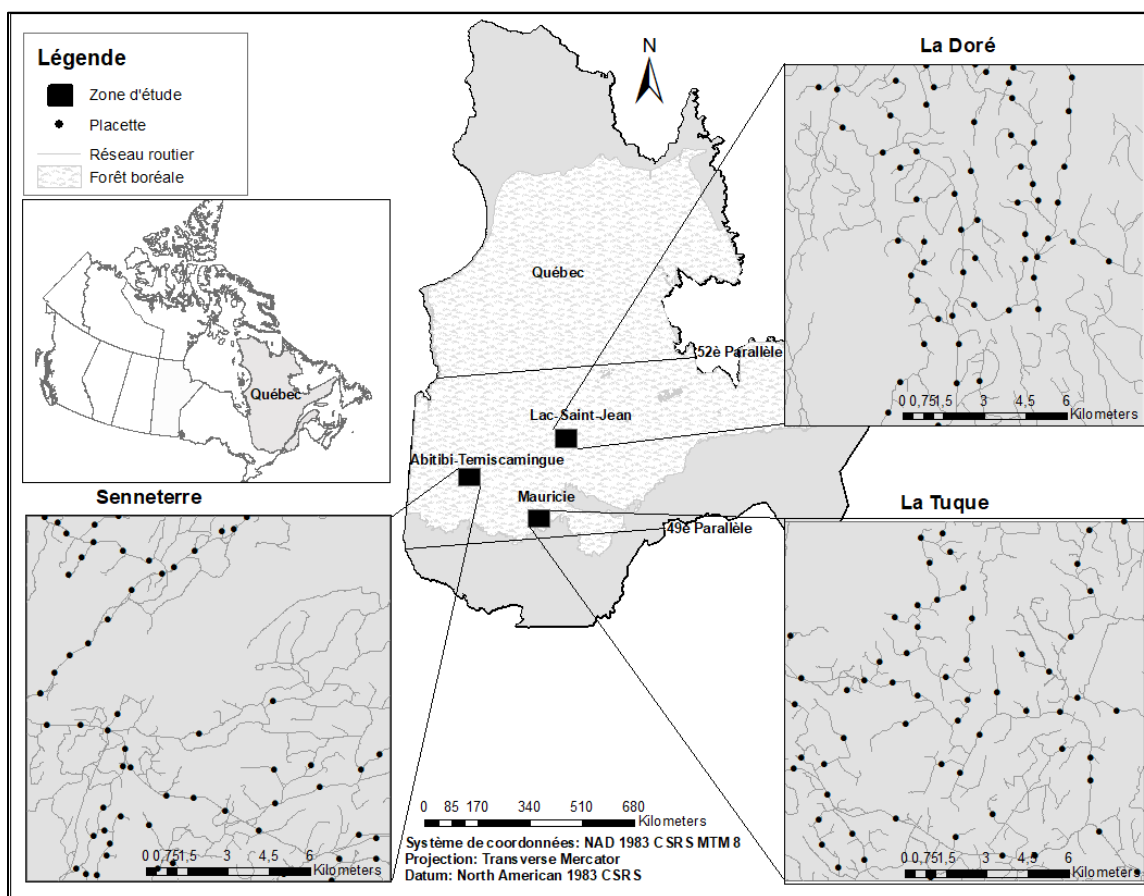


Figure 2.1 Trois zones d'étude (Senneterre, la Doré et la Tuque) sur le territoire du Québec méridional et identification d'échantillons d'observation terrain (n=241).

2.3.2 Données

Un échantillonnage composé de 241 observations de terrain pour l'ensemble de trois zones d'études a été réalisé à l'été 2019. Les données de terrain réfèrent aux caractéristiques des composantes de route telles que : largeur de la surface de roulement, largeur de l'emprise, la pente de la route, la localisation de la route (X,Y avec GPS portatif Trimble) et la profondeur de fossé. Les différentes informations sur le chemin servent à identifier les composantes morphologiques et caractériser les routes. La stratification de l'échantillonnage a été réalisée pour chaque zone selon la classe d'âge de route (récente > 2012 et vieille < 2012, information disponible auprès des

compagnies forestières opérant dans chaque zone), la classe de largeur de l’emprise du chemin d’été gravelé entre 25 m et 35 m disponibles dans la base de données routière du MFFP de Québec (Latrémouille, 2012; MERN, 2015), la pente longitudinale de la route (forte pente > 4 % et faible pente < 4 %) avec cinq répliques. Nous avons regroupé avec la méthode de clustering par segmentation hiérarchique ascendante sous le logiciel R les routes gravelées disponibles en trois principales catégories de largeur de l’emprise et de la pente longitudinale des observations de terrain, en se basant sur le critère de dissimilarité de distance euclidienne. Le regroupement en cluster a été déterminé par la méthode ward.D2 de la fonction hclust pour minimiser la variance intraclasse (Dolnicar *et al.*, 2018; Murtagh et Legendre, 2014; Rizzo *et al.*, 2019) et le découpage en trois clusters par la méthode cutree (Rizzo *et al.*, 2019; Roy et Bhattacharya, 2019). La figure 2.2a montre un regroupement des routes en trois catégories (étroite, moyenne et large) selon la largeur de l’emprise dont les intervalles varient 7 – 15m, 16 – 30m et 31 – 46m respectivement. La figure 2.2b présente trois classes de pente longitudinale (faible, moyenne et forte) variant entre 0 – 4%, 5 – 10% et 11 – 16% respectivement.

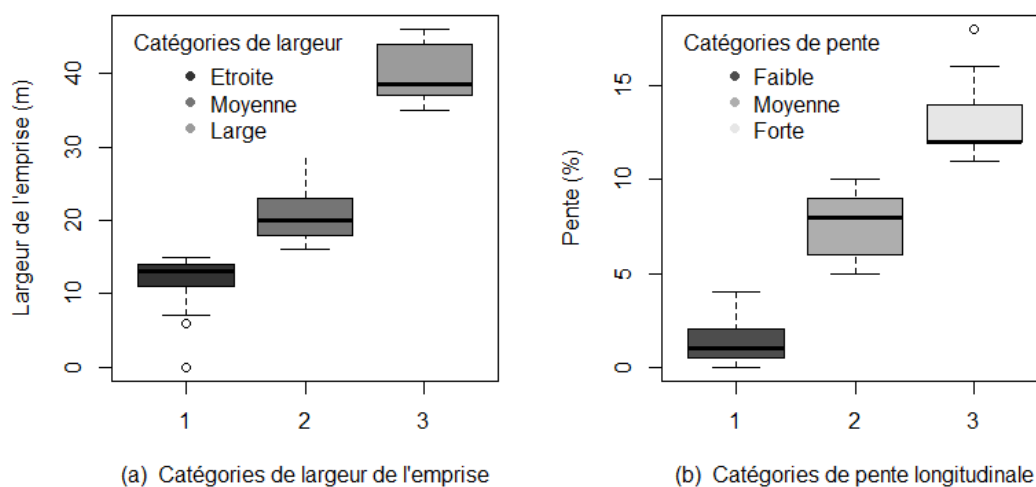


Figure 2.2 Boîte à moustaches de la caractérisation de routes. La ligne épaisse représente la médiane (50e percentile). Le carré représente la distribution des données entre les 25e et 75e percentiles représentant le 50% de données se situant dans cette plage. Les lignes prolongées représentent la variabilité en dehors des percentiles supérieurs et inférieurs. Les points sont des valeurs extrêmes. (a) Trois catégories de chemins larges, moyens et étroits selon la largeur de l’emprise (m) et (b) trois classes de pente longitudinale, faible, moyenne et large (%).

En plus des données précédemment disponibles, nous avons utilisé également les données de l'imagerie Sentinel-2 orthorectifiées (Gascon *et al.*, 2017; Li *et al.*, 2018) et des produits dérivés du LiDAR aéroporté (MNT et MHC) pour les trois zones d'étude. Les images Sentinel-2 sélectionnées, ont été acquises par les satellites 2A et 2B respectivement le 9 octobre 2019, le 24 août 2019 et le 18 septembre 2019 à une résolution spatiale de 10 mètres panchromatique. Nous avons considéré uniquement les données optiques de Sentinel-2 à faible taux de nuage pour préserver et garantir le maximum possible d'informations (Gascon *et al.*, 2017). Le MNT et le MHC proviennent du MFFP de Québec à une résolution de 1m, produits avec les données LiDAR de densité de deux à quatre points par mètre carré au sol. Les données dérivées de LiDAR sont disponibles pour les zones de Senneterre depuis 2018, et pour les zones de La Doré et de La Tuque en 2019 (Leboeuf et Pomerleau, 2016).

2.3.3 Détection et caractérisation des routes

La méthode proposée vise à fournir des étapes pertinentes d'identification et de caractérisation des routes forestières à partir de données des composantes morphologiques (pente et largeur). Trois approches de détection des routes basées sur la COO ont été testées tout en tenant compte de la source de données d'entrée. La première approche exploite les données satellitaires optiques de Sentinel-2, la seconde approche utilise les données dérivées de LiDAR (le MNT et le MHC) et la dernière approche combine les deux précédentes afin d'estimer l'apport individuel de chaque source de donnée dans l'amélioration des performances de la méthode.

La COO réalisée pour cette étude a impliqué l'usage du logiciel eCognition® de l'entreprise Trimble inc., un environnement de développement intégré pour la segmentation et la classification d'images (Nussbaum et Menz, 2008; Sherba *et al.*, 2014). La méthode proposée a été inspirée de techniques d'extraction des routes telle que suggérée par Mena (2003) et est structurée en sept parties : le prétraitement des données d'entrée, l'étude de sensibilité des paramètres de la segmentation, la détection des métriques, la classification à base des fonctions d'appartenance, la caractérisation des routes, le post-traitement et l'évaluation des performances (Figure 2.3).

2.3.3.1 Prétraitement des données disponibles

Les corrections atmosphériques ont été appliquées aux images sentinel-2 de niveau L1C pour créer des images de réflectance au sol de niveau L2A, à l'aide de l'extension Sen2Cor (Amani *et al.*, 2018; Li *et al.*, 2018). Les images de réflectances à 10 m de résolution spatiale ont été rééchantillonnées à 1 m de résolution spatiale et géoréférencées sous ArcGIS (Gascon *et al.*, 2017), afin d'obtenir la géométrie identique aux données vastes issues du LiDAR. Les bandes spectrales B03 et B04 de Sentinel-2 de longueur d'onde respectivement, 560nm et 665nm, ont été utilisées pour le calcul de l'indice de cuirasse (IC).

La pente, qui est la position angulaire par rapport à la référence horizontale (Narayanaraj et Wimberly, 2012) a été dérivée du MNT. La pente a permis de faire apparaître les bordures des routes sous forme des lignes de rupture lissées (Rieger *et al.*, 1999). La pente a également été sélectionnée grâce à sa capacité de discriminer les surfaces de roulement par le calcul de la différence d'élévation sur une distance horizontale (Ferraz *et al.*, 2016; White *et al.*, 2010). La couche de pente a été calculée en utilisant l'algorithme Zevenbergen et Thorne sous eCognition® (Rieger *et al.*, 1999; Trimble, 2018). Le filtre *edge lee sigma extraction* en mode sombre a été appliqué à l'IC et à la pente pour la détection de contours sombres d'objets avec une valeur *sigma* de 5 sous eCognition®. Le filtre *edge lee sigma extraction* a permis de lisser les données tout en préservant les contours et réduire considérablement les variations locales (Rieger *et al.*, 1999; Sherba *et al.*, 2014). Le MHC a été utilisé tel que fourni par le MFFP sans un prétraitement associé.

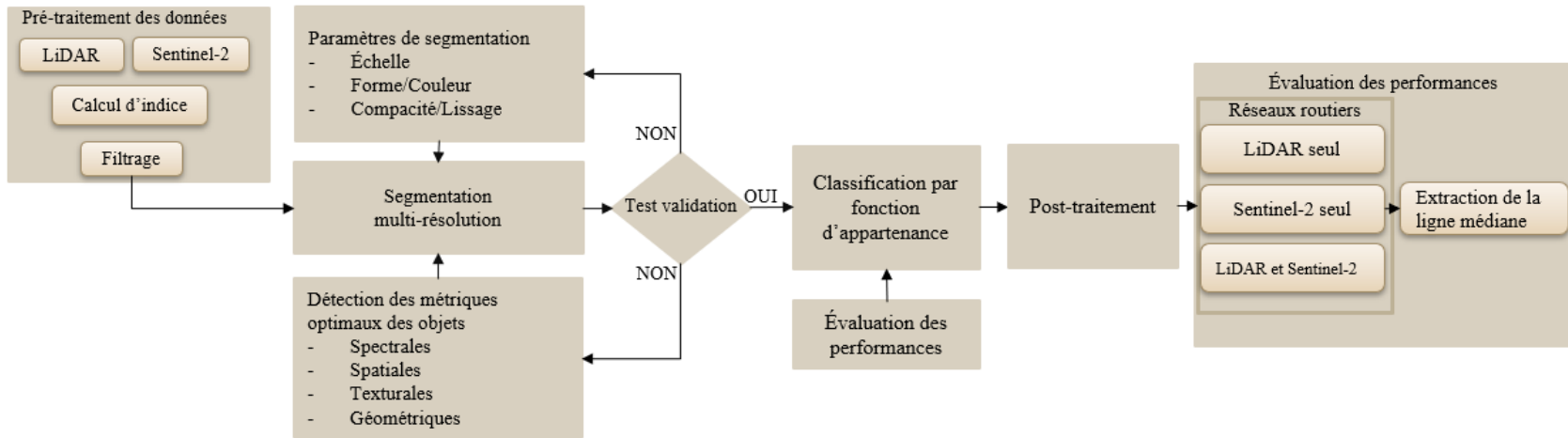


Figure 2.3 L'approche de détection automatisée des routes basée sur les objets à partir des images Sentinel-2 (IC : Indice de Cuirasse) et LiDAR aéroporté (MNT : Modèle Numérique de Terrain et MHC : Modèle en Hauteur de Canopée) en forêt boréale.

Le filtre de convolution gaussien a été également utilisé pour réduire les bruits des régions à forte variation de réflectance au sol des pixels (variations de détails d'information) de l'image (Al-Amri *et al.*, 2010; Charalampidis, 2009). Le MHC a été utilisé tel que fourni par le MFFP dans le processus de la détection des routes sans aucun traitement à cause de sa capacité à distinguer les endroits dépourvus de la végétation.

2.3.3.2 Étude de sensibilité des paramètres de la segmentation

La segmentation multirésolution a été utilisée pour découper les images d'entrée en objets homogènes ayant les mêmes caractéristiques spectrales, géométriques, et texturales des pixels (Akçay *et al.*, 2018; Benz *et al.*, 2004; Blaschke *et al.*, 2000). Les données d'entrées à la segmentation sont principalement les couches obtenues après filtrage (la pente et l'IC filtrés) et celles non filtrées (le MHC, la pente et l'IC). Chaque couche a été associée à un poids en fonction de son impact et intérêt dans le processus de l'identification des objets route (Mallinis *et al.*, 2008; Sparfel *et al.*, 2010). Une approche empirique et itérative d'une plage de poids allant de 0% à 100% a été testée pour évaluer l'apport de chaque couche dans le processus de la segmentation. Le poids le plus fort (100% de poids) a été accordé à l'IC et au MHC, car ces couches sont riches en information sur les dimensions et structures de sol nu. Le poids faible (10% de poids) a été affecté aux couches restantes par rapport à leur contribution dans le processus de segmentation (Akçay *et al.*, 2018). Trois approches de segmentation ont été réalisées en fonction de la nature de la donnée d'entrée, chacune considérant en entrée soit : les données dérivées de LiDAR aéroporté (Pente filtrée, Pente et MHC), les données optiques Sentinel-2 (IC filtré et IC) ou la combinaison de deux données précédentes.

Une approche empirique et itérative de la segmentation d'une image en objets a été nécessaire pour raffiner les paramètres de la segmentation et de définir leurs poids optimaux respectifs (Benz *et al.*, 2004; Sherba *et al.*, 2014; Willhauck *et al.*, 2000). Les paramètres d'échelle de la forme et de la compacité ont été choisis pour la création d'objets routiers homogènes (Achbun *et al.*, 2011; Baatz et Schäpe, 2010; Willhauck *et al.*, 2000). Parce qu'il n'existe pas des poids idéaux des paramètres de segmentation, l'échelle (E) a été variée entre 10, 20, 50, 100, 200 et 400 dans le but d'obtenir respectivement les objets de petites, moyennes et grandes tailles. La forme (F) variant

inversement avec la couleur dans l'intervalle des valeurs entre 0 et 1 avec un pas de 0.1. La compacité (C) a été fixée dans l'intervalle des valeurs 0 et 0.5 avec un pas de 0.1. Les poids optimaux des paramètres ont été retenus que lorsque les critères suivants ont été respectés : éviter la sursegmentation des objets, y compris toutes les valeurs de la compacité supérieures à 0.5 et avoir la meilleure exactitude estimée de la segmentation, de telle sorte que les objets segmentés couvrent la forme linéaire de la route (Akçay *et al.*, 2018; Karakış *et al.*, 2006). Un échantillon de 270 combinaisons de valeurs des paramètres de la segmentation a été fait pour sélectionner les valeurs optimales, qui sont des poids associés afin d'obtenir des résultats de segmentation appropriés pour chaque donnée d'entrée considérée (Karakış *et al.*, 2006). Chacune de zones d'étude a été considérée en fonction de la disponibilité des données d'entrées (LiDAR, Sentinel-2 et les deux à la fois) pour estimer leur exactitude en utilisant la classification proche voisin. La segmentation résultante a été réalisée avec les poids optimaux pour chaque zone d'étude. Les résultats de la segmentation multirésolution ont été améliorés pour créer des objets de grandes tailles homogènes en fonction de leur différence spectrale (Benz *et al.*, 2004).

2.3.3.3 Détection automatique des métriques

La classification dirigée du proche voisin a été utilisée pour que le logiciel fasse ressortir des meilleures métriques discriminant les objets routes et non-routes à partir de la segmentation optimale obtenue à l'étape précédente (Mallinis *et al.*, 2008; Myint *et al.*, 2011). L'ensemble des métriques des objets à savoir les valeurs sur la couche (moyenne, écart-type, valeur de pixel, mode, quantile, etc.), géométriques (forme, morphologie), texturales (textures de forme des objets), de localisation (distance à un vecteur) et relationnelles entre objets voisins ont été considérées grâce à la fonctionnalité *edit standard NN feature space* d'eCognition® dans la classification proche voisin. L'apprentissage du proche voisin a été réalisé par 120 observations d'entraînement : 60 pour route et 60 pour non-route. Ensuite, la validation a été faite au moyen de 60 autres observations indépendantes de chaque classe (route et non-route). Les métriques les plus dominantes ont été détectées par utilisation de la fonction d'optimisation de l'espace des propriétés d'objets (*feature space optimization*) sous eCognition® (Trimble, 2018; Willhauck *et al.*, 2000). La détection des métriques dominantes a été faite pour les trois différentes approches de la

segmentation multirésolution : données LiDAR, données optiques Sentinel-2 et la fusion de deux sources de données précédentes.

2.3.3.4 Classification à base des fonctions d'appartenance

La classification par fonctions d'appartenance repose sur la construction d'une fonction décisionnelle basée sur des métriques pour identifier des relations entre les objets de l'image segmentée (Sparfel *et al.*, 2010). Les métriques les plus dominantes ont été utilisées pour définir des règles de classification supervisée dans le but de discriminer les objets en deux classes route et non-route (Azmi *et al.*, 2015). Le seuil pour chacune des métriques a été fixé au moyen de la fonctionnalité *update range* de eCognition® par un test itératif des valeurs comprises entre celles minimale et maximale de l'ensemble des objets segmentés. Le processus a été réalisé jusqu'à ce que les résultats répondent à la satisfaction de chaque classe, de telle sorte que les surfaces non routières ne soient détectées comme route. La discrimination des objets en classe a été faite de telle manière qu'en premier lieu, une dissociation de maximum d'objets sols nus (classe route candidate) est réalisée par rapport aux surfaces végétales et aquatiques (classe non-route). Afin d'extraire avec précision les objets routes de la classe route candidate, un ensemble de combinaison des métriques dominantes associées aux opérateurs logiques a été appliqué à la classe route candidate pour discriminer les routes du bruit des objets non-route restants et les assigner hiérarchiquement à la classe route. Concrètement, nous avons testé séparément chaque métrique de la règle avant de les combiner en une seule fonction d'appartenance d'extraction des segments de routes. Une première combinaison des métriques en règle a permis d'extraire les routes larges de la classe route candidate puis, une deuxième règle a facilité un raffinement du réseau routier par ajout des objets routes provenant de la classe route candidate. Une troisième règle a permis de récupérer le reste des routes de la classe route candidate sans bruit. Le critère d'arrêt est lorsque la suite de règles détecte plus de bruit (surfaces non routières) que des surfaces routières et que la détection de routes n'est plus possible. Le processus de tests de métriques est itératif jusqu'à l'obtention des segments de routes composant l'ensemble du réseau routier. Une fusion de toutes les classes routes a été faite pour obtenir la classe route résultante, formant le réseau routier.

2.3.3.5 Post-traitement

Le réseau routier extrait par la COO a été amélioré par un post-traitement afin de corriger les erreurs topologiques. Les corrections topologiques ont été effectuées afin de combler le manque de tronçons de chemins dans le réseau routier détecté à partir des objets omis. Les critères topologiques ont été basés sur l'utilisation de métriques des relations de voisinage entre les objets des classes (Amini *et al.*, 2002; Sherba *et al.*, 2014). Seules, les métriques d'existence d'un tronçon de route omis entre les objets routiers, d'existence d'un nombre d'objets routiers disjoints contenant un tronçon de route omis, et de l'existence d'une distance minimale entre le réseau routier détecté et les objets routes omis ont été utilisées pour compléter les tronçons de routes manquantes. À ce titre, tout en considérant le ratio de la longueur sur la largeur supérieur ou égal à 4, si un objet de la classe route et deux objets de la classe route candidate sont contigus, ces derniers ont été rajoutés au réseau routier détecté. Il en était de même pour tous les objets omis, se trouvant à une distance minimale inférieure à 5 pixels (5 m) des objets de la classe route, et de l'existence de continuité entre les objets de la classe route candidate et les objets de la classe route. Ce processus est itératif jusqu'à ce que le maximum du réseau routier soit constitué (Sparfel *et al.*, 2010). Une appréciation visuelle a été nécessaire afin de juger la bonne qualité de différentes corrections topologiques appliquées au réseau routier caractérisé.

2.3.3.6 Évaluation des performances

Des points de validation additionnels aux données de la vérité terrain ont été créés sur les trois zones d'étude en s'appuyant sur le protocole de terrain et en se référant à la base de données de route disponible et de l'imagerie Sentinel-2 pour combler la base de données de validation. Ainsi, un échantillon aléatoire stratifié par zone d'étude de 120 points (60 points localisant les routes et 60 points non routiers) a été élaboré avec les informations de largeur de l'emprise à partir de l'image Sentinel-2 pour compléter les informations morphologiques des routes. Une zone tampon de 10m a été créée autour de chaque point d'observation estimé pour éviter l'autocorrélation (Abdi *et al.*, 2012; Congalton, 1991). L'erreur quadratique moyenne (Abdi *et al.*, 2012) basée sur des valeurs de largeur de l'emprise observée sur Sentinel-2 (données additionnelles) et celle de terrain a été estimée à 10%. L'échantillon estimé a été utilisé comme données de validation pour produire

la matrice d'erreur et évaluer la précision de la méthode (Sherba *et al.*, 2014). L'évaluation de l'erreur a été réalisée grâce aux valeurs de la précision globale, de l'erreur de commission, de l'erreur d'omission (Pontius Jr et Millones, 2011; Sherba *et al.*, 2014; Sparfel *et al.*, 2010) pour apprécier la performance de chacune des trois approches et de l'indice de Kappa de Cohen pour évaluer le pourcentage d'accord entre la classification et la vérité terrain (Congalton, 1991; Landis et Koch, 1977; Pontius Jr et Millones, 2011). Une cartographie de la détection et caractérisation du réseau routier de chaque zone a été produite avec les attributs morphologiques de routes (largeur de l'emprise et la pente) dans le but de rendre compte du réseau routier détecté. Afin d'évaluer la performance en localisation des routes détectées par rapport à la vérité terrain, une extraction de la ligne médiane de l'ensemble du réseau routier a été faite pour estimer la précision de l'axe des routes extrait (Zhang et Couloigner, 2006). L'extraction de la ligne médiane a été réalisée grâce à l'outil ET GeoWizards (Tchoukanski, 2012) afin d'évaluer la précision en localisation routière par rapport à la vérité terrain.

2.4 Résultats

2.4.1 Prétraitement des données disponibles

Les couches des IC calculées à partir de l'imagerie Sentinel-2 sont présentées sur la figure 2.4. Nous observons une nette démarcation des routes (en blanc) par rapport au reste de l'occupation du sol (végétation en gris et surfaces aquatiques en noir) pour chacun de zones d'études.

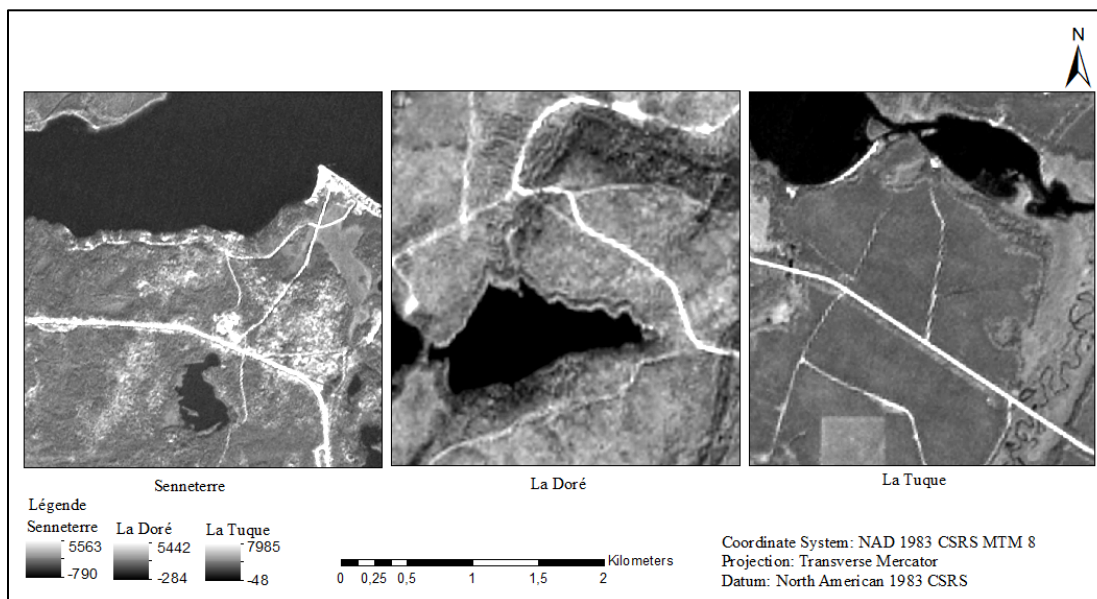


Figure 2.4 Indice de cuirasse tiré des trois zones d'étude : Senneterre, la Doré et la Tuque.

La figure 2.5 présente les pentes dérivées du MNT. Nous constatons visuellement des bordures des lignes de rupture des espaces dépourvus de la végétation, censées être de routes. Nous identifions facilement les structures routières dans la donnée image en nous basant sur les valeurs moyennes et d'écart type de la pente.

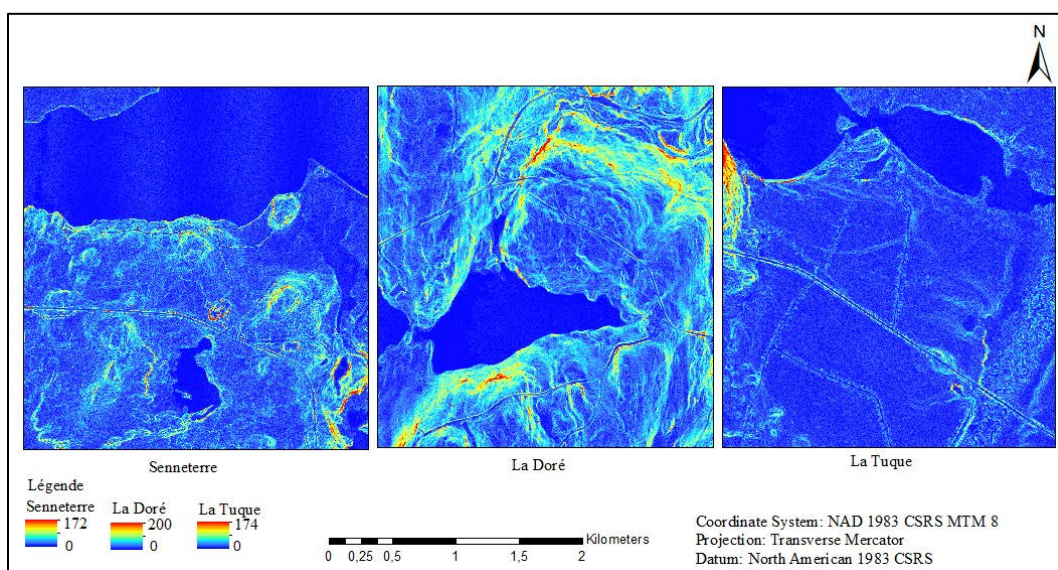


Figure 2.5 Pente tirée des trois zones d'étude : Senneterre, la Doré et la Tuque.

La figure 2.6 présente le modèle de hauteur de canopée dérivé de LiDAR pour trois zones d'études (Senneterre, la Doré et la Tuque). Les valeurs élevées représentent la canopée de la végétation et les valeurs basses les surfaces de sol nu et aquatiques.

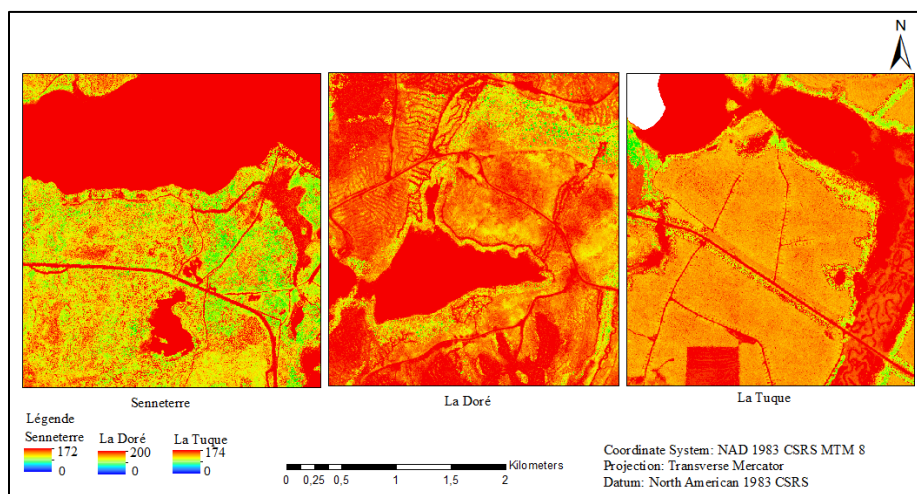


Figure 2.6 Modèle de hauteur de canopée tiré des trois zones d'étude : Senneterre, la Doré et la Tuque.

2.4.2 Étude de sensibilité des paramètres de la segmentation

Le tableau 2.1 présente les valeurs optimales des paramètres de la segmentation excluant la sursegmentation et ayant la meilleure exactitude. Nous constatons que l'approche utilisant la donnée LiDAR présente la valeur d'échelle 10 fois plus petite que les deux autres approches. Les valeurs de paramètres de forme et de compacité sont restées identiques, peu importe les variations de valeurs de leur distribution. La segmentation basée sur l'IC dérivé de Sentinel-2 par rapport aux données dérivées de LiDAR améliore l'exactitude de 12% (soit 91%). Ce qui met en évidence l'amélioration de la valeur de l'exactitude (soit 93%) dans la segmentation basée sur la fusion de l'IC et des données dérivées de LiDAR.

Tableau 2.1 Valeurs optimales des paramètres de la segmentation multirésolution selon le type de données LiDAR, Sentinel-2 et les deux combinées.

Paramètre	LiDAR	Sentinel-2	LiDAR et Sentinel-2
Échelle	20	200	200
Forme	0,7	0,7	0,7
Compacité	0,2	0,2	0,2
Exactitude (%)	79	91	93

La segmentation multirésolution effective pour les trois approches selon la nature de la source de données d'entrées (LiDAR, Sentinel-2 et les deux combinées) est réalisée avec les valeurs optimales. Les résultats sur la figure 2.7 montrent un nombre élevé d'objets créés sur l'image d'entrée avec la segmentation multirésolution. Nous constatons que l'utilisation de la segmentation par différence spectrale avec un seuil de 10 pour fusionner les objets adjacents a permis considérablement la réduction de nombre d'objets segmentés. Ce qui résulte par conséquent, une extraction plus aisée des objets routes.

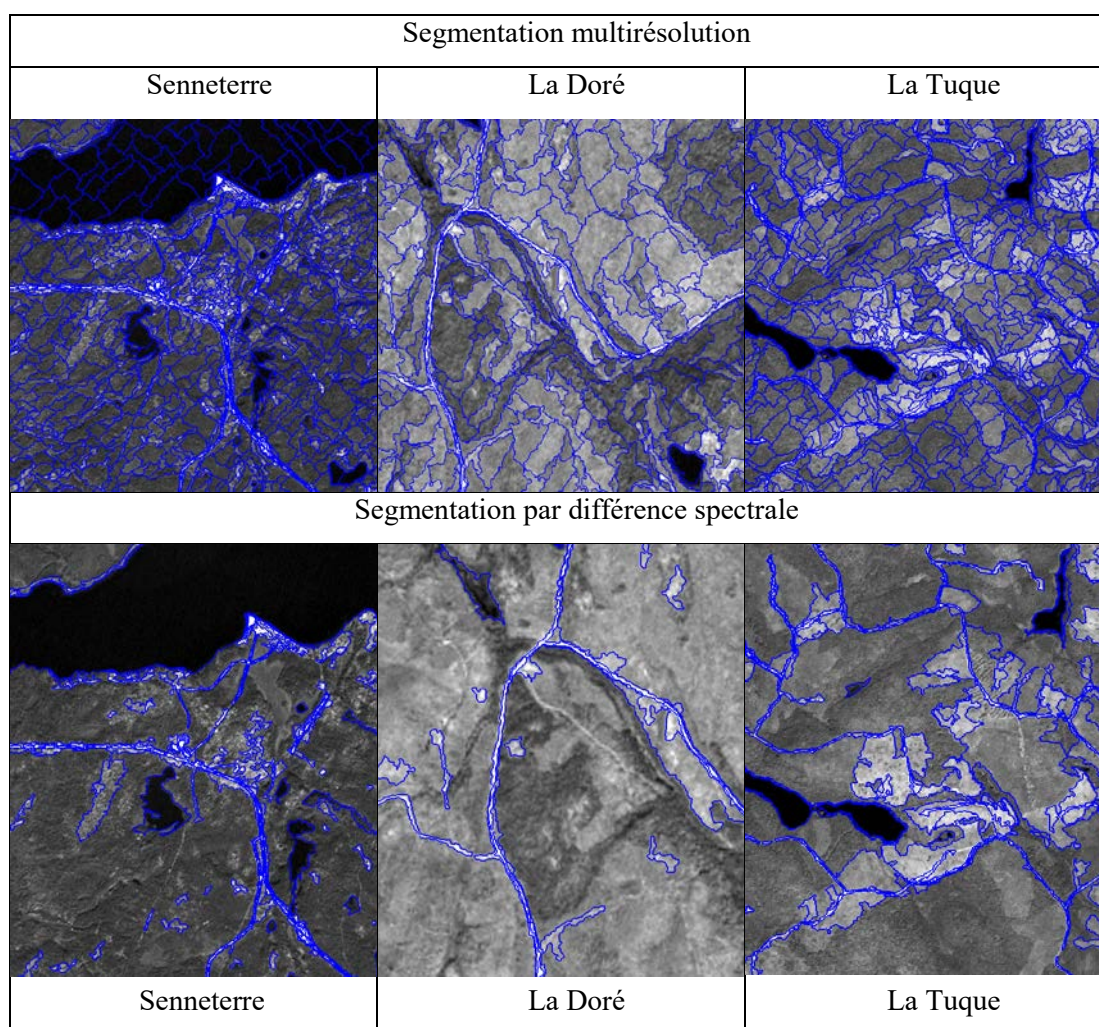


Figure 2.7 Segmentations multirésolution et par différence spectrale tirés des trois zones d'étude (Senneterre, la Doré et la Tuque).

2.4.3 Sélection des métriques

Le tableau 2.2 liste les métriques qui ressortent pour l'identification des routes par classification automatique du plus proche voisin pour chaque source des données d'entrée (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux). Nous constatons un nombre élevé des métriques dominantes pour LiDAR (treize métriques) par rapport à Sentinel-2 et la fusion de deux pour toutes les trois zones d'étude. L'imagerie Sentinel-2 pour les trois zones d'études a détecté sept métriques dominantes, peu importe la zone d'étude. La fusion de LiDAR et Sentinel-2 fait ressortir onze métriques dominantes, quelle que soit la zone d'étude. La particularité de ces métriques réside évidemment dans les détails d'information que contiennent les objets segmentés de chaque source de données d'entrée pour l'identification des routes. Les métriques obtenues selon la nature de données servent de référence pour la mise en place des règles d'appartenance pour chacune de nos zones d'étude.

Tableau 2.2 Métriques dominantes selon la source de données LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux communes aux trois zones d'étude.

Métrique	Sentinel-2	LiDAR	LiDAR et Sentinel-2
1	StdDev IC	Mean MHC	Edge Contrast of neighbor pixels IC
2	Mean IC	StdDev MHC	StdDev. IC
3	Mean of inner border IC	StdDev Slope	Mean IC
4	Mean of outer border IC	Max pixel value MHC	Mean of inner border IC
5	Edge Contrast of neighbor pixels IC	Mean of inner border MHC	Mean of outer border IC
6	Max. pixel value IC	Mean of inner border Slope	Mean MHC
7	Min. pixel value IC	Mean of outer border MHC	Min IC
8		Mean of outer border Slope	Max pixel value Slope
9		StdDev. to neighbor pixel MHC	Contrast to neighbor pixels MHC
10		Border contrast Slope	Edge Contrast of neighbor pixel MHC
11		Contrast to neighbor pixels Slope	StdDev. MHC
12		StdDev to neighbor pixels	
13		Max pixel value MHC	

2.4.4 Classification par fonctions d'appartenance

La classification obtenue en fonction de types de données d'entrée (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) est présentée à la figure 2.8. Nous constatons pour les zones de Senneterre, la Doré et la Tuque que l'approche utilisant LiDAR seul détecte un ensemble des segments de routes déconnectés, ce qui occasionne des erreurs topologiques importantes. De plus, nous remarquons la présence des structures non routières détectées, justement à cause de leur propriété texturale similaire avec les objets routes. Pour les mêmes zones d'étude, l'approche utilisant Sentinel-2 améliore la qualité du réseau routier détecté par rapport à l'approche LiDAR seul, tout en réduisant considérablement les erreurs en détection des surfaces non routières. Enfin, l'approche fusionnante LiDAR et Sentinel-2 s'avère prometteuse par la qualité d'identification du réseau routier par rapport aux deux précédentes. Nous constatons la structure plus cohérente du réseau routier avec l'absence quasi totale des structures non routières. Il demeure toutefois des aires non routières qui ressortent, telles que les parties de coupe forestière jetées ou les zones de sol dénudé.

2.4.5 Post-traitement

Les résultats obtenus de la COO après post-traitement, en fonction de types de données d'entrée (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux), est présentée à la figure 2.9. Avec une nette amélioration, l'approche fusionnant LiDAR et Sentinel-2 demeure prometteuse pour sa capacité d'identification du réseau routier avec une diminution considérable de la détection des aires non routières par rapport aux deux précédentes. Nous constatons justement une structure plus cohérente du réseau routier, diminuant ainsi considérablement le taux d'erreurs topologiques.

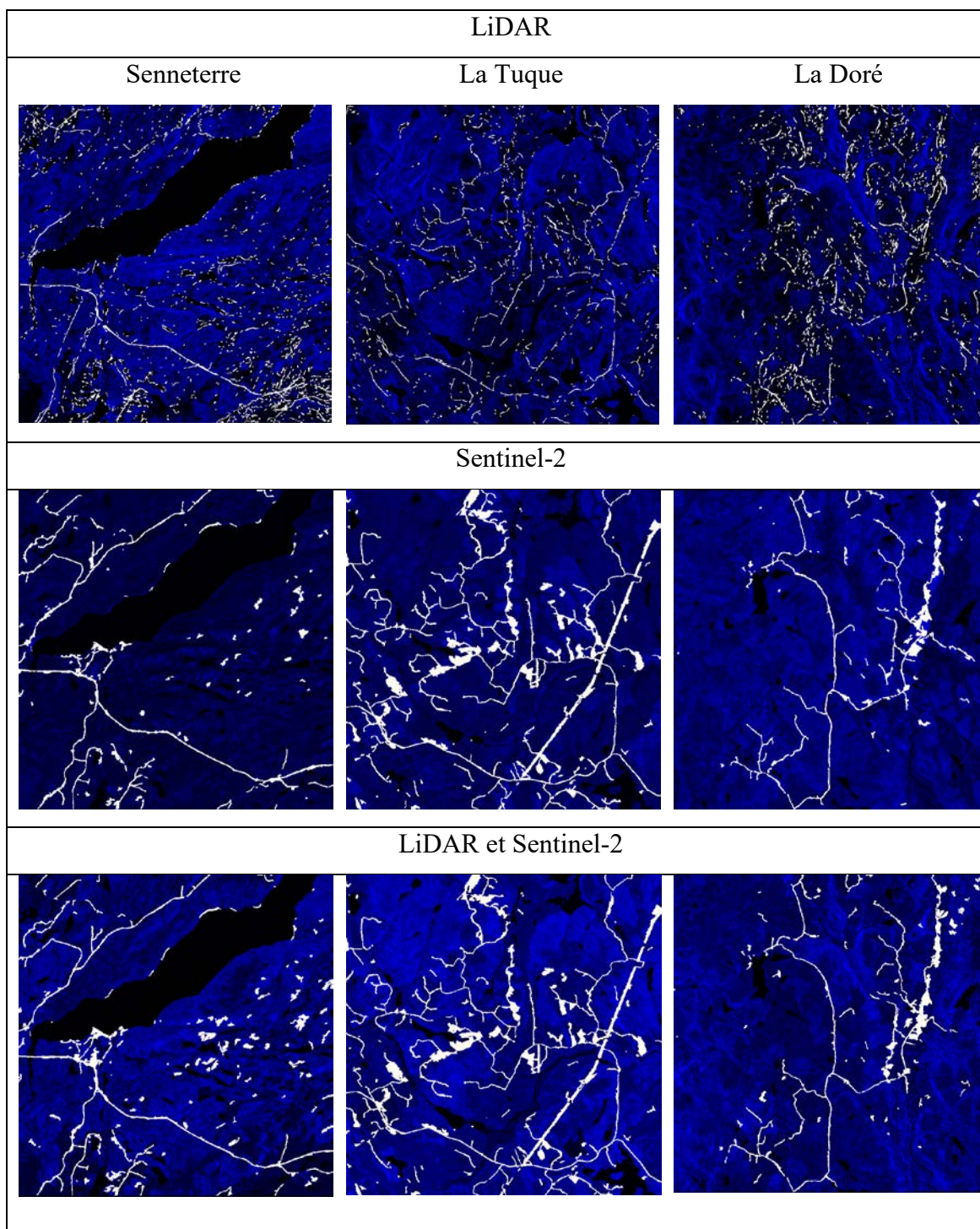


Figure 2.8 Carte de détection des routes par zone d'étude (Senneterre, la Tuque et la Doré) en fonction de type de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) avant post-traitement.

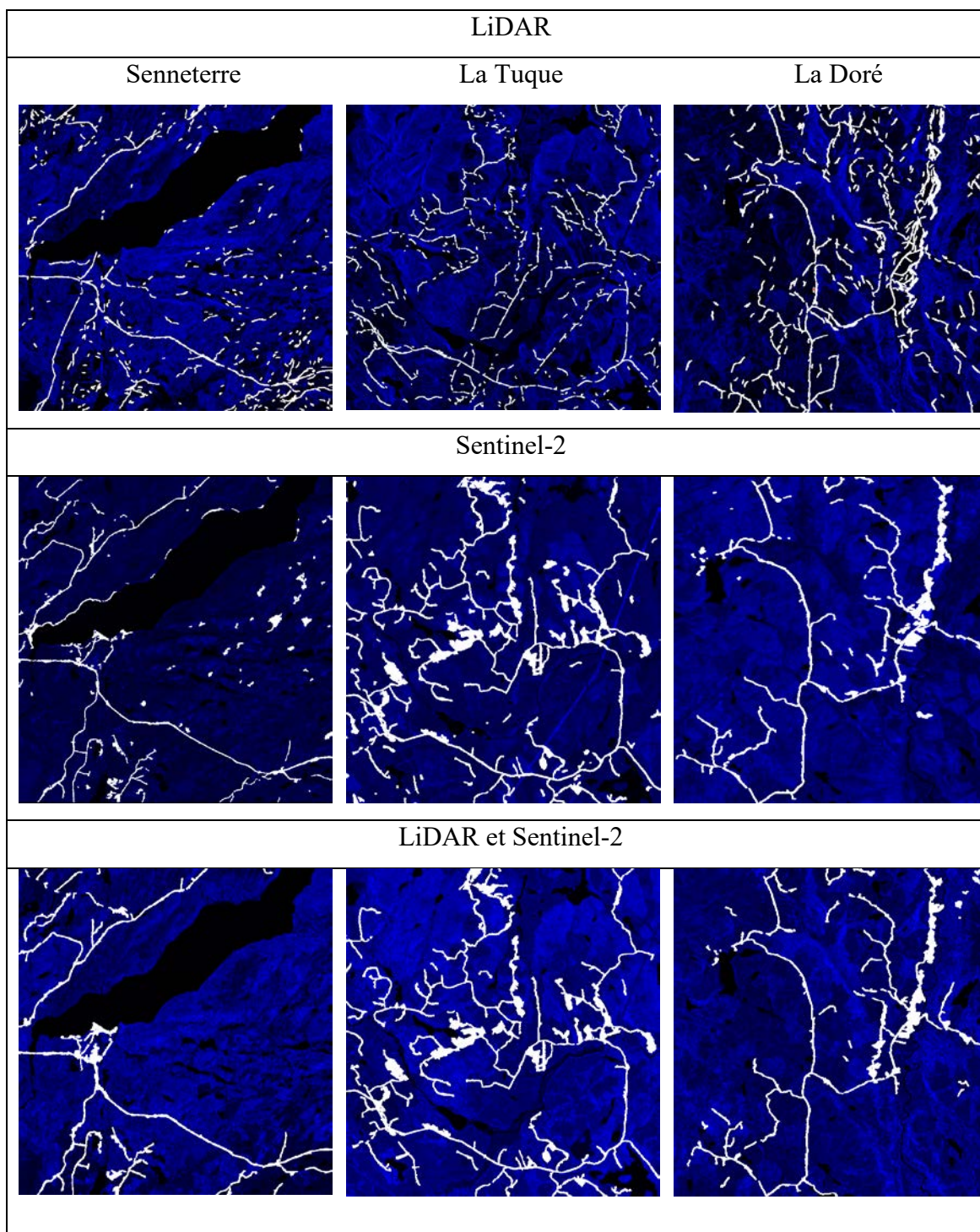


Figure 2.9 Carte de détection des routes par zone d'étude (Senneterre, la Tuque et la Doré) en fonction de type de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) après post-traitement.

2.4.6 Évaluation des performances

Il résulte de notre méthode la production d'une couche vectorielle d'information géographique pour chacune des zones d'étude décrivant le réseau routier détecté, associée aux données morphologiques (largeur de l'emprise et la pente).

Le tableau 2.3 présente les valeurs moyennes des métriques de précision avant et après post-traitement pour les trois zones d'étude. Nous constatons avant post-traitement que, l'approche exploitant les données LiDAR aéroporté (la pente et le MHC), présente une valeur de la précision globale de 53% avec un indice de Kappa de 21% de classification de routes. Nous remarquons la présence d'un nombre élevé des structures non routières avec des erreurs de commission de 60% et d'omission de 59%. L'approche Sentinel-2 améliore la performance de la précision globale de détection des routes à 65% avec une valeur d'indice de Kappa de 59%, des erreurs de commission de 28% et d'omission de 26%. La classification de la détection des routes utilisant la fusion de données LiDAR et Sentinel-2 a significativement amélioré les performances par rapport aux deux approches précédentes. Nous constatons une précision globale de 81% et d'un indice de Kappa de 77%, avec des erreurs de commission de 24% et d'omission de 15%. Toutefois, il reste toujours certaines routes qui n'ont pas été détectées à cause de leur similarité spectrale entre les aires routières et le sol dénudé.

Après post-traitement, l'extraction automatique des routes basée sur les objets utilisant les données LiDAR aéroporté présente une augmentation de 10% de précision globale moyenne et d'erreur d'omission des surfaces non routières. Une augmentation de 5% de précision globale et une diminution de 9% d'erreur d'omission sont remarquées pour l'extraction des routes utilisant les données Sentinel-2. Enfin, l'extraction des routes à partir de la fusion des données (LiDAR et Sentinel-2) présente 7% d'augmentation de la précision globale avec une diminution de 2% d'erreur d'omission des surfaces non routières.

Tableau 2.3 Évaluation de la précision moyenne des métriques (précision globale, erreur de commission, erreur d'omission et l'indice de Kappa) de trois zones d'étude en fonction selon la nature de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) avant et après post-traitement.

Avant post-traitement				
Source donnée	Précision globale %	Erreur de commission %	Erreur d'omission %	Indice de Kappa %
LiDAR	53	60	59	21
Sentinel-2	65	28	26	59
LiDAR et Sentinel-2	81	24	15	77
Après post-traitement				
LiDAR	63	39	69	32
Sentinel-2	70	11	17	62
LiDAR et Sentinel-2	88	6	13	82

La figure 2.10 montre le réseau routier détecté pour l'approche de la fusion de LiDAR et Sentinel-2 de la zone de Senneterre après post-traitement. Nous constatons une précision globale en localisation des routes de 80%, légèrement faible par rapport au résultat de traitement d'image du réseau routier formé des polygones détectés après post-traitement (Tableau 2.3). Il en est de même pour les deux autres zones d'étude. Certaines routes passent à côté de la ligne médiane de la route à cause de la forme des objets routes obtenues au niveau de la segmentation.

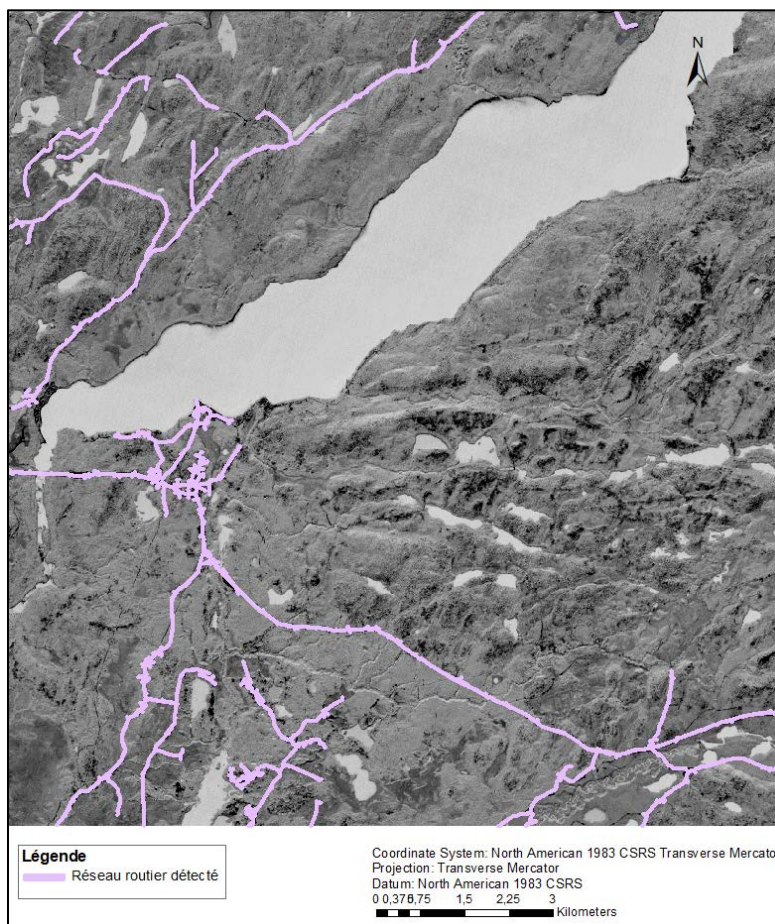


Figure 2.10 Cartographie du réseau routier de la zone de Senneterre détecté par l'approche utilisant la fusion du LiDAR et Sentinel-2 après post-traitement (en rose).

Les valeurs de composantes morphologiques de la largeur de l'emprise et de la pente longitudinale de routes sont directement extraites de la classification et sauvegardées dans une table attributaire de la couche de données vectorielle pour l'ensemble de nos trois zones d'étude. La figure 2.11 montre les variations de la largeur de l'emprise obtenue de données des observations de terrain (7 – 46m) et par approche de fusion de données LiDAR et Sentinel-2 pour la zone de Senneterre (7 – 66m).

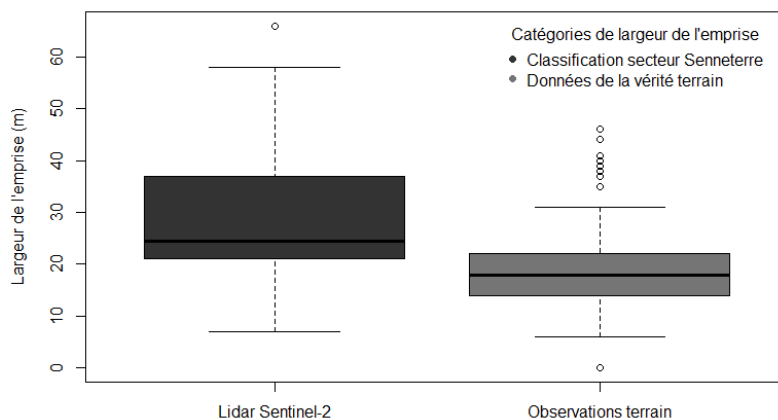


Figure 2.11 Boîte à moustaches de la variation de largeur de l'emprise de routes obtenue par la classification de l'approche LiDAR et Sentinel-2 de la zone de Senneterre et de largeur de l'emprise de données des observations de terrain. La ligne épaisse représente la médiane (50e percentile). Le carré représente la distribution des données entre les 25e et 75e percentiles représentant le 50% de données se situant dans cette plage. Les lignes prolongées représentent la variabilité en dehors des percentiles supérieurs et inférieurs. Les points sont des valeurs extrêmes.

2.5 Discussion

La classification après post-traitement entièrement automatisée basée sur les objets montre de bons résultats pour les trois approches (LiDAR seul, Sentinel-2 seul et la fusion de deux) avec la précision globale respectivement, de 63%, 70% et 88%. Nos résultats montrent une précision de classification des routes nettement supérieurs aux résultats trouvés par Benkouider *et al.* (2012) et Ferraz *et al.* (2016). Ceci est justifié par un faible taux d'erreur d'omission de 13% de routes non détectées de données de la vérité terrain (soit une diminution de 2%), à cause de leur similarité spectrale entre les surfaces de routes et les surfaces des sols nus aux abords de routes (He, 2013) et la repousse des forêts (Sherba *et al.*, 2014). Cette approche détecte un taux faible de 6% des aires non routières (soit une diminution de 5% de la classification avant post-traitement). Nous remarquons ces améliorations effectivement avec l'augmentation de niveau de concordance de 82% (soit une augmentation de 5% de la classification avant post-traitement). Cependant, la précision globale de cette approche reste légèrement inférieure par rapport à celle trouvée par Sherba *et al.* (2014) sur l'utilisation de la COO dans la classification des routes forestières abandonnées sous un couvert forestier dense à l'aide de LiDAR. En effet, les ajustements lors du

choix des valeurs optimales de paramètres de la segmentation de la COO pour la génération des objets linéaires sont aussi la cause de la création des surfaces de routes et non-route composites (Achbun *et al.*, 2011; Ferraz *et al.*, 2016).

L'utilisation de l'indice de cuirasse s'est avéré performant dans nos analyses et ceci est aussi prouvé dans les études réalisées par Bentekhici et Yousfi (2013) et Missoumi *et al.* (2018). L'application de filtre Lee sigma pour l'extraction du contour puis de convolution de gauss a non seulement permis la mise en valeur de bordures des routes et l'élimination de bruit parasite (Sherba *et al.*, 2014), mais surtout l'amélioration de la qualité de la segmentation. Les chemins de large et moyenne emprises sont détectés, sauf les segments de routes fermées par la végétation, ce qui rend cette approche sensible aux routes sous couvert végétal (He, 2013). La présence de certaines surfaces non routières dans le réseau de chemins détecté créées au passage d'équipements et engins forestiers présentent une similarité spectrale avec les surfaces routières (He, 2013), ce qui crée de la confusion.

Les valeurs de métriques de performances de l'approche de l'extraction des routes par la COO basée sur LiDAR seul sont faibles par rapport aux deux autres approches de détection automatique de routes. Cela peut être expliqué par l'utilisation exclusive de MHC et de la pente, puis de faibles valeurs de l'exactitude lors de la segmentation pour la construction des objets linéaires (Tableau 2.1). Le MHC dérivé du LiDAR aéroporté a permis de déceler une évolution structurelle du réseau routier à partir de faibles valeurs de la canopée (derniers retours du faisceau laser), qui correspondent souvent à la surface du terrain (Azizi *et al.*, 2014; Sherba *et al.*, 2014). L'indice de pente calculé de MNT a détecté les zones de terrain localement plates (Figure 2.5), généralement avec des valeurs faibles de pente. L'utilisation du LiDAR aéroporté est réputée dans la littérature par sa capacité de détecter les routes à des valeurs de précision nettement supérieures à soixante pourcents par Azizi *et al.* (2014), Ferraz *et al.* (2016) et White *et al.* (2010). La présence des jetées aux abords de la route et des sentiers de débardage parallèles utilisés au Québec semblent générer beaucoup de confusion lors de la détection des routes. L'utilisation des données contextuelles des zones agricoles du secteur de coupe ou d'occupation de sol, pourrait être masquée permettant de

réduire les erreurs inhérentes de la méthodologie provenant des activités forestières (Ferraz *et al.*, 2016).

Nous avons remarqué au cours de ce processus de classification des routes à base des fonctions d'appartenance que, la qualité du réseau routier détecté dépend non seulement de la nature de la donnée mais aussi des règles associées aux poids de chacune des métriques. Toutefois la structure de chaque règle change selon les détails d'informations des objets à classer d'une zone d'étude à un autre. C'est la raison pour laquelle le poids associé à chaque métrique est fonction de la connaissance de la variabilité d'informations des objets segmentés dans la zone d'étude, résultat confirmé par Azmi *et al.* (2015). Cependant, la difficulté réside effectivement dans la complexité des règles ainsi qu'à leur affectation automatique de poids (Azmi *et al.*, 2015). L'extraction de la ligne médiane du réseau routier des polygones extrait de la COO par fusion de données LiDAR et Sentinel-2, a permis d'évaluer la précision de la position en localisation du réseau routier détecté par rapport aux données de la vérité terrain.

Dans le même sens que Karsenty *et al.* (2005), il reste des choses à améliorer dans notre étude pour diminuer les erreurs de la COO et améliorer significativement la précision globale en localisation routière. Plusieurs sources d'erreur peuvent expliquer le manque de certains segments de routes et la présence de certaines aires non routières dans nos résultats : Le rééchantillonnage de Sentinel-2 de 10m à 1m de résolution spatiale a certainement eu d'effet sur la géométrie d'informations linaires et par conséquent, la qualité de la donnée et de la segmentation de la COO. La régénération de la végétation aux abords de routes a parfois classifié de manière erronée les aires routières comme non-route et inversement. La densité de points au sol de LiDAR reste un problème majeur dans la qualité de produits dérivés de LiDAR, ce qui affecte la qualité de la segmentation et rend difficile la classification de la COO pendant le processus d'extraction de routes (Ferraz *et al.*, 2016). L'année d'acquisition de données a peut être engendré un problème de concordance des données à la base de l'apparition d'erreurs dans nos résultats, certaines surfaces routières apparaissaient sur un type de données et pas l'autre. Les données LiDAR de deux zones d'études Senneterre et la Dorée dataient de 2018 pendant que les données satellitaires de Sentinel-2 de 2019. En effet, certaines surfaces forestières en pleine régénération demeurent

manquantes dans un type de données et non dans l'autre. Il est nécessaire de disposer les données forestières contextuelles de certaines surfaces d'activités forestières de la zone d'étude pour justement remédier à l'apparition d'erreur de classification routière (Ferraz *et al.*, 2016). Certaines erreurs de classification dûe au manque de segments de routes et à la présence de structures non routières proviennent de l'imperfection de la segmentation (choix des valeurs optimales de paramètres par une étude empirique). Toutefois, grâce aux informations de caractéristiques géométriques, topologiques et sémantiques des objets de la COO, cette approche demeure potentielle en rendant disponible des bases de données extrêmement riches en information morphologiques pour les gestionnaires de forêts.

2.6 Conclusion

L'extraction et caractérisation automatique du réseau routier forestier à partir des données LIDAR et Sentinel-2 basées sur le traitement d'image et la classification orientée objet sont proposées comme une approche prometteuse. Nous avons estimé l'impact et l'apport de chaque donnée LiDAR seul et de Sentinel-2 seul et la fusion de données LiDAR et Sentinel-2 dans le processus d'identification et de caractérisation du réseau routier. La fusion des données LiDAR et Sentinel-2 a considérablement amélioré les performances de l'extraction des routes de 17% (soit une performance globale moyenne de 88%) par rapport à leur utilisation séparée. Cette méthode d'extraction et de caractérisation des routes forestières est transférable d'une zone à une autre, ceci permet aux gestionnaires des forêts, de mettre à leur disposition la cartographie routière des zones isolées associée aux informations morphologiques, un outil d'aide à la décision pour l'accès au territoire. L'extraction du centre de la route pour la zone de Senneterre a permis de démontrer la précision en localisation des chemins, légèrement inférieure de 8% par rapport à la précision globale. De plus, une estimation des composantes morphologiques (largeur de l'emprise et pente longitudinale) de routes a été possible et contribue significativement à une meilleure documentation des cartes de réseau routier forestier disponible. Ceci permet dans le contexte de gestion durable de forêt, de rendre disponible pour les gestionnaires des forêts, un système d'information géographique d'aide à la décision de gestion routière pour l'accès au territoire.

CHAPITRE III

CONCLUSION GÉNÉRALE

Notre étude consistait à la mise en place d'une méthode de détection et de caractérisation automatique de réseau routier forestier en forêt boréale à l'aide de données dérivées du LiDAR aéroporté (MHC et MNT) et de la donnée optique de Sentinel-2. Nous avons dans cette étude, développé trois approches d'extraction et de caractérisation des routes forestières en nous basant sur la donnée d'entrée, qui est soit le LiDAR seul, le Sentinel-2 seul ou la fusion de deux sources de données précédentes. Nous avons ainsi basé la détection par une approche de la classification orientée objet. Et avons automatiquement extrait de la classification, les composantes morphologiques de la pente longitudinale et de la largeur de l'emprise des routes. Nous avons constaté une relation directe de dépendance entre la qualité de la donnée d'entrée et l'exactitude de la qualité de la segmentation lors de son analyse de sensibilité pour la fixation des valeurs optimales des paramètres. Le prétraitement des images d'entrée joue un rôle indispensable dans la qualité de la segmentation des objets d'intérêt routes.

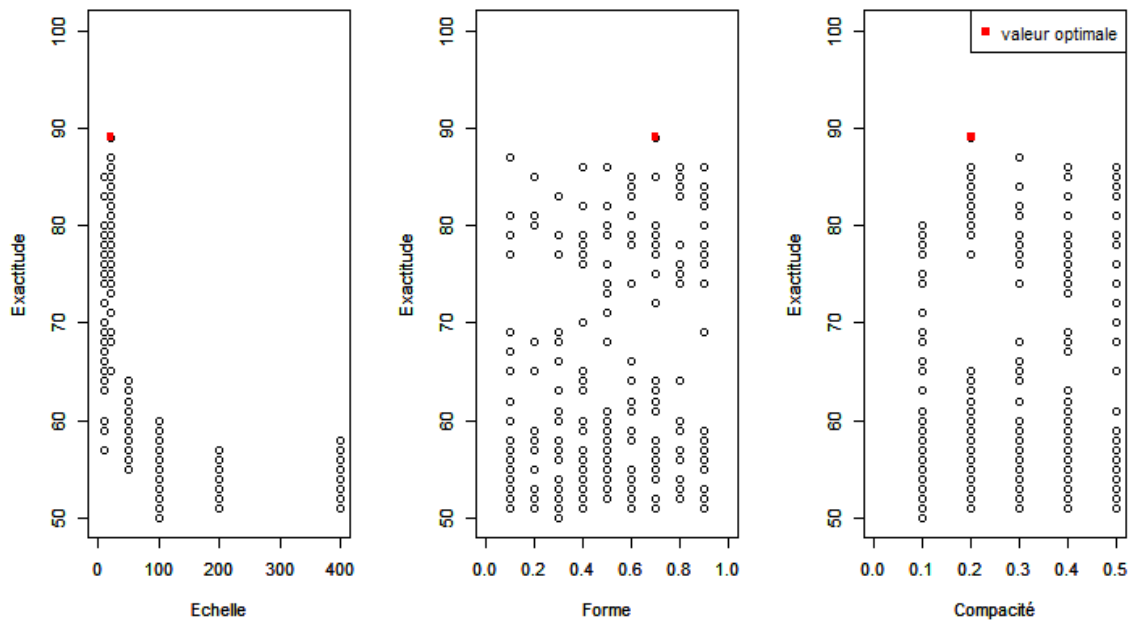
Les résultats de performance de précision obtenus pour les trois approches (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) pour chacun de trois zones d'études suggèrent que l'approche LiDAR seul détecte le réseau routier mais ne peut pas encore fournir des résultats robustes. L'approche Sentinel-2 s'avère très prometteuse en améliorant la précision globale de détection de routes par rapport à la précédente approche. Notre méthode est donc transférable indépendamment de la zone d'étude, car au regard des résultats de l'annexe B, nous constatons pour chaque zone (Senneterre, la Dorée et la Tuque) en fonction de la nature de la donnée d'entrée (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) que les valeurs de métriques de précision sont très peu variables. Ce qui justifie la robustesse de la méthode. De plus, les données morphologiques extraites de l'identification

automatique des routes, ont permis de mettre à niveau les informations des cartes de routes disponibles. Ces informations morphologiques servent de prise de décision à un gestionnaire sur l'utilisation des routes par les utilisateurs quant à leur accessibilité par ces derniers. À travers les informations morphologiques, le gestionnaire de forêt se voit en mesure de se doter des métriques pour définir un plan d'accès au territoire par rapport à la largeur de l'emprise et la pente longitudinale de la route, qui sera empruntée par toute sorte d'équipements forestiers. Au final, notre méthode permet de rendre disponible une cartographie des chemins forestiers assez consistante en informations morphologiques routières afin de permettre aux gestionnaires de prendre de décisions optimales sur l'utilisation de routes et l'accès au territoire par les utilisateurs de la forêt.

ANNEXE A

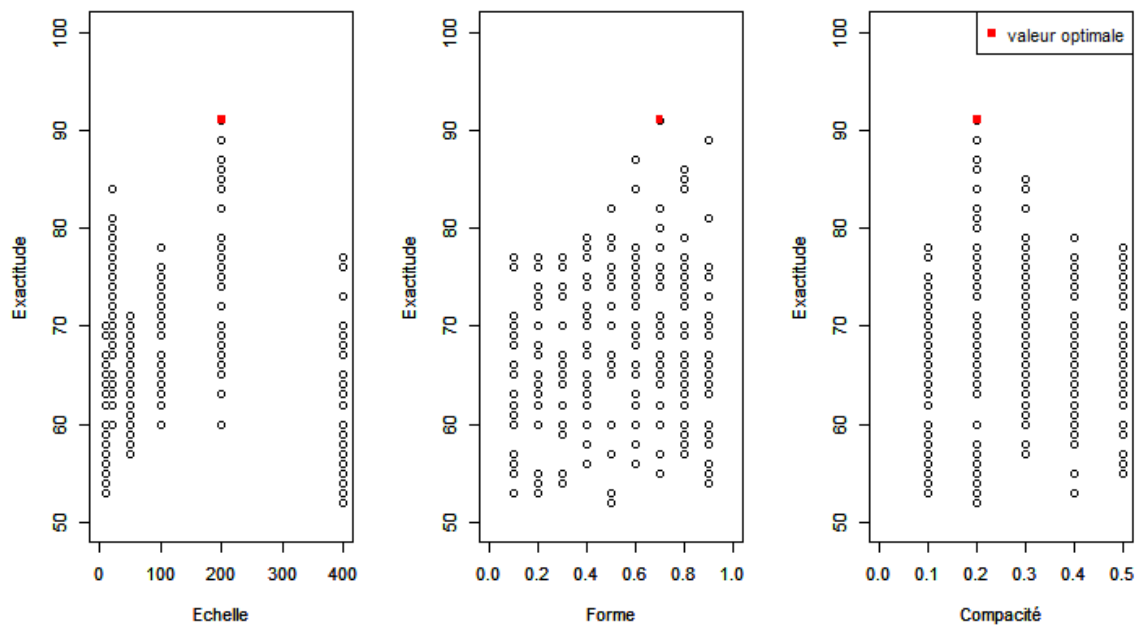
ANALYSE DE SENSIBILITE DES PARAMETRES DE LA SEGEMENTATION MULTI-RESOLUTION

Les valeurs optimales des paramètres de la segmentation multirésolution pour l'approche LiDAR sont respectivement pour l'échelle, la compacité et lissage de 20; 0.7 et 0,2 comme illustre la figure ci-dessous.



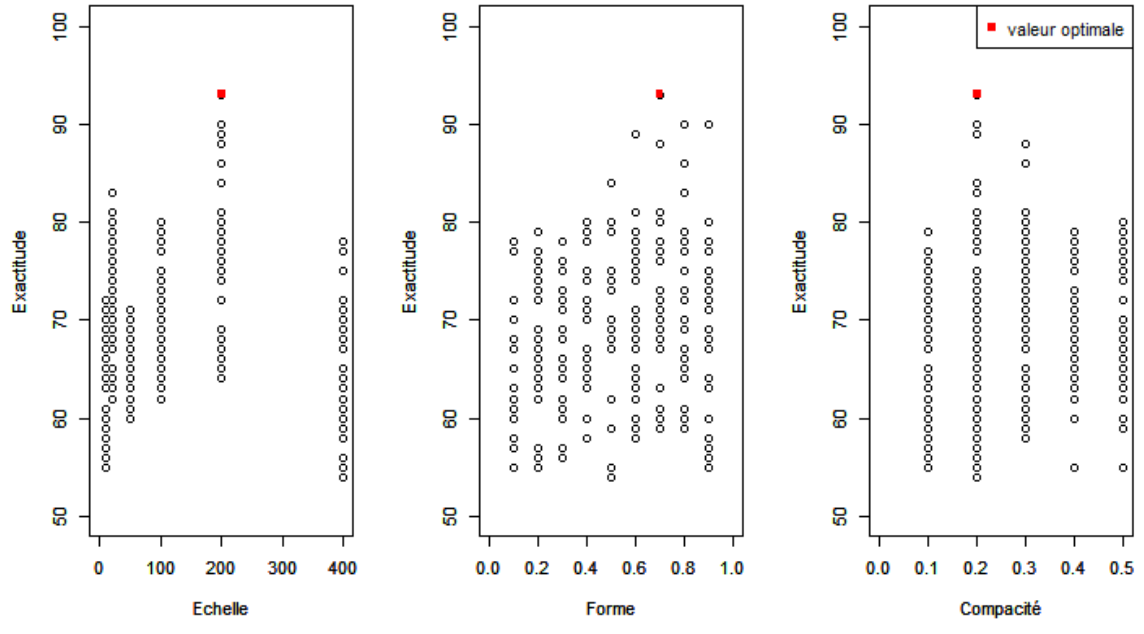
Valeurs optimales de l'étude de sensibilité de paramètres d'échelle, de compacité et de lissage par rapport à l'exactitude de l'approche LiDAR

L'approche Sentinel-2 (indice de cuirasse) montre que les valeurs optimales des paramètres de la segmentation multirésolution d'échelle, de compacité et de lissage sont respectivement de 200 ; 0,7 et 0,2 tel que présente la figure ci-dessous.



Valeurs optimales de l'étude de sensibilité de paramètres d'échelle, de compacité et de lissage par rapport à l'exactitude de l'approche Sentinel-2

Les valeurs optimales des paramètres de la segmentation multirésolution pour l'approche combinée LiDAR et Sentinel-2 sont respectivement pour l'échelle, la compacité et lissage de 200; 0.7 et 0,2 comme le montre la figure ci-dessous.



Valeurs optimales de l'étude de sensibilité de paramètres d'échelle, de compacité et de lissage par rapport à l'exactitude de l'approche LiDAR et Sentinel-2

ANNEXE B

ÉVALUATION DES PERFORMANCES PAR ZONE D'ÉTUDE (SENNETERRE, LA DORÉE ET LA TUQUE) EN FONCTION DE LA SOURCE DE DONNÉES (LIDAR, SENTINEL-2 ET LA FUSION DE DEUX) AVANT POST-TRAITEMENT

Au regard du tableau ci-dessous, nous constatons que : L'approche LiDAR présente pour les trois zones (Senneterre, la Doré et la Tuque) des valeurs de la précision globale assez faibles variant entre 51% et 56%, de l'erreur de commission entre 54% et 65%, de l'erreur d'omission de 56% et 62% avec l'indice de kappa de 18% et 23%. Pour les mêmes zones d'étude, l'approche Sentinel-2, nous avons une amélioration des valeurs de métriques : la précision globale varie entre 62% et 68%, l'erreur de commission entre 19% et 34%, l'erreur d'omission dans l'intervalle de 25% et 28% avec l'indice de kappa entre 57% et 60%. Et enfin, l'approche combinant LiDAR et Sentinel-2 apporte de meilleures performances par rapport aux approches précédentes pour les trois zones d'étude : la précision globale varie entre 78% et 84%, l'erreur de commission entre 12% et 30%, l'erreur d'omission entre 13% et 16% avec l'indice de kappa dans l'intervalle de 73% et 82%.

Évaluation de la précision des métriques (précision globale, erreur de commission, erreur d'omission et l'indice de Kappa) par zone d'étude (Senneterre, la Doré et la Tuque) en fonction de chaque source de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) avant post-traitement.

Source données	Zone d'étude	Précision globale %	Erreur de commission %	Erreur d'omission %	Indice de Kappa %
LiDAR	Senneterre	56	54	56	23
	La Doré	51	62	59	21
	La Tuque	53	65	62	18
Sentinel-2	Senneterre	68	30	28	57
	La Doré	62	34	25	60
	La Tuque	65	19	26	59
LiDAR et Sentinel-2	Senneterre	84	21	16	82
	La Doré	78	30	13	73
	La Tuque	81	12	15	77

ANNEXE C

ÉVALUATION DES PERFORMANCES PAR ZONE D'ÉTUDE (SENNETERRE, LA DORÉE ET LA TUQUE) EN FONCTION DE LA SOURCE DE DONNÉES (LIDAR, SENTINEL-2 ET LA FUSION DE DEUX) APRÈS POST-TRAITEMENT

Au regard du tableau ci-dessous, nous constatons que : L'approche LiDAR présente pour les trois zones (Senneterre, la Doré et la Tuque) des valeurs de la précision globale assez faibles variant entre 59% et 67%, de l'erreur de commission entre 31% et 41%, de l'erreur d'omission de 31% et 45% avec l'indice de kappa de 29% et 35%. Pour les mêmes zones d'étude, l'approche Sentinel-2, nous avons une amélioration des valeurs de métriques : la précision globale varie entre 67% et 74%, l'erreur de commission entre 8% et 15%, l'erreur d'omission dans l'intervalle de 15% et 18% avec l'indice de kappa entre 56% et 66%. Et enfin, l'approche combinant LiDAR et Sentinel-2 apporte de meilleures performances par rapport aux approches précédentes pour les trois zones d'étude : la précision globale varie entre 83% et 91%, l'erreur de commission entre 3% et 9%, l'erreur d'omission entre 12% et 14% avec l'indice de kappa dans l'intervalle de 81% et 86%.

Évaluation de la précision des métriques (précision globale, erreur de commission, erreur d'omission et l'indice de Kappa) par zone d'étude (Senneterre, la Doré et la Tuque) en fonction de chaque source de données (LiDAR, Sentinel-2 et la fusion de deux) après post-traitement.

Source données	Zone d'étude	Précision globale %	Erreur de commission %	Erreur d'omission %	Indice de Kappa %
LiDAR	Senneterre	67	46	45	35
	La Doré	59	31	37	31
	La Tuque	63	40	31	29
Sentinel-2	Senneterre	74	15	18	56
	La Doré	67	11	15	63
	La Tuque	69	8	17	66
LiDAR et Sentinel-2	Senneterre	91	9	14	86
	La Doré	83	3	12	79
	La Tuque	89	6	13	81

BIBLIOGRAPHIE GÉNÉRALE

- Abdi, E., Sisakht, S. R., Goushbor, L. et Soufi, H. (2012). Accuracy assessment of GPS and surveying technique in forest road mapping. *Annals of Forest Research*, 55(2), 309-317.
- Achbun, A., Mansour, M., Layelmam, M. et Smiej, M. F. (2011). Etude comparative de la classification orientée objet d'une image spot5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition® 9. *Geo Observateur*, (19), 13.
- Akcay, O., Avsar, E. O., Inalpulat, M., Genc, L. et Cam, A. (2018). Assessment of Segmentation Parameters for Object-Based Land Cover Classification Using Color-Infrared Imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(11), 424.
- Al-Amri, S. S., Kalyankar, N. V. et Khamitkar, S. D. (2010). A comparative study of removal noise from remote sensing image. *International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 7(Issue. 1), arXiv preprint arXiv:1002.1148.
- Amani, M., Salehi, B., Mahdavi, S. et Brisco, B. (2018). Spectral analysis of wetlands using multi-source optical satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144, 119-136.
- Amini, J., Saradjian, M., Blais, J., Lucas, C. et Azizi, A. (2002). Automatic road-side extraction from large scale imagemaps. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4(2), 95-107.
- Aragón, G., Abuja, L., Belinchón, R. et Martínez, I. (2015). Edge type determines the intensity of forest edge effect on epiphytic communities. *European Journal of Forest Research*, 134(3), 443-451.

- Avon, C., Bergès, L., Dumas, Y. et Dupouey, J.-L. (2010). Does the effect of forest roads extend a few meters or more into the adjacent forest? A study on understory plant diversity in managed oak stands. *Forest Ecology and Management*, 259(8), 1546-1555.
- Azizi, Z., Najafi, A. et Sadeghian, S. (2014). Forest road detection using LiDAR data. *Journal of Forestry Research*, 25(4), 975-980.
- Azmi, R., Saadane, A., Kacimi, I. et Hakdaoui, M. (2015). Hybrid classification approach combining object oriented method and expert system for extracting land cover map from very high spatial resolution image – case study city of Rabat – Morocco. *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 10(2), 594.
- Baatz, M. et Schäpe, A. (2010). Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. 2000. *Ressource en ligne (22/10/2018)* : http://www.agit.at/papers/2000/baatz_FP_12.pdf.
- Baltsavias, E., O’Sullivan, L. et Zhang, C. (2004). Automated road extraction and updating using the ATOMI system performance comparison between aerial film, ADS40, Ikonos and Quickbird orthoimagery. *Congress of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), Commission III, Working Group, 3(7)*, 12-23.
- Benkouider, F., Hamami, L., Abdellaoui, A. et Salmon, M. (2012). Extraction de routes par classification supervisée et par réseaux de neurones artificiels à partir d'image spot: cas d'une ville oasisienne (Algérie). *Teledetection, Editions des Archives Contemporaines*, 11(1), 237-249.
- Bentekhici, N. et Yousfi, D. (2013). Analyse de l'étalement urbain de la ville de Mostaganem à l'aide des données satellitales multi-dates. *Bulletin des Sciences Géographiques de l'INCT*, 28, 51-62.
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I. et Heynen, M. (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, 58(3-4), 239-258.
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 65(1), 2-16.

- Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J. et Zeil, P. (2000). Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. *Environmental Information for Planning, Politics and the Public*, 2, 555-570.
- Bonnet, S., Toromanoff, F., Bauwens, S., Michez, A., Dedry, L. et Lejeune, P. (2013). Principes de base de la télédétection et ses potentialités comme outil de caractérisation de la ressource forestière–II. LiDAR aérien. *Forêt Wallonne*, (124), 28-41.
- Bourgeois, L., Kneeshaw, D. et Boisseau, G. (2005). Les routes forestières au Québec: Les impacts environnementaux, sociaux et économiques. *VertigO-la revue électronique en sciences de l'environnement*, 6(2).
- Charalampidis, D. (2009). Efficient directional Gaussian smoothers. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(3), 383-387.
- Chauvin, C. (2002). L'aménagement, outil de suivi de gestion durable. *Ingénieries, n spécial Aménagement Forestier*, 29-34.
- Clode, S., Kootsookos, P. J. et Rottensteiner, F. (2004). The automatic extraction of roads from LiDAR data. *The International Society for Photogrammetry and Remote Sensing's Twentieth Annual Congress*, 35, 231-236.
- Coffin, A. W. (2007). From roadkill to road ecology: a review of the ecological effects of roads. *Journal of Transport Geography*, 15(5), 396-406.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46.
- Dallaire, N. (2013). Cadre de référence et démarche de priorisation du réseau des chemins multiusages en Abitibi-Témiscamingue. *Ressource en ligne (18/01/2019)* : http://www.conferenceregionale.ca/documents/files/rapport_cadre_referance_demarche_priorisation_reseau_chemins_multiusages_region_mars2013.pdf.

- Dolnicar, S., Grün, B. et Leisch, F. (2018). Step 5: Extracting Segments. Dans *In Market Segmentation Analysis* (p. 75-181). Springer.
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., . . . Martimort, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25-36.
- Ferraz, A., Mallet, C. et Chehata, N. (2016). Large-scale road detection in forested mountainous areas using airborne topographic LiDAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 112, 23. doi: doi: 10.1016/j.isprsjprs.2015.12.002
- Forman, R. T. et Alexander, L. E. (1998). Roads and their major ecological effects. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 29(1), 207-231.
- Gascon, F., Bouzinac, C., Thépaut, O., Jung, M., Francesconi, B., Louis, J., . . . Gaudel-Vacaresse, A. (2017). Copernicus Sentinel-2A calibration and products validation status. *Remote Sensing*, 9(6), 584.
- Gucinski, H., Michael, J. F., Robert, R. Z. et Martha, H. B. (2001). *Forest roads : a synthesis of scientific information* (vol. 509) DIANE Publishing.
- Gumus, S. (2009). Constitution of the forest road evaluation form for Turkish forestry. *African Journal of Biotechnology*, 8(20).
- Harper, K. A., Macdonald, S. E., Burton, P. J., Chen, J., Brosofske, K. D., Saunders, S. C., . . . Esseen, P. A. (2005). Edge influence on forest structure and composition in fragmented landscapes. *Conservation Biology*, 19(3), 768-782.
- Havimo, M., Mönkönen, P., Lopatin, E. et Dahlin, B. (2017). Optimising forest road planning to maximise the mobilisation of wood biomass resources in Northwest Russia. *Biofuels*, 8(4), 501-514.
- He, D.-C. (2013). Classification orientée objet d'une image quickbird de la ville de hanoi (viêtname): étude empirique des paramètres de segmentation. *Teledetection, Editions des Archives Contemporaines*, 11(2), 287-305.

- Hyypä, J., Pyysalo, U., Hyypä, H. et Samberg, A. (2000). Elevation accuracy of laser scanning-derived digital terrain and target models in forest environment. *Proceedings of EARSeL-SIG-Workshop LiDAR*, 16-17.
- Karakış, S., Marangoz, A. et Büyüksalih, G. (2006). Analysis of segmentation parameters in Ecognition® software using high resolution Quickbird MS imagery. *ISPRS Workshop on Topographic Mapping from Space, Ankara, Turkey*.
- Karsenty, A., Antunes, A. et Centeno, J. (2005). Classification orientée objet de la perméabilité des sols en zone urbaine à l'aide d'imagerie très haute résolution et de données laser scanner à Curitiba (Brésil). *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 565-572.
- Kiss, K., Malinen, J. et Tokola, T. (2015). Forest road quality control using ALS data. *Canadian Journal of Forest Research*, 45(11), 1636-1642.
- Landis, J. R. et Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 159-174.
- Latrémouille, I. (2012). Guide des saines pratiques d'entretien des chemins forestiers dans les zecs. *Québec. Zecs Québec*, p. 76.
- Leboeuf, A. et Pomerleau, I. (2016). *Guide d'utilisation des produits dérivés du LiDAR* Bibliothèque et archives nationales du Québec 2016 ISBN pdf : 978-2-550-77405-1 : Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs du Québec, Secteur des forêts, Direction des inventaires forestiers.
- Lessard-Juneau, G. (2011). Plan directeur d'entretien de chemins forestiers. Territoire de la MRC du Témiscamingue. *Ressource en ligne (15/02/2019)* : <http://www.mrcstemiscamingue.org/wp-content/uploads/2015/11/cheminsforestiers.pdf>.
- Li, Y., Chen, J., Ma, Q., Zhang, H. K. et Liu, J. (2018). Evaluation of Sentinel-2A surface reflectance derived using Sen2Cor in North America. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(6), 1997-2021.

- Lord, G., Faucher, A. et Berger, J.-P. (2009). Normes de cartographie écoforestière: troisième inventaire écoforestier. *Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune, Forêt Québec, Direction des inventaires forestiers*.
- Lugo, A. E. et Gucinski, H. (2000). Function, effects, and management of forest roads. *Forest Ecology and Management*, 133(3), 249-262.
- Mallinis, G., Koutsias, N., Tsakiri-Strati, M. et Karteris, M. (2008). Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(2), 237-250.
- Mena, J. B. (2003). State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification. *Pattern Recognition Letters*, 24(16), 3037-3058.
- MERN. (2015). Adresses Québec. *Gouvernement du Québec, Ministère de l'Énergie et des Ressources Naturelles*, ISBN 978-972-550-74818-74812.
- MFFP. (2020). Guide d'application du Règlement sur l'aménagement durable des forêts du domaine de l'État (annexe 4). *Gouvernement du Québec*.
- Missoumi, M. A., Desponds, D. et Hadeid, M. (2018). Suivi de l'évolution de la tache urbaine à travers la classification multidates de l'indice de cuirasse. Le cas d'Oran (Algérie) de 1987 à 2016. *Photo-Interprétation. European Journal of Applied Remote Sensing*, 54(3-4).
- Mokhtarzade, M. et Zoj, M. V. (2007). Road detection from high-resolution satellite images using artificial neural networks. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9(1), 32-40.
- Murtagh, F. et Legendre, P. (2014). Ward's hierarchical agglomerative clustering method: which algorithms implement Ward's criterion? *Journal of Classification*, 31(3), 274-295.
- Myint, S. W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S. et Weng, Q. (2011). Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, 115(5), 1145-1161.

- Narayananaraj, G. et Wimberly, M. C. (2012). Influences of forest roads on the spatial patterns of human-and lightning-caused wildfire ignitions. *Applied Geography*, 32(2), 878-888.
- Nussbaum, S. et Menz, G. (2008). eCognition® Image Analysis Software. Dans *Object-Based Image Analysis and Treaty Verification* (p. 29-39). Springer.
- Pontius Jr, R. G. et Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429.
- Potočnik, I., Pentek, T. et Pičman, D. (2005). Impact of traffic characteristics on forest roads due to forest management. *Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering*, 26(1), 51-57.
- Québec. (2018). Règlement sur l'aménagement durable des forêts du domaine de l'État : Loi sur l'aménagement durable du territoire forestier. *Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Québec*(chapitre A-18.1).
- Rieger, W., Kerschner, M., Reiter, T. et Rottensteiner, F. (1999). Roads and buildings from laser scanner data within a forest enterprise. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32(Part 3), W14.
- Rizzo, M. L., Szekely, G. J. et Rizzo, M. M. (2019). Package 'energy'. *CRAN*.
- Roggero, M. (2002). Object segmentation with region growing and principal component analysis. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3/A), 289-294.
- Roy, S. et Bhattacharya, R. (2019). Identifying Homogeneity of Small-Cap Stocks in Indian Market: A Data Mining Approach. *International Journal of Business Analytics and Intelligence*, 7(1), 53.
- Sarrazin, F., LeBel, L. et Lehoux, N. (2019). Analyzing the impact of implementing a logistics center for a complex forest network. *Canadian Journal of Forest Research*, 49(2), 179-189.

- Sherba, J., Blesius, L. et Davis, J. (2014). Object-based classification of abandoned logging roads under heavy canopy using LiDAR. *Remote Sensing*, 6(5), 4043-4060.
- Sparfel, L., Gourmelon, F. et Le Berre, I. (2010). Approche orientée-objet de l'occupation des sols en zone côtière. *Téledétection, Editions des Archives Contemporaines*, 8(4), 237-256.
- Susantoro, T., Wikantika, K., Saepuloh, A. et Harsolumakso, A. (2018b). Utilization of Vegetation Indices to Interpret the Possibility of Oil and Gas Microseepages at Ground Surface. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 145(1), 012012.
- Susantoro, T., Wikantika, K., Saepuloh, A. et Harsolumakso, A. H. (2018a). Selection of vegetation indices for mapping the sugarcane condition around the oil and gas field of North West Java Basin, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 149(1), 012001.
- Ta, M. Y., Lasm, T., Jourda, J. P., Kouamé, K. F. et Razack, M. (2008). Cartographie des accidents géologiques par imagerie satellitaire Landsat-7 ETM+ et analyse des réseaux de fractures du socle précambrien de la région de Bondoukou (nord-est de la Côte d' Ivoire). *Teledetection, Editions des Archives Contemporaines*, 8(2), 119-135.
- Tchoukanski, I. (2012). ET GeoWizards 10.1, ET Spatial Techniques. *Faerie Glen, South Africa*, Disponible à <http://www.ian-ko.com>.
- Torabzadeh, H., Morsdorf, F. et Schaepman, M. E. (2014). Fusion of imaging spectroscopy and airborne laser scanning data for characterization of forest ecosystems—A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 97, 25-35.
- Trimble. (2018). eCognition® developer 9.4 reference book for Windows operating system. *Trimble Germany GmbH*.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127-150.

- Veneziano, D., Souleyrette, R. et Hallmark, S. (2002). Evaluation of LiDAR for highway planning, location and design. *Conference Proceedings of Integrated Remote Sensing at the Global, Regional and Local Scale. ISPRS Commission I. Mid-Term Symposium in conjunction with Pecora, 15*, 10.
- White, R. A., Dietterick, B. C., Mastin, T. et Strohman, R. (2010). Forest roads mapped using LiDAR in steep forested terrain. *Remote Sensing*, 2(4), 1120-1141.
- Willhauck, G., Schneider, T., De Kok, R. et Ammer, U. (2000). *Comparison of object oriented classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos, vol. 33*. Amsterdam: IAPRS.
- Xie, F. et Levinson, D. (2007). Measuring the structure of road networks. *Geographical Analysis*, 39(3), 336-356.
- Zhang, Q. et Couloigner, I. (2006). Automated road network extraction from high resolution multi-spectral imagery. *ASPRS 2006 Annual Conference, Reno, Nevada*, 10.