

Université de Montréal

**UTILISATION DES DONNÉES D'ÉLEVATION LIDAR À HAUTE RÉOLUTION POUR LA
CARTOGRAPHIE NUMÉRIQUE DU MATÉRIEL PARENTAL DES SOLS**

Par
Antoine Prince

Département de Géographie
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures et
postdoctorales en vue de l'obtention du grade de
Maîtrise ès sciences (M.Sc.)
en géographie physique

Août 2019

© Antoine Prince, 2019

Ce mémoire intitulé

**UTILISATION DES DONNÉES D'ÉLEVATION LIDAR À HAUTE RÉOLUTION POUR LA
CARTOGRAPHIE NUMÉRIQUE DU MATÉRIEL PARENTAL DES SOLS**

Présenté par

Antoine Prince

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Liliana Perez

Présidente-rapporteuse

Jan Franssen

Directeur de recherche

Jean-François Lapierre

Codirecteur

François Girard

Membre du jury

RÉSUMÉ

Les connaissances sur la morphologie de la Terre sont essentielles à la compréhension d'une variété de processus géomorphologiques et hydrologiques. Des avancées récentes dans le domaine de la télédétection ont significativement fait progresser notre habilité à se représenter la surface de la Terre. Parmi celles-ci, les données d'élévation LiDAR permettent la production de modèles numériques d'altitude (MNA) à haute résolution sur de grands territoires. Le LiDAR est une avancée technologique majeure permettant aux scientifiques de visualiser en détail la morphologie de la Terre et de représenter des reliefs peu prononcés, et ce, même sous la canopée des arbres. Une telle avancée technologique appelle au développement de nouvelles approches innovantes afin d'en réaliser le potentiel scientifique. Dans ce contexte, le présent travail vise à développer deux approches de cartographie numérique utilisant des données d'élévation LiDAR et servant à l'évaluation de la composition du sous-sol. La première approche à être développée utilise la localisation de crêtes de plage identifiées sur des MNA LiDAR afin de modéliser l'étendue maximale de la mer de Champlain, une large paléo-mer régionalement importante. Cette approche nous a permis de cartographier avec précision les 65 000 km² autrefois inondés par la mer. Ce modèle sert à l'évaluation de la distribution des sédiments marins et littoraux dans les basses-terres du Saint-Laurent. La seconde approche utilise la relation entre des échantillons de matériel parental des sols (MPS) et des attributs topographiques dérivés de données LiDAR afin de cartographier à haute résolution et à une échelle régionale le MPS sur le Bouclier canadien. Pour ce faire, nous utilisons une approche novatrice combinant l'analyse d'image orientée-objet (AIOO) avec une classification par arbre décisionnel. Cette approche nous a permis de produire une carte du MPS à haute résolution sur plus de 185 km² dans un environnement hétérogène de post-glaciation. Les connaissances issues de la production de ces deux modèles ont permis de conceptualiser la composition du sous-sol dans les régions limitrophes entre les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien. Ce modèle fournit aux chercheurs et aux gestionnaires de ressources des connaissances détaillées sur la géomorphologie de cette région et contribue à l'amélioration de notre capacité à saisir les services écosystémiques et à prédire les aléas environnementaux liés aux processus du sous-sol.

Mots-clés: LiDAR, cartographie numérique, mer de Champlain, crête de plage, matériel parental des sols, analyse d'image orientée-objet, attributs topographiques, modélisation du paysage

ABSTRACT

Knowledge of the earth's morphology is essential to the understanding of many geomorphic and hydrologic processes. Recent advancements in the field of remote sensing have significantly improved our ability to assess the earth's surface. From these, LiDAR elevation data permits the production of high-resolution digital elevation models (DEMs) over large areas. LiDAR is a major technological advance as it allows geoscientists to visualize the earth's morphology in high detail, even allowing us to resolve low-relief landforms in forested areas where the surface is obstructed by vegetation cover. Such a technological advance calls for the development of new and novel approaches to realize the scientific potential of this new spatial data. In this context, the present work aims to develop two digital mapping approaches that use LiDAR elevation data for assessing the earth's subsurface composition. The first approach to be developed uses the location of low-relief beach ridges observed on LiDAR-derived DEMs to map the extent of a large and regionally important paleo-sea, the Champlain Sea. This approach allowed us to accurately map the 65,000 km² area once inundated by sea water. The model serves to the assessment of the distribution of marine and littoral sediments in the St. Lawrence Lowlands. The second approach uses the relationship between field-acquired samples of soil parent material (SPM) and LiDAR-derived topographic attributes to map SPM at high-resolution and at a regional scale on the Canadian Shield. To do so, we used a novel approach that combined object-based image analysis (OBIA) with a classification tree algorithm. This approach allowed us to produce a fine-resolution 185 km² map of SPM in a heterogeneous post-glaciation Precambrian Shield setting. The knowledge obtained from producing these two models allowed us to conceptualize the subsurface composition at the limit between the St. Lawrence Lowlands and the Canadian Shield. This insight provides researchers and resource managers with a more detailed understanding of the geomorphology of this area and contributes to improve our capacity to grasp ecosystem services and predict environmental hazards related to subsurface processes.

Keywords: LiDAR, digital mapping, Champlain Sea, beach ridges, soil parent material, object-based image analysis, topographic metrics, landscape model

TABLES DES MATIÈRES

Résumé.....	v
Abstract.....	vi
Table des matières.....	vii
Liste des tableaux.....	x
Liste des figures.....	xi
Liste des abréviations.....	xiv
Remerciements.....	xvii
Avant-propos.....	xviii
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Cadre théorique et objectifs.....	3
1.1 Le matériel parental de sols.....	4
1.1.1 Définition.....	4
1.1.2 Importance de le cartographier.....	4
1.2 Sites d'études.....	6
1.2.1 Histoire glaciaire et post-glaciaire.....	7
1.2.2 Géologie et types de dépôts.....	8
1.2.2.1 Les basses-terres du Saint-Laurent.....	8
1.2.2.2 Le Bouclier canadien.....	8
1.2.3 Processus contemporains.....	10
1.3 Les avancées récentes en télédétection.....	10
1.3.1 Les données à haute résolution spatiale.....	10
1.3.2 La technologie LiDAR.....	11
1.4 La reconstruction des paysages passés.....	13
1.4.1 Les modèles basés sur les observations de terrain.....	13
1.4.2 Les modèles utilisant la télédétection.....	13
1.5 La classification d'images.....	14
1.5.1 L'échelle d'analyse.....	14
1.5.1.1 L'analyse d'image orientée-pixel.....	14
1.5.1.2 L'analyse d'image orientée-objet.....	15
1.5.2 Les méthodes de classification.....	16
1.5.2.1 Les approches de classification non-supervisées.....	16
1.5.2.2 Les approches de classification supervisées.....	18
1.6 Objectifs.....	19
Références.....	20

Chapitre 2 : Modélisation de l'étendue maximale de la mer de Champlain	27
Accord des coauteurs	29
Résumé.....	30
Abstract.....	31
2.1 Introduction.....	32
2.2 Background: The history of the Champlain Sea.....	33
2.3 Methods.....	34
2.3.1 LiDAR data and processing.....	35
2.3.2 Beach ridge identification	35
2.3.3 Modeling the extent of the Champlain Sea.....	37
2.3.4 Historical indicators.....	39
2.4 Results.....	39
2.5 Discussion.....	43
2.5.1 Locating beach ridges using high-resolution RSMs	43
2.5.2 Differential isostatic uplift and geographical extent of the Champlain Sea	44
2.5.3 Comparison between our model and historical data	46
2.5.4 Comparison between our model and LIS models.....	47
2.6 Conclusion	48
Acknowledgements.....	49
References.....	50
Chapitre 3 : Cartographie du matériel parental des sols sur le Bouclier canadien.....	57
Accord des coauteurs	59
Résumé.....	60
Abstract.....	61
3.1 Introduction.....	62
3.2 Study site.....	64
3.3 Methods.....	65
3.3.1 Digital data acquisition	66
3.3.1.1 Remote sensing data	66
3.3.1.2 Topographic metrics	67
3.3.2 Field surveys	67
3.3.3 Grain-size analysis.....	69
3.3.4 Lithological mapping using OBIA.....	69
3.3.4.1 Input feature selection.....	69
3.3.4.2 Object segmentation.....	70
3.3.4.3 Lithologies classification	71
3.3.5 Lithological mapping methods comparison.....	72
3.4 Results.....	73
3.4.1 Object segmentation.....	73
3.4.2 Grain-size analysis.....	73

3.4.3	Classification tree (CT) model.....	74
3.4.4	OBIA + CT outperforms other methods.....	75
3.4.5	High-resolution SPM mapping from OBIA + CT.....	77
3.5	Discussion.....	78
3.5.1	Topographic metrics identified by CT.....	80
3.5.1.1	Bedrock (2 nd and 4 th splits).....	80
3.5.1.2	Sands (1 st and 3 rd splits).....	81
3.5.1.3	Glacial till (no split).....	82
3.5.1.4	Caveat.....	82
3.5.2	Regional-scale mapping using OBIA + CT.....	83
3.5.3	Implications.....	84
3.6	Conclusion.....	85
	Acknowledgements.....	86
	References.....	86
Chapitre 4	Discussion générale	93
4.1	Retour sur la recherche.....	94
4.1.1	Retour sur la modélisation de la mer de Champlain.....	94
4.1.2	Retour sur la cartographie du matériel parental des sols.....	95
4.2	Mise en commun des connaissances acquises.....	97
4.2.1	Modèle stratigraphique de la région d'étude.....	98
4.3	Implications.....	100
	Références.....	102
Conclusion générale		105
Mot de la fin.....		xxi
Annexe A : Données sédimentaires historiques liées à l'étendue maximale de la mer de Champlain.....		xxiii
Annexe B : Données fauniques historiques liées à la mer de Champlain.....		xxvi
Annexe C : Crêtes de plage liées à l'étendue maximale de la mer de Champlain et identifiées par données d'élévation LiDAR.....		xxviii
Annexe D : Moyenne des valeurs des attributs topographiques des objets pour lesquels le matériel parental des sols est connu.....		xxxiii
Annexe E : Résultats des différentes méthodes de classification testées pour la cartographie du matériel parental des sols.....		xxxix

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Erreurs quadratiques moyennes des méthodes d'interpolation des niveaux d'eau.....	42
<i>RMSEs obtained by cross-validation for two different spline interpolation methods and for various weighting factors to assess the best interpolation method to be used for maximum sea levels.</i>	
Tableau 2. Résumé des attributs topographiques et leurs définitions.....	68
<i>Summary of the 11 topographic and landscape attributes used in this study.</i>	
Tableau 3. Comparaison d'études portant sur la cartographie du matériel parental des sols.....	79
<i>Comparison between the present study and other studies aiming to map soil parent material.</i>	

LISTE DES FIGURES

- Figure 1. Évolution du nombre de publications sur la minéralogie des sols 5
Nombre de publications concernant la minéralogie des sols (i.e., minéralogie issue du matériel parental des sols) publiés dans le journal Soil Science Society of America entre 1980 et 2013. On observe un net déclin du nombre de publications s'intéressant à ce sujet. (adapté de Wilson, 2019)
- Figure 2. Cartographie des régions physiographiques du Canada 6
Cartographie des sept grandes régions physiographiques du Canada incluant les Appalaches, les Terres arctiques et subarctiques, le Bouclier canadien, la Cordillère canadienne, les basses-terres du St-Laurent et des Grands Lacs, les basses-terres de la Baie d'Hudson et les plaines intérieures.
- Figure 3. Cartographie des régions géologiques du Bouclier canadien 9
Cartographie des sept régions géologiques du Bouclier canadien issues de sept différentes orogénèses. Ces régions incluent les provinces de l'Ours, des Esclaves, de Churchill, du Supérieur, de Grenville, du Sud et de Nain. (adapté de Bastedo et James-Abra, 2006)
- Figure 4. Comparaison entre la résolution LiDAR et des résolution plus grossières 12
Modèles d'ombrage du relief montrant la différence de détail entre, à gauche, un MNA généré à partir de données d'élévation LiDAR (i.e., résolution de 1 m) et, à droite, un MNA généré à partir des courbes de niveau à intervalle de 10 m (i.e., résolution de 10 m) fournies par la Base de données topographiques du Québec (BDTQ).
- Figure 5. Exemples de cas appropriés pour des analyses orientée-pixel et orientée-objet 15
Exemples graphiques de la relation entre la résolution des données acquises par télédétection (le quadrillage des images) et la taille de l'objet d'étude (les objets en gris). (A) Exemple d'une situation où la taille de l'objet d'étude est plus petite ou égale à la résolution de l'image utilisée. Dans ce cas, une approche basée sur le pixel est appropriée. (B) Exemple d'une situation où la taille de l'objet d'étude est plus grande que la résolution de l'image utilisée. Dans ce cas, une approche basée sur l'objet est appropriée. (adapté de Blaschke, 2010)
- Figure 6. Exemple graphique du processus de validation-croisée 19
Exemple graphique du processus de validation croisée selon lequel un jeu de données est séparé en dix jeux de données incluant un échantillon test de 10% et un échantillon d'entraînement de 90%. Le modèle est donc généré dix fois en n'utilisant que l'échantillon d'entraînement et l'erreur quadratique est obtenue en comparant le résultat obtenu avec l'échantillon test. Le modèle final et son erreur quadratique sont obtenus par la moyenne des dix modèles testés.
- Figure 7. Jeux de données utilisés pour la modélisation de l'ancienne mer de Champlain 36
Map of the various datasets acquired in the present study. White circles show the location of the Champlain Sea non-regressive beach ridges that were visually identified on LiDAR-derived relief shading models. Black circles represent a historical dataset of maximum level coastal landforms associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1911 and 2004. Black triangles represent a historical dataset of dated marine fauna samples associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1965 and 1987. White areas show the coverage of LiDAR elevation data used to identify paleo beach ridge sequences. Black rectangles show the locations where visual validation was made between our model and Champlain Sea delineation made by previous authors (see Fig. 12).
- Figure 8. Modèles d'ombrage du relief montrant des crêtes de plage 37
Examples of 1 m resolution relief shading models showing paleo beach ridge sequences with elevation transects showing 2-D profiles of ridges perpendicular to the direction of the slope. (A) Paleo beach located on the slopes of Mount Saint-Hilaire, QC, (B) paleo beaches located near the top of Mount Rigaud, QC, (C) paleo beaches located at the Adirondacks Piedmont, QC, close to the Canada-USA border, and (D) a map locating these three examples. The insets on Figure C (extractions of lower resolution RSMs from the underlying high-resolution

RSM) serve to illustrate how subtle beach ridge features are obscured at lower resolutions. These resolutions are also represented on the 2-D profile T3-T4.

Figure 9. Modèle de l'étendue maximale de l'ancienne mer de Champlain 40

Spline with tension interpolation (1st derivative weighting factor of 0.05) model of the Champlain Sea maximum extent according to paleo beach ridge sequences visually identified with LiDAR-derived RSMs. The white circles represent non-regressive beach ridges used in the interpolation of sea-levels and contour lines show the modeled water elevations above the actual sea-level. The dotted rectangle shows area of interpolation The thick dotted black line shows the position of the St. Narcisse morainic complex; the position of the Laurentide Ice Sheet at the beginning of Phase III (10,300 BP) above which the darker grey areas represent lower water levels caused by the later deglaciation in these regions (see Sect. 2.4.2 for details).

Figure 10. Comparaison entre des données historiques sédimentaires et le modèle de l'étendue maximale de la mer de Champlain..... 43

Comparison between a historical dataset of maximum level coastal landforms associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1911 and 2004, and the corresponding sea levels obtained by our model. Point forms are attributed to each of the validated Champlain Sea portions – northern, central, southern – and are represented by circles, triangles and squares, respectively. Grey samples are the ones that fall outside the LiDAR elevation data coverage and black samples the ones that are inside these LiDAR-covered areas. The full black line shows the optimal 1:1 identity line as where the grey dashed lines show the model RMSE of 8.03 m. The coefficient of determination (i.e., R²) of 0.98 (p-value < 0.001) with an RMSD of 4.97 m show that a strong statistically significant correlation exists between our modeled Champlain Sea elevations derived from analysis of remote sensing data and the sea levels previously reported in field-based studies.

Figure 11. Comparaison entre des données historiques fauniques et le modèle de l'étendue maximale de la mer de Champlain..... 44

Comparison between a historical dataset of fauna samples associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1965 and 1987, and the corresponding sea levels obtained by our model. The black triangles represent the depth at which the samples would have been located when comparing its elevation a.s.l. with the corresponding sea level obtained by our model (the asterisk shows the one sample located above our modeled sea level). The full black line represents the Champlain Sea level at its maximum extent and the dashed grey lines show the model RMSE of 8.03 m.

Figure 12. Comparaison visuelle entre des délimitations connues de la mer de Champlain et le modèle proposé 47

Visual comparison between our modeled Champlain Sea (white areas) and extents proposed by previous authors for two sectors. (A) Comparison of our model extent with the position of the actual Lake Mékinac (dark grey area), a proglacial fjord-lake reported having been situated along the northern limit of the Champlain Sea. We can see that our model succeeded to delineate precisely the actual lake coastline and the adjacent proglacial deltaic deposits (northeast of the lake) that can be noticed by looking at the meandering river. (B) Comparison between our model extent and the position of the western shore in the Lake Champlain basin proposed by Denny (1967, 1970) which is also consistent with a near perfect fit.

Figure 13. Territoire à l'étude et sélection des emplacements d'échantillonnage 65

(A) Map of the study site located about 50 km north of Montreal at the southern limit of the Canadian Shield. (B) Map of the 185 km² LiDAR-covered study site showing the sampling sites selected to spatially cover the natural variability of the region. (C) Example of a sampling site containing three transects covering the variability of the soil parent material estimated from the preliminary classification.

Figure 14. Effet du facteur d'échelle sur le processus de segmentation 71

A subset of the segmentation results showing the effect of the scale value in the creation of objects for values of 25 (B), 50 (C) and 150 (D). The background image (A) is a composite RGB false-color raster showing the intensity

of three attributes (i.e., slope as the red band, MTPI as the green band, red optic band as the blue band). The white lines represent the borders of the objects created using the multi-resolution segmentation algorithm. Figures B and D show the effect of over-segmentation and under-segmentation respectively.

- Figure 15. Résultats des analyses granulométriques..... 74
Triangular diagram showing the grain-size variability from the 52 sieved samples. Three clusters of unconsolidated material were found at the study site: glacial tills (dotted circle), well-sorted sands (hard-lined circle) and muddy sands (dashed circle). The rest of the samples non included in any of these clusters are outliers.
- Figure 16. Arbre de classification du matériel parental des sols selon des attributs topographiques du paysage..... 75
Classification tree model explaining 73.5% of the variance of three soil parent material classes (i.e., glacial tills, sands, bedrock) using the mean values of four common topographic attributes (i.e., slope, TWI, MTPI, TRI). The numbers in parenthesis represent the variance explained by each split of the tree and the n-values represent the number of samples classified by each tree leaves (n total = 165).
- Figure 17. Comparaison entre différentes méthodes de classification d’image 76
Summary of the comparison between various classification methods using two different approaches (i.e., pixel-based and object-based) for three different datasets (see Tab. 2). The graph shows the overall accuracies of every tested method. The dashed line represents the average accuracy of every tested method (i.e., 67%). The pie charts show the normalized accurately classified soil parent materials for each method and indicate the performance of the classification with regard to each class. The percentages at the bottom indicate the proportion of the map that was left unclassified by the classification method used.
- Figure 18. Carte finale du matériel parental des sols..... 78
Final 185 km² high-resolution soil parent material map created using a combination of OBIA and CT methods. Yellow areas were classified as sands, brownish areas were classified as glacial tills, and black areas were classified as bedrock. The white ‘No Data’ areas represent mining pits which were removed from the analysis due to anthropogenic disturbance of the natural landform.
- Figure 19. Étendue maximale de la mer de Champlain superposée à la cartographie du matériel parental des sols 98
Carte finale du matériel parental des sols à haute résolution produite par une combinaison des approches d’AIOO et d’AD. Les zones en jaune ont été classifiées comme étant des sables, les zones en brun ont été classifiées comme étant du till glaciaire et les zones en noir ont été classifiées comme étant de la roche-mère. Les zones blanches représentent une absence de donnée due à la présence de mines qui ont été retirées des analyses dû aux perturbations anthropiques de la surface. La zone hachurée montre l’étendue maximale de la mer de Champlain, une mer post-glaciaire ayant inondé la région suivant le retrait de l’Inlandsis Laurentidien (11,2 – 9,4 ka ¹⁴C AP).
- Figure 20. Modèle conceptuel de la stratigraphie des dépôts dans les régions limitrophes entre les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien 99
Modèle conceptuel de la stratigraphie des régions limitrophes entre les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien. Le secteur au nord se différencie du secteur sud par le fait qu’il n’a pas été inondé lors de l’épisode post-glaciaire de la mer de Champlain. La stratigraphie du secteur sud se différencie donc de celle du secteur nord par la présence de dépôts marins (e.g., argiles, silts) et de dépôts littoraux sus-jacents (e.g., plage, flèche littorale, delta).

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Françaises

AD : Arbre décisionnel
AIOO : Analyse d'image orientée-objet
AIOP : Analyse d'image orientée-pixel
AP : Avant le présent
Ga : Giga-année (i.e., 1 000 000 000 années)
GPS : Géo-positionnement par satellite
ka : Kilo-année (i.e., 1 000 années)
ka ¹⁴C : Kilo-année radiocarbone non-calibrée
LiDAR : Mesure de distance par laser
Ma : Méga-année (i.e., 1 000 000 années)
MNA : Modèle numérique d'altitude
MOR : Modèle d'ombrage du relief
MPS : Matériel parental des sols
SIG : Système d'information géographique

Anglaises

¹⁴C yr : Uncalibrated radiocarbon year
a.s.l. : Above sea-level
BP : Before present
CHM : Canopy height model
CT : Classification tree
DEM : Digital elevation model
GIS : Geographic information system
GPS : Global positioning System
IDW : Inverse distance weighting
ky : Kilo-year (i.e., 1,000 years)
LiDAR : Light detection and ranging
LIS : Laurentides Ice Sheet
MTPI : Multiresolution topographic positioning index
NY : New York State
OBIA : Object-based image analysis
ON : Ontario
PBIA : Pixel-based image analysis
QC : Quebec
RMSD : Root-mean squared deviation
RMSE : Root-mean squared error
RSM : Relief shading model
SPM : Soil parent material
TRI : Terrain ruggedness index
TWI : Topographic wetness index
UAA : Upslope accumulated area
UK : Universal kriging
USA : United States of America
VT : Vermont

Je dédie ce mémoire à

Maude Saint-Cyr

et

Éliane Martel

REMERCIEMENTS

En premier lieu, et sans rougir de paraître cliché, j'aimerais tout d'abord remercier mes parents pour leur support inconditionnel au cours de mes études universitaires. Je leur dédie en partie ce mémoire en sachant pertinemment qu'ils ne le liront pas dans son entièreté ni ne s'intéresseront franchement aux fondements qui y sont décrits. Je veux cependant qu'ils sachent que sans l'exemple essentiel qu'ils m'ont fourni au cours de mes 27 années de vie, je ne serais pas à vous présenter cet ouvrage.

J'aimerais également remercier sincèrement mon directeur de recherche, Jan Franssen, et mon codirecteur, Jean-François Lapierre, pour leurs conseils et pour leur soutien. Le travail de terrain, le travail de laboratoire et la rédaction d'articles scientifiques n'auraient jamais été rendus possibles sans leur présence à toutes ces étapes menant à la réalisation de ce travail. Dans un même élan, j'aimerais remercier Roxane Maranger et Daniel Fortier, deux professeurs pour lesquels je voue un respect incroyable et qui m'ont plus que grandement accompagné dans l'écriture des deux articles que je vous présente ici. J'attribue un crédit tout particulier, et même si cela remonte à un moment déjà, à Daniel – professeur chargé du cours de Terrain en environnement physique I au département de géographie de l'Université de Montréal à l'été 2013 – sans qui je n'aurais jamais dédié une telle passion pour les processus physiques modelant le paysage naturel et pour l'étude de ceux-ci. En un sens, sans cette passion contagieuse que sait si bien transmettre Daniel, je n'aurais peut-être jamais entrepris d'études graduées dans le domaine de la géographie physique.

En dernier lieu, j'aimerais remercier les employés de la Station de biologie des Laurentides pour leur support logistique au cours de mes séjours à la station ainsi que la Municipalité de Saint-Hippolyte pour leur engagement envers la sécurité environnementale de leur territoire et pour l'intérêt qu'ils portent envers la recherche universitaire.

AVANT-PROPOS

La société mondiale contemporaine nécessite bon nombre d'acteurs issus de tous les domaines d'ouvrages (e.g., plombiers, avocats, fonctionnaires, enseignants) organisant le travail entre eux afin de fonctionner convenablement. Dans une société où chacun développe une seule ou un nombre limité d'expertises (desquelles il en fera un emploi ou pas), les exemples d'interdépendance entre individus sont nombreux. Nous pouvons très bien imaginer qu'un comptable, dont plusieurs personnes dépendent pour la juste organisation de leur relevé d'impôts, est à son tour dépendant de l'éboueur qui récolte ses ordures résidentielles et que ce dernier dépend de son fournisseur de téléphonie pour contacter son/sa conjoint(e), etc. Bien que tous les champs d'emplois soient essentiels au bon fonctionnement de la société comme nous la connaissons, il en va trois qui, selon moi, en stimulent le développement et l'évolution : (i) les scientifiques, (ii) les artistes et (iii) les acteurs politiques. Je m'explique.

Les scientifiques (du latin *scientia* « connaissance ») sont à l'origine du développement des connaissances acquises par le processus rigoureux qu'est la méthode scientifique. Nous retrouvons, à la base de la méthode scientifique, le scepticisme, caractère essentiel du scientifique qui cherchera alors à infirmer un propos ou une idée faute de preuves suffisantes. Nous attribuons donc aux scientifiques le domaine du *savoir*. Les artistes, quant à eux, sont à l'origine du développement des idées, des émotions et des sentiments se reflétant à travers leurs œuvres. « Un artiste est là pour déranger, inquiéter, remettre en question, déplacer, faire voir, faire entendre le monde dans lequel il vit » (Wajdi Mouawad, 2010). Nous attribuons donc aux artistes le domaine du *sentir*. Finalement, les acteurs politiques sont ceux à qui revient le rôle crucial de combiner les faits scientifiques (le *savoir*) et les opinions publiques (le *sentir*) afin de les transmettre par écrit et d'en faire des lois. Un acteur politique, qu'il soit élu démocratiquement ou pas, se doit de représenter l'opinion de sa population dans la mesure des faits. Ainsi, un fait unique ne suffit pas au pouvoir politique pour établir une réglementation s'il n'est pas accompagné d'une opinion publique allant en faveur de celui-ci. À l'inverse, une opinion publique n'est également pas suffisante à l'application d'une loi si les faits scientifiques ne s'y accordent pas (bien que les gouvernements populistes du monde se plient souvent à la simple opinion des gens, dans un objectif électoral). Puisqu'elles régissent les comportements humains et constituent un code moral universel (aux côtés des religions dans plusieurs parties du Monde), les systèmes de lois et

l'intervention gouvernementale par le haut sont aujourd'hui le principal pilier du fonctionnement de la société. Nous attribuons alors aux acteurs politique le domaine du *faire*.

Comme je l'ai indiqué, loin de moi l'idée de discréditer quelconques domaines d'emplois au détriment des autres. Je le répète : toutes les expertises, quelles qu'elles soient, participent au bon fonctionnement de la société et en assurent le maintien. Il est cependant de mon avis que seuls les trois piliers mentionnés précédemment lui permettent d'avancer concrètement. Ces trois piliers de la société tiennent présentement entre leurs mains la viabilité du futur sur Terre. Dans le contexte des changements environnementaux menaçant la longévité des sociétés humaines et la stabilité des écosystèmes, il revient aux experts dans ces trois champs de travailler ensemble afin d'assurer un avenir meilleur. (i) Il convient aux scientifiques de continuer à produire des connaissances factuelles, aussi insignifiantes soient-elles, permettant de toujours mieux comprendre les processus en cours dans les systèmes Terre et Monde. (ii) Il convient aux artistes de tous les milieux de stimuler des opinions et des points de vue prêchant l'entraide, l'amour, la beauté et le respect de la vie. (iii) Il convient aux acteurs politiques à toutes les échelles (e.g., locale, municipale, nationale, mondiale) de combiner les faits avec les opinions publiques pour produire et rédiger des projets de loi permettant l'application de mesures pouvant contraindre la société dans sa liberté d'user de l'environnement comme elle l'entend. Si la société cherche à perdurer indéfiniment dans un monde aux ressources finies, il faut comprendre (*savoir*), reconnaître (*sentir*) et respecter (*faire*) ce qu'il a à nous offrir et le rythme auquel il nous l'offre.

Cette ouverture à caractère philosophique me permet de situer le mémoire présenté ici dans le plus large des contextes. Cet ouvrage scientifique portant sur la variabilité spatiale du matériel parental des sols constitue une portion infime d'un univers de connaissances déjà acquises sur le système Terre, alors que le domaine des connaissances applicables implique également celles liées au système Monde. Le savoir concernant le système Terre n'est donc lui aussi qu'une portion (i.e., disons la moitié) du savoir total. À son tour, toutes les connaissances nécessaires et applicables des systèmes Terre et Monde ne composent qu'un seul des trois éléments clés (i.e., *savoir*, *sentir*, *faire*) menant à une possible amélioration de la gestion que fait la société des ressources disponibles et, ultimement, à la lutte aux changements environnementaux. Ainsi, la contribution de ce travail à l'ensemble de la société est très mince, voire négligeable, mais il constitue tout de même un apport non nul à un processus titanesque menant vers un bien-être commun et universel.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Ce mémoire de maîtrise traite de la cartographie de la variabilité spatiale du matériel parental des sols (MPS) à différentes échelles. Les approches proposées dans ce travail combinent l'acquisition de données empiriques sur le terrain et la modélisation informatique basée sur l'interprétation d'informations topographiques et optiques à haute résolution et acquises par télédétection. Plus spécifiquement, cet ouvrage se concentre à étudier les approches de cartographie utilisant les données d'élévation acquises par des capteurs de distance par laser (LiDAR; *Light Detection and Ranging* en anglais). Avec la disponibilité grandissante des données LiDAR libre d'accès, ce travail contribue à l'avancée des techniques de pointe en cartographie numérique et s'inscrit dans un contexte de développement de méthodes visant l'acquisition d'information précise et à la réduction des efforts de terrain qui peuvent s'avérer coûteux et laborieux. Il s'inscrit, plus précisément, dans le domaine de la cartographie numérique des sols.

Deux articles scientifiques soumis pour publication forment le corps principal de ce mémoire. Ces deux articles s'intitulent (i) *Modeling the maximum extent of paleo seas following isostatic adjustment using high-resolution airborne LiDAR elevation data: application to the Champlain Sea basin* et (ii) *High-resolution and broad-scale mapping of soil parent material using object-based image analysis of LiDAR elevation data*. Par ces deux articles, ce mémoire propose deux méthodes de cartographie numérique à deux différentes échelles spatiales (i.e., continentale et régionale). Chacune de ces deux approches sert à la prédiction directe ou indirecte des types de matériaux composant le substrat et permet une meilleure compréhension des environnements de déposition et d'érosion passés. Les deux approches concentrent les observations faites et leur modèle respectif dans un paysage de post-glaciation (i.e., respectivement les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien, au Québec méridional), mais visent à établir des approches versatiles servant à établir les mêmes connaissances issues de ces recherches dans une variété d'endroits pouvant se différencier par leur géologie, leur climat et les processus sous-tendant la variabilité des dépôts. Cette étude s'inscrit dans un cadre plus large de modélisation hydrostratigraphique et hydroécologique servant à la compréhension des patrons d'écoulement des eaux souterraines, de la variabilité spatiale des zones de recharge et de décharge des eaux souterraines dans les eaux de surface et à l'impact de ces deux facteurs sur les habitats naturels d'eau douce.

CHAPITRE 1

CADRE THÉORIQUE ET OBJECTIFS

Antoine Prince^a, antoine.prince@umontreal.ca

^a *Département de Géographie, Université de Montréal, 520 Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, Montréal, Québec, Canada, H2V 2B8*

1.1 LE MATÉRIEL PARENTAL DES SOLS

1.1.1 Définition

Le matériel parental des sols (MPS), ou matériel génétique, est défini comme étant la strate inférieure d'un profil de sol constitué de matériel inaltéré à partir duquel s'organise la pédogénèse (Jenny, 1941). Dans les systèmes canadien et américain de classification des sols, on réfère communément au MPS comme étant l'horizon C. Les horizons A et B sus-jacents sont alors constitués du même matériel minéralogique. Quatre grands groupes de MPS sont reconnus, soit (i) le matériel non consolidé, (ii) le matériel organique, (iii) le matériel consolidé (i.e., roche-mère) et (iv) la glace. Au Canada, le matériel non consolidé est généralement associé à des processus de déposition glaciaires ou postglaciaires. Il peut être d'origine colluviale, éolienne, fluviale, lacustre, morainique ou saprolithique (CNRC, 2002).

1.1.2 Importance de le cartographier

Le MPS est un élément déterminant du paysage définissant la pédogénèse – le processus d'évolution physique, chimique et biologique des sols, de l'échelle locale à l'échelle régionale (Leguëdois *et al.*, 2016) – aux côtés du climat, des organismes vivants (i.e., végétal et animal), du relief (i.e., processus de drainage) et du temps (Jenny, 1941). Le MPS est donc responsable du développement d'un sol et influence de manière importante le type de sols qui sera produit à un endroit donné ainsi que ses propriétés chimiques et physiques (Ma *et al.*, 2019). Intégrée dans un processus de cartographie hiérarchique considérant respectivement les cinq facteurs de formation des sols établis par Jenny (1941), la cartographie du MPS est une étape cruciale permettant la modélisation tridimensionnelle de la structure du sous-sol (Richter *et al.*, 2019).

À ce jour, des cinq facteurs établis de formation des sols, la variabilité spatiale du MPS est probablement le domaine pour lequel nos connaissances sont les moins détaillées et complètes (Zhang *et al.*, 2017). De plus, il a été reconnu que l'importance attribuée au MPS dans les systèmes internationaux de classification des sols était insignifiante par rapport à l'importance qu'exerce réellement cette composante de la formation des sols dans l'explication des caractéristiques physico-chimiques de ceux-ci (Fig. 1; Wilson, 2019). Il convient donc de travailler à parfaire nos

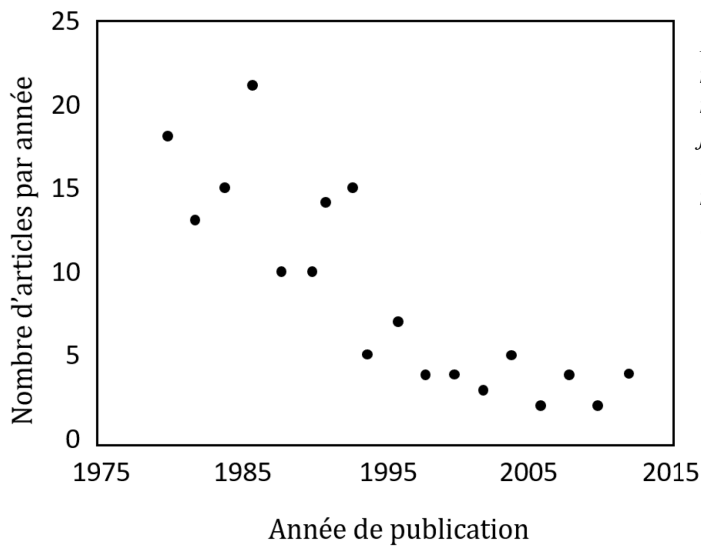


Figure 1. Nombre de publications concernant la minéralogie des sols (i.e., minéralogie issue du matériel parental des sols) publiés dans le journal *Soil Science Society of America* entre 1980 et 2013. On observe un net déclin du nombre de publications s'intéressant à ce sujet. (adapté de [Wilson, 2019](#))

connaissances dans le domaine des sols, plus particulièrement en ce qui a trait à la variabilité spatiale des différents types de MPS et à leur impact sur le développement des sols.

Parmi les enjeux liés à l'importance de comprendre les processus de développement des sols, nommons la zone critique – l'environnement hétérogène, près de la surface, dans laquelle des interactions complexes entre la roche-mère, les sols, l'eau, l'air et les organismes vivants se produisent, régulent les habitats naturels et déterminent la disponibilité des ressources essentielles à la vie ([NRC, 2001](#)) – située entre la limite inférieure des aquifères et la limite supérieure de la canopée des arbres. L'exemple donné ici de la zone critique en est un qui intègre un vaste champ de connaissances dans plusieurs domaines (e.g., biologie, hydrologie, géomorphologie, pédologie, climatologie) et permet d'étudier des processus de surface comme les patrons d'écoulement des eaux souterraines et les boucles de rétroactions du climat. Il n'en résulte pas moins que les sciences des sols jouent une part essentielle à l'établissement des connaissances liées à la zone critique par les fonctions que les sols exercent dans la production de biomasse, la filtration de l'eau, la transformation des nutriments, le maintien des habitats naturels et la biodiversité génétique ([Banwart et Sparks, 2017](#)). Du point de vue des populations humaines, en plus des services écologiques mentionnés précédemment, les sols fournissent le support nécessaire à la production de nourriture et au maintien des ressources d'eau potable, contribuent à la sécurité énergétique d'une population donnée ([McBratney et al., 2014](#)) et agissent comme support aux constructions. Les éléments mentionnés dans le présent paragraphe justifient donc l'importance de connaître la

variabilité spatiale du matériel de surface duquel découle le développement des sols et de nombreux autres processus physiques, chimiques et biologiques.

1.2 SITES D'ÉTUDES

Les recherches effectuées dans le cadre de ce travail se concentrent au Québec Méridional, Canada, dans un contexte géomorphologique de post-glaciations. Plus précisément, les deux articles présentés focalisent leur attention sur les régions physiographiques des basses-terres du Saint-Laurent et du Bouclier canadien respectivement (*Fig. 2*). La variabilité spatiale du MPS dans ces régions est le résultat direct des processus de déposition et d'érosion ayant eu lieu lors de la dernière glaciation de la période du Quaternaire – la glaciation nord-américaine du Wisconsinien (86 – 9 ka AP; [Lamothe, 1989](#)).

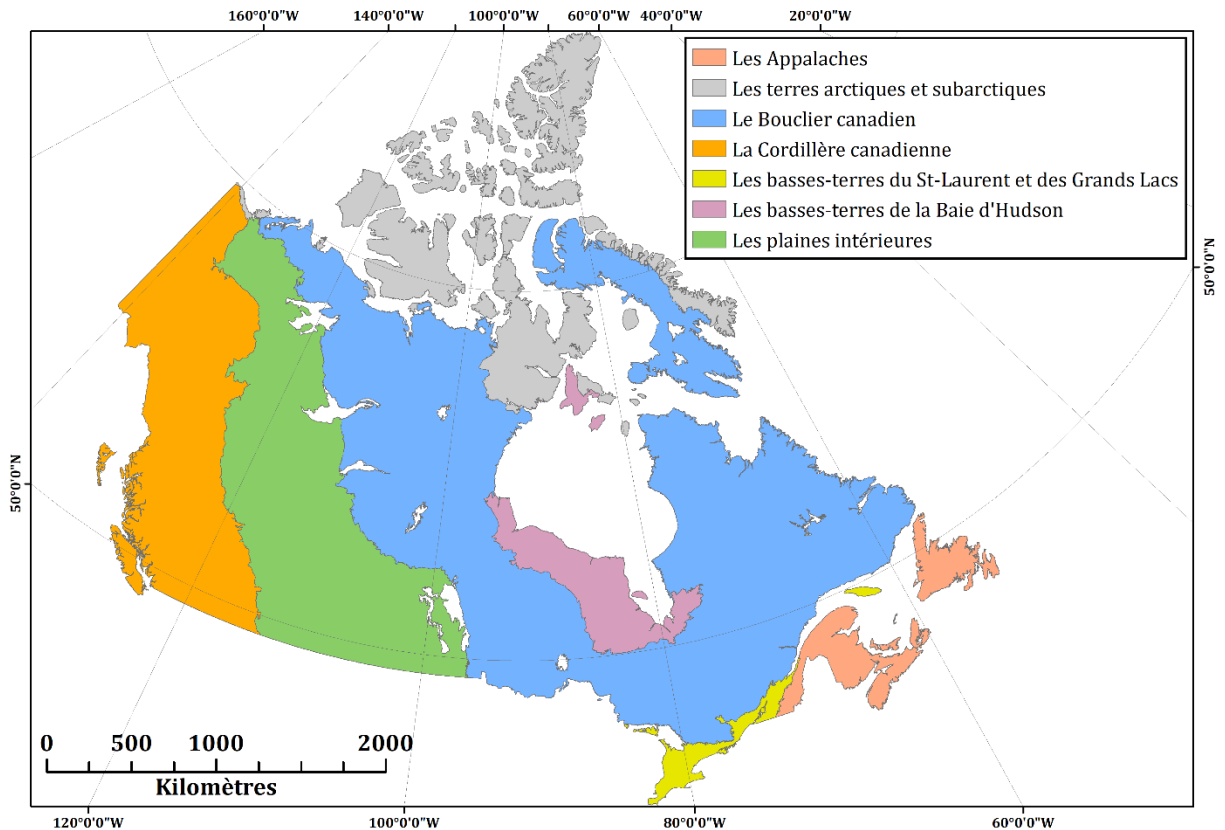


Figure 2. Cartographie des sept grandes régions physiographiques du Canada incluant les Appalaches, les Terres arctiques et subarctiques, le Bouclier canadien, la Cordillère canadienne, les basses-terres du St-Laurent et des Grands Lacs, les basses-terres de la baie d'Hudson et les plaines intérieures.

1.2.1 Histoire glaciaire et postglaciaire

La province du Québec, lors du Dernier Maximum Glaciaire de la glaciation du Wisconsinien (~18 ka AP; [Clark et Mix, 2000](#)), était entièrement recouverte par l'Inlandsis Laurentidien, une calotte glaciaire recouvrant la majeure partie du continent nord-américain. Au moment où s'amorce de manière significative la fonte des glaces (~14 ka AP), l'inlandsis Laurentidien s'étendait (i) au Nord jusqu'à la Terre de Baffin, (ii) à l'Ouest jusqu'aux montagnes des Rocheuses, (iii) au Sud jusqu'au Wisconsin et (iv) à l'Est jusqu'au Labrador ([Dyke et al., 2002](#)). À certains endroits, l'épaisseur de cette glace pouvait excéder les 3 000 m ([Dyke et al., 2003](#)). Le poids important que représente cette masse de glace a favorisé un abaissement significatif de la lithosphère terrestre dans l'asthénosphère (i.e., dépression glacio-isostatique ou enfoncement glacio-isostatique; [Hillaire-Marcel, 1976](#)). L'enfoncement de la lithosphère dans le manteau de la Terre a ensuite eu un impact majeur sur les niveaux relatifs des océans et des mers pour lesquels des traces géomorphologiques sont aujourd'hui visibles jusqu'à une altitude de 242 m dans certains secteurs de la région administrative des Laurentides, Québec ([Prince et al., 2019](#)).

Le retrait de l'Inlandsis laurentidien s'est amorcé il y a de cela environ 14 ka. Au Québec Méridional, le recul des glaces vers le Nord et la dépression isostatique ont favorisé une transgression marine et la formation de la mer de Champlain, une mer juxtaposant l'Océan Atlantique entre 11,2 et 9,4 ka ¹⁴C AP et ayant inondé le bassin de l'actuel lac Champlain et les vallées du fleuve Saint-Laurent et de la rivière Ottawa ([Occhietti et al., 2001](#); [Occhietti et Richard, 2003](#)). Le retrait de l'Inlandsis s'est effectué en deux temps, soit (i) un retrait initial (11,1 – 10,7 ka AP) estimé à un rythme de 250 m/an ([Occhietti, 2007](#)) au cours duquel la mer de Champlain se situait entre la chaîne de montagnes des Appalaches, au Sud, et le front glaciaire, au Nord, et (ii) un retrait secondaire (10,3 – 9,0 ka AP) estimé à un rythme variant entre 100 et 130 m/an ([Occhietti, 2007](#); [Franzi et al., 2015](#)) et au cours duquel l'entièreté des basses-terres du Saint-Laurent était libre de glace. Le front glaciaire se serait stabilisé entre 10,7 et 10,3 ka ¹⁴C AP pour former le complexe morainique de Saint-Narcisse s'étirant sur ~750 km à la limite méridionale des Hautes- Laurentides ([Occhietti, 2007](#)). Le rebond isostatique ultérieur au retrait des glaces des basses-terres du Saint-Laurent a ensuite permis la régression de la mer de Champlain vers l'Océan Atlantique à l'Est. Les eaux marines de la mer de Champlain ont alors fait place aux eaux douces en provenance des terres et s'est alors formé le lac Lampsilis (~9,4 ka AP; [Occhietti](#)

et al., 2001). La remontée encore graduelle de la lithosphère et la diminution de l'apport en eau en provenance des terres, due au retrait des glaces, ont lentement favorisé la baisse du niveau du lac Lampsilis jusqu'à la formation du fleuve Saint-Laurent que nous connaissons aujourd'hui.

1.2.2 Géologie et types de dépôts

1.2.2.1 Les basses-terres du Saint-Laurent

Le bassin des basses-terres du Saint-Laurent est une plateforme géologique composée d'une série de couches sédimentaires silico-clastiques et carbonatées tirant leur origine des dépôts marins de l'Océan Iapetus lors des périodes du Cambrien et de l'Ordovicien (600 – 400 Ma AP; [Globensky, 1987](#)). Cette plateforme est encaissée entre le socle précambrien de la Province de Grenville, au Nord (sur le Bouclier canadien), et le bassin sédimentaire des Appalaches, au Sud ([Bédard et al., 2013](#)).

La roche-mère fracturée de la plateforme des basses-terres du Saint-Laurent est couverte de dépôts meubles tirant leur origine des deux plus récents épisodes de déglaciation du Quaternaire (45 et 13 ka AP; [Saby et al., 2016](#)) ayant eu lieu durant la grande période glaciaire du Wisconsinien (86 – 9 ka AP; [Lamothe, 1989](#)). Les couches basales sont constituées de tills glaciaires et sont recouvertes par une épaisse couche d'argiles marines déposées lors de l'épisode de la mer de Champlain ([Lamothe, 1989](#)). Ces dépôts marins sont recouverts par endroit de dépôts fins d'origine lacustres déposés lors de l'épisode subséquent du Lac Lampsilis ([Lamothe, 1989](#)). Les basses-terres du Saint-Laurent sont également parsemées de dépôts plus grossiers issus de processus littoraux (e.g., plages, flèches littorales, déposition en eau peu profonde) et fluvio-glaciaires. Ces dépôts sont associés à des stades régressifs de la mer de Champlain et du lac Lampsilis.

1.2.2.2 Le Bouclier canadien

Le Bouclier canadien est un assemblage de géologies issues de nombreuses orogénèses (i.e., sept au total; [Fig. 3](#)) s'étant déroulées lors de la période précambrienne (4,28 – 0,98 Ga AP). Le terme Bouclier canadien fait référence à la partie exposée de la croûte continentale, principalement située au Canada, mais qui s'étend en réalité jusqu'au Mexique sous des couches géologiques formées lors d'orogénèses plus récentes ([Bastedo et James-Abra, 2006](#)). Plus spécifiquement, le présent

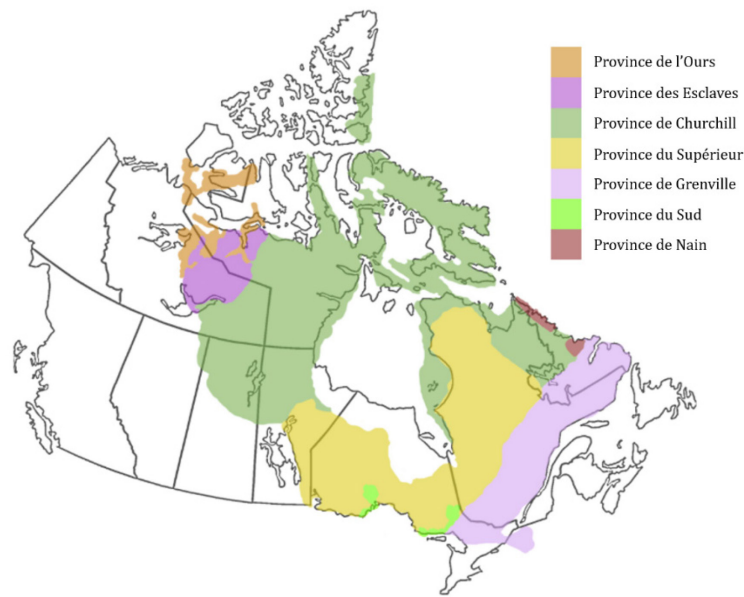


Figure 3. Cartographie des sept régions géologiques du Bouclier canadien issues de sept différentes orogénèses. Ces régions incluent les provinces de l'Ours, des Esclaves, de Churchill, du Supérieur, de Grenville, du Sud et de Nain. (adapté de [Bastedo et James-Abra, 2006](#))

travail concentre ses observations dans la Province géologique de Grenville, une chaîne de montagne située à la limite méridionale du Bouclier canadien et issue de la collision entre les continents Laurentia et Amazonia, la plus récente orogénèse complétant la formation du Bouclier canadien au cours du Mésoprotérozoïque Tardif (1,09 – 0,98 Ga AP; [Rivers, 1997](#)). La Province de Grenville constitue un massif complexe gneissique dominé par l'anorthosite ([Thériault et Beauséjour, 2012](#)). Suivant sa formation, cette chaîne de montagnes de 2 000 km de long et 400 km de large ([Davidson, 1995](#)) est dite avoir eu une altitude comparable à celle de la chaîne actuelle de l'Himalaya ([Jamieson et al., 2010](#)). L'érosion causée par l'activité tectonique et les multiples extensions glaciaires s'y étant produites au cours des centaines de millions depuis sa formation ont cependant favorisé le relief collinéen aux sommets arrondis que l'on observe aujourd'hui.

Les reliefs collinéens où se sont succédé les glaciations du Quaternaire, comme celui de la Province de Grenville, ont vu leur substrat rocheux recouvert d'une couche de till glaciaire continue. L'épaisseur de cette couche de till varie en réponse à la topographie et est généralement très mince ou complètement absente des sommets d'interfluvés et beaucoup plus épaisse dans les fonds de vallées ([Clément et al., 1983](#)). Cette variabilité répond à la propriété qu'ont les glaciers de remplir de matériel basal les dépressions et à éroder les protubérances du relief ([Gutiérrez, 2013](#)). Dans les

reliefs collinéens, le till de fond de vallée est recouvert d'une mosaïque complexe et éparse de dépôts fins et grossiers issus des processus de déposition postglaciaires, généralement associés à l'eau (e.g., limons et argiles glacio-lacustres, sables et graviers fluvio-glaciaires; Clément *et al.*, 1983).

1.2.3 Processus contemporains

Les processus géomorphologiques actuels ayant lieu au Québec méridional, libre de glace depuis ~11 000 ans et libre des mers depuis ~9 000 ans, sont des processus de faible ampleur ne redéfinissant le paysage que localement, à la différence des processus de plus grande ampleur ayant eu cours lors du Quaternaire – des processus glaciaires, fluvio-glaciaires, lacustres et marins – dû à l'important volume de glace, au fort volume d'eau de fonte et au relèvement isostatique rapide. Nous pouvons ainsi nommer, par ordre d'importance, les processus fluviaux, lacustres, de mouvement de masses et éoliens comme étant les principaux moteurs des changements géomorphologiques définissant le paysage à l'heure actuelle. Bien que non géomorphologique, nous pouvons également mentionner le processus de pédogénèse, processus s'étant amorcé au Québec méridional à la suite du retrait des glaces.

1.3 LES AVANCÉES RÉCENTES EN TÉLÉDÉTECTION

1.3.1 Les données à haute résolution spatiale

Dans la dernière décennie, des progrès majeurs ont été faits dans le domaine de la cartographie numérique. Ces progrès sont en partie attribuables à la disponibilité toujours plus accrue de données environnementales à haute résolution. En télédétection, une vaste gamme de capteurs sophistiqués et de haute précision ont inondé le marché des appareils scientifiques et sont aujourd'hui abordables et accessibles à la majorité des laboratoires de recherche en environnement. Notons parmi ces nouveaux capteurs communément utilisés en sciences de l'environnement les caméras dans le spectre du visible, toujours moins chers et de meilleure résolution; les caméras multispectrales; les caméras hyperspectrales; les capteurs de distance par laser (LiDAR). Combinées à l'avènement des drones autopilotés, ces récentes avancées en télédétection sont aujourd'hui accessibles à faibles coûts et permettent la couverture de régions éloignées à d'excellentes résolutions spatiale, spectrale et temporelle (Maes et Steppe, 2019). Une information géographique précise (e.g., résolution submétrique) est essentielle à une cartographie détaillée des

composantes du paysage et de ses structures spatiales (Dong *et al.*, 2019). Ces nouvelles technologies posent donc les bases pour le développement de nouvelles méthodes d'analyse du terrain servant à une meilleure compréhension d'une variété de processus ayant cours à la surface de la Terre (Tarolli *et al.*, 2009). Également, combinées à l'utilisation des systèmes d'information géographique (SIG), des données de haute précision mettent de l'avant un nouveau champ de recherche visant à réduire le fardeau financier et logistique que peuvent impliquer de longues campagnes d'échantillonnage sur le terrain.

1.3.2 La technologie LiDAR

La technologie LiDAR est une méthode active d'acquisition de données d'élévation par télédétection (Disney, 2018). Un capteur LiDAR est généralement équipé d'un émetteur laser, d'un récepteur et d'un GNSS haute-précision (Dong et Chen, 2017). Bien qu'il existe également certains capteurs LiDAR conçus pour être installé sur trépied et/ou transporté manuellement, conventionnellement, un relevé LiDAR s'effectue de manière aéroportée. Le relevé peut ainsi s'effectuer par l'entremise d'un avion, d'un hélicoptère, d'un drone ou d'un satellite. Le principe de base du fonctionnement d'un capteur LiDAR repose sur la mesure des distances par laser pulsé. Pour l'analyse de la surface de la Terre, un laser quitte l'émetteur d'un véhicule aéroporté, se reflète sur le sol (ou sur tout autre objet ayant intercepté son signal) et revient au récepteur posé sur ce même véhicule. Le récepteur mesure le temps précis qu'aura pris le laser pour quitter le capteur et y revenir et mesure ainsi la distance au sol avec une précision centimétrique. Combiné aux informations de positionnement fournies par le système de géopositionnement par satellite (GPS; *Global Positioning System* en anglais) à bord du véhicule, le capteur LiDAR est ainsi en mesure de fournir une coordonnée x, y, z d'un point donné. Effectué à répétition, ce processus fournit un nuage de points tridimensionnels à haute densité représentant précisément la surface du terrain (bâtiments et végétation inclus).

Parmi les nouvelles technologies de télédétection mentionnées précédemment, les données d'élévations LiDAR apparaissent comme une avancée des plus significatives dans le domaine des analyses topographiques et de la cartographie numérique. Les relevés LiDAR fournissent des données d'élévation à haute résolution pouvant couvrir de larges territoires. La grande densité du nuage de points d'élévation généré par un capteur LiDAR, suivant l'application d'algorithmes de classification géométrique, permet à l'utilisateur de distinguer la surface du sol des autres éléments

du paysage comme la végétation et les constructions humaines. Cette propriété des données d'élévation LiDAR en fait un outil optimal pour la cartographie numérique en milieux habités et/ou forestiers, là où la surface du sol est généralement couverte par les habitations et/ou la canopée et où il y serait difficile d'utiliser des données optiques (e.g., imagerie aérienne ou satellitaire) pour obtenir de l'information sur les formes du terrain (Tarolli, 2014). De plus, la haute densité du nuage de points d'élévation permet de générer des modèles numériques d'altitude (MNA) à des résolutions submétriques (Fig. 4). Intégrés dans un SIG, ces MNA permettent subséquemment de calculer une multitude de propriétés topographiques, chacune expliquant la variabilité de la surface de la Terre en utilisant une métrique donnée. Dans ce contexte, les données LiDAR ont été utilisées dans différents domaines des sciences de la Terre afin d'étudier les formes du terrain au relief peu prononcé comme le ravinement (Höfle *et al.*, 2013), les plaines d'inondation (Biron *et al.*, 2013), les formes colluviales (Whitley *et al.*, 2018) et les crêtes de plage (Yang et Teller, 2012; Breckenridge, 2013). Présentement, les gouvernements travaillent à générer des données d'élévation LiDAR pour l'ensemble de leurs territoires afin de mettre à jour les bases de données d'élévation rendues désuètes dû à leurs résolutions souvent grossières. Cette mise à jour des bases de données topographiques appelle au développement de nouvelles méthodes d'analyses spatiales et de cartographie permettant d'utiliser efficacement cette nouvelle technologie.

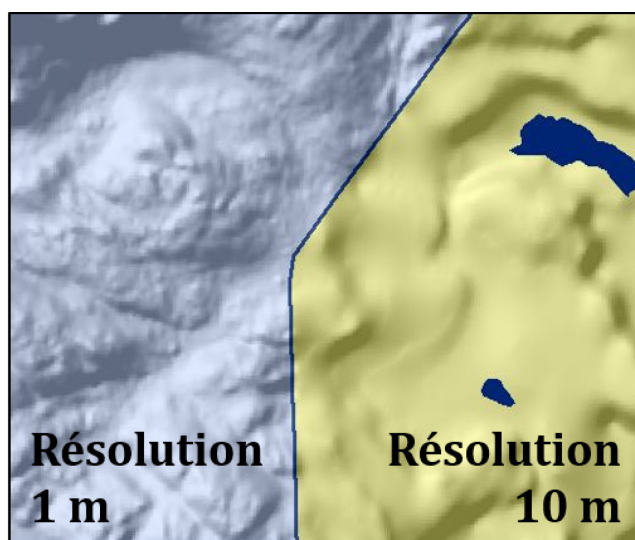


Figure 4. Modèles d'ombrage du relief montrant la différence de détail entre, à gauche, un MNA généré à partir de données d'élévation LiDAR (i.e., résolution de 1 m) et, à droite, un MNA généré à partir des courbes de niveau à intervalle de 10 m (i.e., résolution de 10 m) fournies par la Base de données topographiques du Québec (BDTQ).

1.4 LA RECONSTRUCTION DES PAYSAGES PASSÉS

1.4.1 Les modèles basés sur les observations de terrain

Durant la majeure partie du 20^e siècle, les chercheurs travaillant à la reconstruction des paysages passés usaient uniquement de mesures prises sur le terrain pour consolider leurs modèles. Par exemple, dans le cas de la reconstruction de l'ancienne mer de Champlain par les premiers auteurs du 20^e siècle à y avoir travaillé (Goldthwait, 1911; Stansfield, 1915; Johnston, 1916, 1917; Chapman, 1937), les niveaux d'eau étaient généralement inférés selon la découverte de crêtes de plage. Les plages étaient identifiées sur le terrain en suivant les caractéristiques des matériaux qui les composaient (est-ce qu'il s'agit bien de matériel associé à la formation des plages?) et étaient datées à l'aide de fossiles de faune marine retrouvés en son sein, s'il y en avait. L'élévation des plages était alors obtenue par niveau optique. La cartographie de l'étendue du plan d'eau était faite manuellement suivant les lignes topographiques présentes sur des cartes déjà existantes et les données d'élévation obtenues par niveau optique. Ces méthodes manuelles comportent de hautes marges d'erreur et sont sujettes à de longues campagnes de terrain exigeantes financièrement et du point de vue de la logistique.

1.4.2 Les modèles utilisant la télédétection

De nos jours, suite à l'avènement des technologies de télédétection et de la localisation par GPS, la production des modèles de reconstruction des paysages passés est beaucoup plus aisée, précise et facilement accessible pour la couverture spatiale de grand territoire. Pour revenir à l'exemple de la mer de Champlain donné précédemment, les données d'élévation LiDAR nous permettent maintenant d'observer des crêtes de plage à distance, sans recourir à une campagne de terrain extensive. Par l'entremise des SIG, l'élévation de ces crêtes de plage est également disponible rapidement à une précision centimétrique. Possédant maintenant des MNA, remplaçant les cartes topographiques pour lesquelles le travail était fait manuellement, il est très aisé, par une simple soustraction de matrices, d'identifier l'étendue d'une zone autrefois inondée. Ces modèles découlant de l'utilisation des données acquises par télédétection dépendent toutefois, encore à ce jour, de mesures prises sur le terrain à des fins de validation.

Ces nouvelles technologies ont été utilisées dans une variété de domaines liés à la géographie du Quaternaire dont l'évaluation de relèvement isostatique (Peltier, 2004; Peltier *et al.*, 2015), la

reconstruction d'anciens plans d'eau et d'anciens niveaux marins (Murray-Wallace, 2007; Lambeck *et al.*, 2014; Franzi *et al.*, 2015; Lewis et Todd, 2018), la modélisation des courants et des volumes glaciaires (Lambeck *et al.*, 2014; Jones *et al.*, 2016; Martin *et al.*, 2019), la sédimentation par les processus fluvio-glaciaires (Geach *et al.*, 2015; Rixhon *et al.*, 2017) et plusieurs autres.

1.5 LA CLASSIFICATION D'IMAGES

La classification d'images acquises par télédétection est depuis longtemps étudiée pour son attrait environnemental et socioéconomique (Lu et Weng, 2007). Bien que dans le présent contexte nous appliquons des méthodes de classification d'image à l'échelle du paysage naturel, ces mêmes méthodes peuvent être appliquées dans un vaste spectre de domaines incluant l'astrophysique, la radiologie, les neurosciences, l'ingénierie, l'ophtalmologie, et plusieurs autres. En sciences de l'environnement, une classification d'image est issue d'une fonction qui consiste à cartographier un paysage naturel non défini et de le convertir en une mosaïque d'éléments connus par l'analyse de la structure interne de l'image (Kohavi, 1995). La classification d'images acquises par télédétection est un processus complexe visant à produire une cartographie numérique et thématique.

1.5.1 L'échelle d'analyse

La cartographie numérique se base donc sur la classification thématique d'éléments distincts du paysage. Cette classification peut s'effectuer à deux échelles spatiales, soit (i) à l'échelle du pixel (i.e., analyse d'image orientée-pixel; AIOP) ou (ii) à l'échelle de l'objet (i.e., analyse d'image orientée-objet; AIOO) (Ye *et al.*, 2018).

1.5.1.1 L'analyse d'image orientée-pixel

Jusqu'à ce jour, l'AIOP est l'approche la plus utilisée en cartographie numérique (Grebby *et al.*, 2016; Halim *et al.*, 2018). Il s'agit d'une approche de cartographie thématique visant à classifier chaque pixel d'une image de manière indépendante et suivant les caractéristiques qu'il affiche (e.g., propriétés spectrales, propriétés topographiques). L'AIOP est une échelle d'analyse particulièrement pertinente lorsque l'utilisateur travaille avec des données de télédétection dont la résolution spatiale est plus grossière ou égale à la taille de l'objet d'étude lui-même (Blaschke,

2010; Pu *et al.*, 2014). Dans ce contexte, un utilisateur cherchant à établir la densité de végétation – l’objet d’étude étant donc l’arbre pouvant avoir un rayon de 10 m lorsque vu du ciel – à l’aide d’images satellitaires acquises du satellite Landsat-7 – dont la résolution spatiale dans les bandes visibles et proches infrarouges est de 30 m – aurait tout avantage à utiliser des méthodes de classification d’image travaillant à l’échelle du pixel (*Fig. 5A*). À l’inverse, lorsque l’objet d’intérêt à cartographier est plus grand que la résolution de l’image, l’AIOP échoue à considérer la structure naturelle du paysage (*Burnett et Blaschke, 2003*). Un pixel d’une image à haute résolution (e.g., matrice d’élévation LiDAR) contient des caractéristiques relatives à une très petite surface (e.g., résolution de 1 m) et une approche orientée-pixel pourrait facilement classifier un pixel unique comme étant un élément du paysage distinct, alors qu’il s’agit en fait d’une donnée aberrante localisée dans un ensemble plus gros et homogène (*Blaschke et al., 2000; Blaschke, 2010*). Il en résulte un phénomène aujourd’hui bien connu et appelé l’effet poivre et sel – altération d’une image numérique s’apparentant à du bruit de fond (*Belgiu et Csillik, 2018*).

1.5.1.2 L’analyse d’image orientée-objet

L’AIOO est une approche visant à grouper des pixels entre eux selon leurs caractéristiques spectrales et/ou topographiques afin de créer des groupes (i.e., objets) homogènes. Contrairement à l’AIOP où chaque pixel est classifié de manière indépendante, dans l’AIOO, ce sont les objets qui servent de base à la classification thématique. L’étape la plus cruciale d’une AIOO est donc la

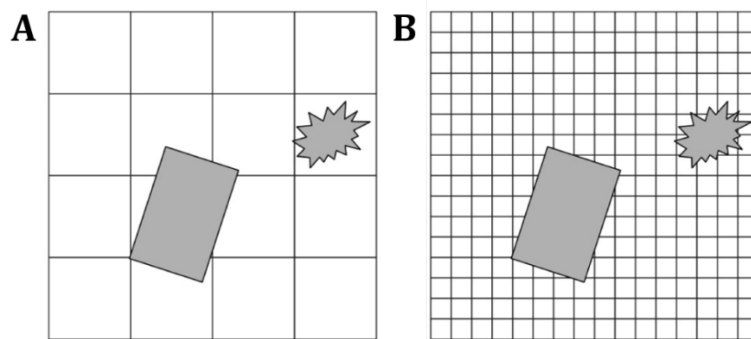


Figure 5. Exemples graphiques de la relation entre la résolution des données acquises par télédétection (le quadrillage des images) et la taille de l’objet d’étude (les objets en gris). (A) Exemple d’une situation où la taille de l’objet d’étude est plus petite ou égale à la résolution de l’image utilisée. Dans ce cas, une approche basée sur le pixel est appropriée. (B) Exemple d’une situation où la taille de l’objet d’étude est plus grande que la résolution de l’image utilisée. Dans ce cas, une approche basée sur l’objet est appropriée. (adapté de Blaschke, 2010)

segmentation, le processus selon lequel les objets sont générés. En sciences de la Terre, l'objectif de l'étape de segmentation est de partitionner le paysage en une mosaïque d'objets discrétisés représentant chacun un élément naturel du paysage dont la composition est relativement homogène et dont les limites sont définies (e.g., forêt, lac, île, plage). Pour ce faire, l'algorithme de segmentation, selon les critères entrés par l'utilisateur, vise à générer des objets dont l'hétérogénéité interne et l'homogénéité entre eux sont limitées (Grebby *et al.*, 2016).

L'approche d'AIOO a considérablement gagné en popularité au courant de la dernière décennie (Hossain et Chen, 2019). Elle répond à un besoin récent d'analyser et de classifier les données topographiques et spectrales à haute résolution spatiale acquises par télédétection (Lang, 2008; Myint *et al.*, 2011), là où, comme nous l'avons vu précédemment, l'AIOP échouait. L'AIOO est donc une approche d'intérêt lorsque la taille de l'objet d'étude est plus importante que la résolution des images utilisées. Dans un contexte de cartographie du MPS (i.e., contexte du présent mémoire), un utilisateur cherchant à définir la variabilité spatiale des unités lithologiques – unités mesurant généralement plus de 10 m² – en utilisant des indices topographiques dérivés de données d'élévation LiDAR – données ayant habituellement une résolution de 1 m – aurait tout intérêt à employer une approche d'analyse à l'échelle spatiale de l'objet (Fig. 5B).

1.5.2 Les méthodes de classification

Alors que l'échelle spatiale à laquelle effectuer l'analyse est déterminée (i.e., AIOP ou AIOO), il convient de sélectionner une méthode de classification qui attribuera à chaque pixel/objet l'attribut approprié. Plusieurs méthodes de classification d'image ont été développées depuis l'avènement de la télédétection. Ces différentes méthodes de classification d'image se regroupent généralement en deux grandes catégories, soit (i) les approches non supervisées et (ii) les approches supervisées.

1.5.2.1 Les approches de classification non supervisées

Une approche de classification non supervisée, aussi appelée analyse de groupement, est basée sur un algorithme visant à établir des groupes à partir de patrons de variabilité (Jain *et al.*, 1999). Lorsque l'on travaille avec une image, à même titre que la méthode de segmentation d'image décrite précédemment et utilisée dans l'AIOO, un algorithme de classification non supervisée vise à créer des groupes homogènes et qui diffèrent de leur voisinage suivant leurs caractéristiques spectrales et/ou topographiques (Lu and Weng, 2007; Pacella, 2018). La particularité de ces

approches de classification est qu'elles n'utilisent pas d'échantillon d'entraînement. Cela signifie que l'algorithme discrimine les différents groupes en se basant sur les propriétés inhérentes des pixels qui le composent, mais qu'il revient à l'utilisateur d'attribuer à chaque groupe la classe appropriée. À la différence du processus de segmentation de l'AIOO, une approche de classification non supervisée peut attribuer à un même groupe plusieurs objets non contigus. Puisque ces approches requièrent que l'utilisateur indique préalablement le nombre de différents groupes à générer, les méthodes de classification non supervisées sont particulièrement utiles lorsque l'objectif est d'identifier un nombre défini de classes (Pacella, 2018).

Ces méthodes de classification se différencient en deux grands groupes, soit (i) les approches hiérarchiques et (ii) les approches de partitionnement (Jain *et al.*, 1999). Les approches hiérarchiques amorcent le processus de groupement en considérant chaque observation comme étant un élément distinct (chaque pixel dans le cas d'une analyse d'image). Sous la forme d'un dendrogramme, les éléments distincts sont hiérarchiquement groupés à l'élément le plus semblable pour former des groupes ayant une intrahomogénéité maximale (Dash *et al.*, 2003; Jafarzadegan *et al.*, 2019). Le processus de groupement peut se continuer jusqu'à considérer l'ensemble des observations en un seul et unique groupe. Il convient alors à l'utilisateur de mentionner à quel niveau du dendrogramme arrêter le processus de groupement, niveau lequel se définit par le nombre de groupes souhaités. Les approches de partitionnement (e.g., k-means, ISODATA) sont les approches les plus couramment utilisées (Zhu et Ma, 2018). De manière similaire aux approches hiérarchiques, les approches de partitionnement se caractérisent par l'utilisation d'un dendrogramme de similitude ajointant les différents groupes entre eux selon la réduction de l'erreur quadratique (Jain *et al.*, 1999). À la différence des approches hiérarchiques, les approches de partitionnement, au lieu d'initialement considérer chaque observation comme un groupe distinct, initie directement le processus de groupement en établissant un nombre défini de centroïdes (le nombre de centroïdes est relatif au nombre de groupes définis par l'utilisateur) auxquels viendront s'agglomérer des éléments du voisinage selon leur similitude. Ces approches ont l'avantage de pouvoir travailler avec des jeux de données importants pour lesquels une approche hiérarchique nécessiterait trop de ressources computationnelles (Jain *et al.*, 1999).

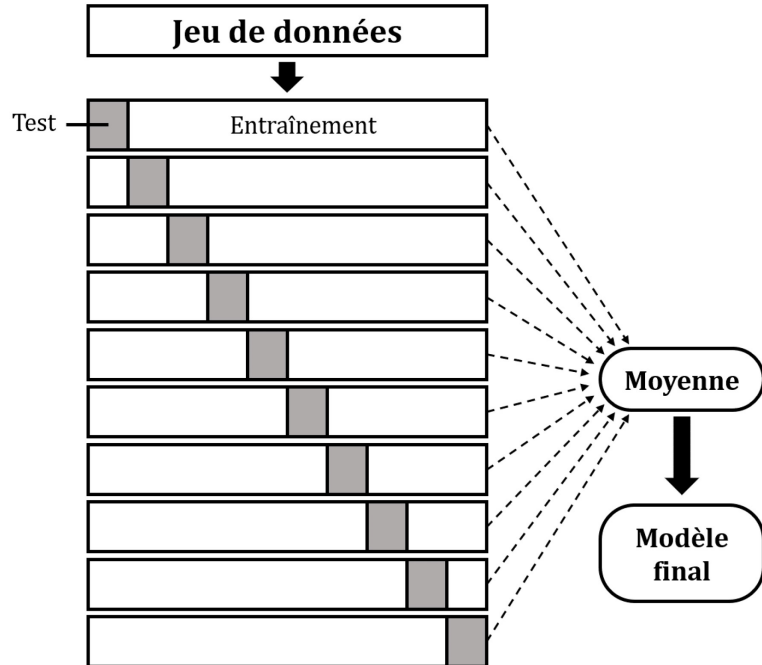
1.5.2.2 Les approches de classification supervisées

Une approche de classification supervisée, aussi appelée approche d'apprentissage automatique (*machine learning* en anglais), base son analyse sur les caractéristiques d'un échantillon d'entraînement – un échantillon pour lequel les classes sont connues – afin d'établir les propriétés qui définissent chaque classe (Jia, 2017). Comme pour les approches non supervisées, une approche supervisée génère les classes en se basant sur les similitudes et les différences entre les observations, mais ne considère que celles présentes dans l'échantillon d'entraînement en intrant. Il revient donc à l'utilisateur, préalablement à l'application de l'algorithme de classification, de définir le nombre et les définitions des classes qu'il souhaite définir (e.g., lac, route, habitations, terre agricole, forêts). Lorsque l'on travaille avec une image acquise par télédétection, les différentes classes seront ainsi discriminées en fonction des propriétés spectrales et/ou topographiques des pixels/objets qui la composent.

Il existe plusieurs types de classification supervisée se différenciant par leurs assomptions statistiques et leurs algorithmes (Carrizosa et Morales, 2013). Parmi ceux-ci, nous pouvons nommer les modèles linéaires (Fisher, 1936), la classification par k plus proche voisins (Cover et Hart, 1967), les estimateurs du maximum de vraisemblance (*maximum likelihood* en anglais; Richards et Jia, 2005) et les arbres décisionnels (Breiman et al., 1984). Ces approches varient selon qu'elles s'appliquent à différents types de distributions (e.g., paramétrique, non-paramétriques, linéaire, gaussienne).

Dans le cas d'une classification supervisée, comme un échantillon d'entraînement est utilisé (généralement une portion de l'échantillonnage entier), il convient subséquemment d'évaluer la validité de la classification en utilisant les observations restantes – observations faisant donc partie de l'échantillon de validation. Il s'agit alors de vérifier avec quelle précision le modèle réussit, simplement en utilisant l'échantillon d'entraînement, à prédire l'occurrence de l'échantillon de validation. Une méthode très utilisée pour effectuer ce type de validation du pouvoir prédictif d'un modèle est la validation croisée (*cross-validation* en anglais), ou estimation rotative (Fig. 6), – méthode qui implique de subdiviser aléatoirement l'échantillon entier en k jeux de données et de tester la classification pour chaque (Kohavi, 1995). Le modèle final se trouve donc à être une moyenne des k modèles produits pour lequel l'exactitude totale est également la moyenne des k valeurs d'exactitude des modèles.

Figure 6. Exemple graphique du processus de validation croisée selon lequel un jeu de données est séparé en dix jeux de données incluant un échantillon test de 10% et un échantillon d'entraînement de 90%. Le modèle est donc généré dix fois en n'utilisant que l'échantillon d'entraînement et l'erreur quadratique est obtenue en comparant le résultat obtenu avec l'échantillon test. Le modèle final et son erreur quadratique sont obtenus par la moyenne des dix modèles testés.



1.6 OBJECTIFS

L'objectif principal de ce mémoire est de développer des techniques de cartographie numérique de pointe permettant d'établir la variabilité spatiale du MPS, de manière directe et indirecte, à deux différentes échelles spatiales, soit l'échelle continentale (i.e., 100 000 km²) et l'échelle régionale (i.e., 100 km²).

Le premier article, intitulé *Modeling the maximum extent of paleo seas following isostatic adjustment using high-resolution airborne LiDAR elevation data: application to the Champlain Sea basin*, présente une technique de cartographie indirecte du MPS à l'échelle continentale pour la région physiographique des basses-terres du Saint-Laurent. Plus précisément, cet article sert à identifier l'étendue des dépôts marins et littoraux issus de la mer de Champlain. La question à laquelle s'intéresse cet article est de déterminer s'il est possible de modéliser l'étendue maximale d'une paléo-mer postglaciaire suivant le rebond isostatique de la lithosphère et à l'aide de données d'élévation LiDAR à haute résolution. Pour ce faire, nous avons employé une approche qui (i) utilise des modèles d'ombrage du relief (MOR) dérivés de données LiDAR afin de localiser des crêtes de plage attribuables à la mer de Champlain et qui subséquemment (ii) utilise les coordonnées géographiques ainsi que l'élévation de ces crêtes de plage afin d'interpoler une surface d'inondation. Afin de valider le modèle généré par cette approche, nous avons comparé les niveaux marins obtenus par interpolation à un jeu de données historiques combinant des

données acquises sur le terrain par différents chercheurs au cours du 20^e siècle. Nous avons également comparé notre modèle aux plus récentes mesures de déplacement vertical de la lithosphère afin de corrélérer les niveaux d'eau interpolés au rebond isostatiques actuel.

Le second article, intitulé *High-resolution and broad-scale mapping of soil parent material using object-based image analysis of LiDAR elevation data*, présente une technique de cartographie directe du MPS à l'échelle régionale pour les Hautes-Laurentides, une division physiographique situé à la limite méridionale du Bouclier canadien, dans la Province de Grenville (Clayton *et al.*, 1977). Plus précisément, cet article vise à évaluer la capacité d'une approche orientée-objet à cartographier à haute résolution la variabilité spatiale des différents types de dépôts postglaciaires que l'on retrouve sur le territoire de la Municipalité de Saint-Hippolyte. Pour ce faire, nous visons à (i) conduire une analyse de terrain empirique afin de caractériser le MPS trouvé sur le territoire d'étude, (ii) établir l'efficacité d'une approche orientée-objet pour expliquer la variabilité spatiale du MPS, (iii) comparer l'approche proposée à différentes approches de cartographie numérique des lithologies couramment utilisées et (iv) produire une carte du MPS à haute résolution pour une échelle spatiale régionale.

RÉFÉRENCES

- Banwart, S.A., Sparks, D.L., 2017. Quantifying and Managing Soil Functions in Earth's Critical Zone Combining Experimentation and Mathematical Modelling. *Advances in Agronomy*, 142, 2-423.
- Bastedo, J., James-Abra, E., 2006. Bouclier canadien, L'Encyclopédie Canadienne. Gouvernement du Canada, Ottawa.
- Bédard, K., Comeau, F.-A., Malo, M., 2013. Modélisation géologique 3D du bassin des Basses-Terres du Saint-Laurent. INRSCO2-2013-V1.5, Institut National de la Recherche Scientifique, Québec.
- Belgiu, M., Csillik, O., 2018. Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis. *Remote Sensing of Environment*, 204, 509-523.
- Biron, P.M., Choné, G., Buffin-Bélanger, T., Demers, S., Olsen, T., 2013. Improvement of streams hydro-geomorphological assessment using LiDAR DEMs. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38(15), 1808-1821.
- 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., 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.
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J., 1984. *Classification and Regression Trees*. Chapman & Hall/CRC, New York, 368 p.
- Burnett, C., Blaschke, T., 2003. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 168(3), 233-249.
- Carrizosa, E., Romero Morales, D., 2013. Supervised classification and mathematical optimization. *Computers & Operations Research*, 40(1), 150-165.
- Chapman, D.H., 1937. Late-glacial and postglacial history of the Champlain Valley. *American Journal of Science*, 34(5), 89-124.
- Clark, P.U., Mix, A.C., 2000. Ice sheets by volume. *Nature*, 406, 689-690.
- Clayton, J.S., Ehrlich, W.A., Cann, D.B., Day, J.H., Marshall, I.B., 1977. *Soils of Canada*. Vol. 1, Research Branch, Canada Department of Agriculture, Ottawa.
- Clément, P., Bonn, F., Dubois, J.-M.M., 1983. Télédétection et caractéristiques physiques des dépôts meubles dans un milieu anciennement englacé du sud du Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 37(1), 107-117.
- Conseil national de recherche Canada (CNRC), 2002. *Le système canadien de classification des sols*, 3ième Édition. Presses scientifiques du CNRC, Ottawa, 200 p.
- Cover, T.M., Hart, P.E., 1967. Nearest Neighbor Pattern Classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1), 21-27.
- Dash, M., Liu, H., Scheuermann, P., Tan, K.L., 2003. Fast hierarchical clustering and its validation. *Data & Knowledge Engineering* 44, 109-138.
- Davidson, A., 1995. A review of the Grenville orogen in its North American type area. *Journal of Australian Geology & Geophysics*, 16(1/2), 3-24.
- Disney, M., 2019. Terrestrial LiDAR: a three-dimensional revolution in how we look at trees. *New Phytol*, 222(4), 1736-1741.
- Dong, G., Wolf, L., Alexiou, A., Arribas-Bel, D., 2019. Inferring neighbourhood quality with property transaction records by using a locally adaptive spatial multi-level model. *Computers, Environment and Urban Systems*, 73, 118-125.
- Dong, P., Chen, Q., 2017. *LiDAR Remote Sensing and Applications*. Remote Sensing Applications Series. CRC Press, 200 p.
- Dyke, A.S., Andrews, J.T., Clark, P.U., England, J.H., Miller, G.H., Shaw, J., Veillette, J.J., 2002. The Laurentide and Innuitian ice sheets during the Late Glacial Maximum. *Quaternary Science Reviews*, 21, 9-31.
- Dyke, A.S., Moore, A., Robertson, L., 2003. *Deglaciation of North America*. Geological Survey of Canada, Ottawa, Ontario, Canada, 2 p.

- Fisher, R.A., 1936. The use of multiple measurements in taxonomy problems. *Annals of Eugenics*, 7, 179-188.
- Franzi, D.A., Barclay, D.J., Kranitz, R., Gilson, K., 2015. Quaternary deglaciation of the Champlain Valley with specific examples from the Ausable River valley. In: D.A. Franzi (Ed.), *Geology of the Northeastern Adirondack Mountains and Champlain–St. Lawrence Lowlands of New York*. New York State Geological Association, New York, pp. 162-190.
- Geach, M.R., Viveen, W., Mather, A.E., Telfer, M.W., Fletcher, W.J., Stokes, M., Peyron, O., 2015. An integrated field and numerical modelling study of controls on Late Quaternary fluvial landscape development (Tabernas, southeast Spain). *Earth Surface Processes and Landforms*, 40(14), 1907-1926.
- Globensky, Y., 1987. Géologie des Basses-Terres du Saint-Laurent. MM 85-02, Ministère de l'Énergie et des Ressources, Québec, pp. 71.
- Goldthwait, J.W., 1911. Raised beaches of southern Quebec, Summary Report 1910. Geological Survey of Canada, Ottawa, ON, pp. 220-233.
- Grebby, S., Field, E., Tansey, K., 2016. Evaluating the Use of an Object-Based Approach to Lithological Mapping in Vegetated Terrain. *Remote Sensing*, 8(10), 843-863.
- Gutiérrez, M., 2013. *Geomorphology*. Taylor and Francis Group, London, UK, 1020 p.
- Halim, M.K.A., Ahmad, A., Rahman, M.Z.A., Amin, Z.M., Khanan, M.F.A., Musliman, I.A., Kadir, W.H.W., Jamal, M.H., Maimunah, D.S., Wahab, A.K.A., Zabidi, M.M.A., Suaib, N.M., Zain, R.M., 2018. Land use/land cover mapping for conservation of UNESCO Global Geopark using object and pixel-based approaches. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 169, 1-10.
- Hillaire-Marcel, C., 1976. La déglaciation et le relèvement isostatique sur la côte est de la baie d'Hudson. *Cahiers de géographie du Québec*, 20(50), 185-220.
- Höfle, B., Griesbaum, L., Forbriger, M., 2013. GIS-Based Detection of Gullies in Terrestrial LiDAR Data of the Cerro Llamoca Peatland (Peru). *Remote Sensing*, 5(11), 5851-5870.
- Hossain, M.D., Chen, D., 2019. Segmentation for Object-Based Image Analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150, 115-134.
- Jafarzadegan, M., Safi-Esfahani, F., Beheshti, Z., 2019. Combining hierarchical clustering approaches using the PCA method. *Expert Systems with Applications*, 137, 1-10.
- Jain, A.K., Murty, M.N., Flynn, P.J., 1999. Data Clustering: A Review. *Computing Surveys*, 31(3), 264-323.
- Jamieson, R.A., Clowes, R., Beaumont, C., Warren, C.J., Nguyen, M.H., 2010. The Grenville Orogen explained? Applications and limitations of integrating numerical models with geological and geophysical data. This article is one of a series of papers published in this Special Issue on the theme Lithoprobe — parameters, processes, and the evolution of a continent. *Canadian Journal of Earth Sciences*, 47(4), 517-539.

- Jenny, H., 1941. *Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology*. Dover Publication, Inc., New-York, 191 p.
- Jia, X., 2017. Supervised Classification. In: D. Richardson, N. Castree, M.F. Goodchild, A. Kobayashi, W. Liu, R.A. Marston (Eds.), *International Encyclopedia of Geography: People, the Earth, Environment and Technology*, pp. 1-3.
- Johnston, W.A., 1916. Late Pleistocene oscillations of sea-level in the Ottawa Valley. *Geological Survey of Canada, Museum Bulletin no. 24*, Ottawa, ON, 17 p.
- Johnston, W.A., 1917. Pleistocene and recent deposits in the vicinity of Ottawa, with a description of the soils, *Memoir 101. Geological Survey of Canada ; no. 84*, Ottawa, ON, 69 p.
- Jones, R.S., Gollledge, N.R., Mackintosh, A.N., Norton, K.P., 2016. Past and present dynamics of Skelton Glacier, Transantarctic Mountains. *Antarctic Science*, 28(5), 371-386.
- Kohavi, R., 1995. A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection, *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1-7.
- Lambeck, K., Rouby, H., Purcell, A., Sun, Y., Sambridge, M., 2014. Sea level and global ice volumes from the Last Glacial Maximum to the Holocene. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 111(43), 15296-15303.
- Lamothe, M., 1989. A New Framework for the Pleistocene Stratigraphy of the Central St. Lawrence Lowland, Southern Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 43(2), 119-129.
- Lang, S., 2008. Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity. In: T. Blaschke, S. Lang, G.J. Hay (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Leguëdois, S., Séré, G., Auclerc, A., Cortet, J., Huot, H., Ouvrard, S., Watteau, F., Schwartz, C., Morel, J.L., 2016. Modelling pedogenesis of Technosols. *Geoderma*, 262, 199-212.
- Lewis, C.F.M., Todd, B.J., 2018. The Early Lake Ontario barrier beach: evidence for sea level about 12.8-12.5 cal. ka BP beneath western Lake Ontario in eastern North America. *Boreas*, 48(1), 195-214.
- Lu, D., Weng, Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823-870.
- Ma, Y., Minasny, B., Malone, B.P., McBratney, A.B., 2019. Pedology and digital soil mapping (DSM). *European Journal of Soil Science*, 70(2), 216-235.
- Maes, W.H., Steppe, K., 2019. Perspectives for Remote Sensing with Unmanned Aerial Vehicles in Precision Agriculture. *Trends Plant Sci*, 24(2), 152-164.
- Martin, J.R.V., Davies, B.J., Thorndycraft, V.R., 2019. Glacier dynamics during a phase of Late Quaternary warming in Patagonia reconstructed from sediment-landform associations. *Geomorphology*, 337, 111-133.
- McBratney, A., Field, D.J., Koch, A., 2014. The dimensions of soil security. *Geoderma*, 213, 203-213.

- Murray-Wallace, C.V., 2007. SEA LEVEL STUDIES | Eustatic Sea-Level Changes, Glacial-Interglacial Cycles. *Encyclopedia of Quaternary Science*, 3024-3034.
- Myint, S.W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., 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.
- National Research Council USA (NRC), 2001. *Basic Research Opportunities in Earth Science*. National Academy Press, Washington D.C., 168 p.
- Occhietti, S., 2007. The Saint-Narcisse morainic complex and early Younger Dryas events on the southeastern margin of the Laurentide Ice Sheet. *Géographie physique et Quaternaire*, 61(2-3), 89-117.
- Occhietti, S., Richard, P.J.H., 2003. Effet réservoir sur les âges C de la Mer de Champlain à la transition Pléistocène-Holocène : révision de la chronologie de la déglaciation au Québec méridional. *Géographie physique et Quaternaire*, 57(2-3), 115-138.
- Occhietti, S., Parent, M., Shilts, W., Dionne, J.-C., Govare, É., Harmand, D., 2001. Late Wisconsinan glacial dynamics, deglaciation, and marine invasion in southern Québec. In: T.K. Weddle, M.J. Retelle (Eds.), *Deglacial History and Relative Sea-Level Changes, Northern New England and Adjacent Canada*. Geological Society of America Special Paper 351, Boulder, Colorado, pp. 243-270.
- Pacella, M., 2018. Unsupervised classification of multichannel profile data using PCA: An application to an emission control system. *Computers & Industrial Engineering*, 122, 161-169.
- Peltier, W.R., 2004. Global Glacial Isostasy and the Surface of the Ice-age Earth: The ICE-5G (VM2) Model and GRACE. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 32(1), 111-149.
- Peltier, W.R., Argus, D.F., Drummond, R., 2015. Space geodesy constrains ice age terminal deglaciation: The global ICE-6G_C (VM5a) model. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 120(1), 450-487.
- Prince, A., Franssen, J., Fortier, D., 2019. Localisations des crêtes de plages liées à l'étendue maximale de la Mer de Champlain obtenues par donnée d'élévation LiDAR à haute résolution, v. 1. Nordicana D47.
- Pu, R., Bell, S., Meyer, C., 2014. Mapping and assessing seagrass bed changes in Central Florida's west coast using multitemporal Landsat TM imagery. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 149, 68-79.
- Richard, P.J.H., Veillette, J.J., Larouche, A.C., Héту, B., Gray, J.T., Gangloff, P., 1997. Chronologie de la déglaciation en Gaspésie : nouvelles données et implications. *Géographie physique et Quaternaire*, 51(2), 163-184.
- Richards, J.A., Jia, X., 2006. *Remote Sensing Digital Image Analysis*, 4th Edition. Springer-Verlag, Berlin, 464 p.

- Richter, J., Owens, P.R., Libohova, Z., Adhikari, K., Fuentes, B., 2019. Mapping parent material as part of a nested approach to soil mapping in the Arkansas River Valley. *Catena*, 178, 100-108.
- Rivers, T., 1997. Lithotectonic elements of the Grenville Province: review and tectonic implications. *Precambrian Research*, 86, 117-154.
- Rixhon, G., Briant, R.M., Cordier, S., Duval, M., Jones, A., Scholz, D., 2017. Revealing the pace of river landscape evolution during the Quaternary: recent developments in numerical dating methods. *Quaternary Science Reviews*, 166, 91-113.
- Saby, M., Larocque, M., Pinti, D.L., Barbecot, F., Sano, Y., Castro, M.C., 2016. Linking groundwater quality to residence times and regional geology in the St. Lawrence Lowlands, southern Quebec, Canada. *Applied Geochemistry*, 65, 1-13.
- Stansfield, J., 1915. The Pleistocene and Recent deposits of the Island of Montreal. Geological Survey of Canada, Memoir no. 73, Ottawa, ON, 80 p.
- Tarolli, P., 2014. High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges. *Geomorphology*, 216, 295-312.
- Tarolli, P., Arrowsmith, J.R., Vivoni, E.R., 2009. Understanding earth surface processes from remotely sensed digital terrain models. *Geomorphology*, 113(1-2), 1-3.
- Thériault, R., Beauséjour, S., 2012. Géologie du Québec. DV 2012-06, Ministère des ressources naturelles, Direction de l'information géologique du Québec, Québec, pp. 1.
- Whitley, M., Frost, G., Jorgenson, M., Macander, M., Maio, C., Winder, S., 2018. Assessment of LiDAR and Spectral Techniques for High-Resolution Mapping of Sporadic Permafrost on the Yukon-Kuskokwim Delta, Alaska. *Remote Sensing*, 10(2), 258.
- Wilson, M.J., 2019. The importance of parent material in soil classification: A review in a historical context. *Catena*, 182, 104131-104138.
- Yang, Z., Teller, J.T., 2012. Using LiDAR Digital Elevation Model data to map Lake Agassiz beaches, measure their isostatically-induced gradients, and estimate their ages. *Quaternary International*, 260, 32-42.
- Ye, S., Pontius, R.G., Rakshit, R., 2018. A review of accuracy assessment for object-based image analysis: From per-pixel to per-polygon approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 141, 137-147.
- Zhang, G.-l., Liu, F., Song, X.-d., 2017. Recent progress and future prospect of digital soil mapping: A review. *Journal of Integrative Agriculture*, 16(12), 2871-2885.
- Zhu, E., Ma, R., 2018. An effective partitional clustering algorithm based on new clustering validity index. *Applied Soft Computing*, 71, 608-621.

CHAPITRE 2

MODÉLISATION DE L'ÉTENDUE

MAXIMALE DE LA MER DE CHAMPLAIN

Utilisation des données d'élévation LiDAR à haute-résolution pour la modélisation de l'étendue maximale des paléo-mers suivant l'ajustement isostatique: application au bassin de la mer de Champlain

Modeling the maximum extent of paleo seas following isostatic adjustment using high-resolution airborne LiDAR elevation data: application to the Champlain Sea basin

Antoine Prince ^a, antoine.prince@umontreal.ca

Jan Franssen ^a, jan.franssen@umontreal.ca

Daniel Fortier ^a, daniel.fortier@umontreal.ca

^a *Département de Géographie, Université de Montréal, 520 Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, Montréal, Québec, Canada, H2V 2B8*

Accord des coauteurs

Cet article a été écrit conjointement par Antoine Prince, premier auteur, Jan Franssen *Ph.D.*, second auteur, et Daniel Fortier *Ph.D.*, troisième auteur. Antoine Prince a été responsable de la recherche littéraire, de l'acquisition des données, des analyses, de la production du modèle ainsi que de la rédaction. Jan Franssen et Daniel Fortier ont aidé à la mise en contexte des résultats, à la correction ainsi qu'à l'organisation générale de l'article.

À titre de coauteur, j'autorise Antoine Prince à publier l'article *Modeling the maximum extent of paleo seas following isostatic adjustment using high-resolution airborne LiDAR elevation data: application to the Champlain Sea basin* dans son mémoire de maîtrise en vue de l'obtention du grade de Maîtrise ès sciences (M.Sc.) en géographie physique.



Jan Franssen, *Ph.D.*

Coauteur



Daniel Fortier, *Ph.D.*

Coauteur

Prince, A., Franssen, J., Fortier, D., 2020. Modeling the maximum extent of paleo seas following isostatic adjustment using high-resolution airborne LiDAR elevation data: application to the Champlain Sea basin. *Quaternary Research*, article soumis pour publication.

Résumé

Cartographier la géomorphologie de la surface de la Terre est essentiel pour l'étude des paysages passés et présents, et les approches utilisant les données d'élévation LiDAR se sont montrées particulièrement efficaces pour la cartographie des formes terrestres au relief peu prononcé. Dans cette étude, nous utilisons des modèles d'ombrage du relief (MOR) dérivés de données LiDAR à haute résolution afin de cartographier l'étendue maximale de la mer de Champlain, une mer juxtaposant l'océan Atlantique, s'étant formée entre $\sim 11,2$ et $\sim 9,4$ ka ^{14}C AP et ayant inondé des portions de la vallée du fleuve Saint-Laurent et des hautes-terres adjacentes. Pour ce faire, nous avons acquis approximativement 52 000 km² de données LiDAR (i.e., résolution de 1 m) récemment rendues disponibles afin de révéler des crêtes de plage utilisées pour la cartographie des paléo-côtes. Les coordonnées géographiques précises de ces crêtes de plage identifiées sur les MOR à haute résolution ont ensuite été utilisées pour générer un modèle d'interpolation délimitant l'étendue maximale de la surface autrefois inondée par la mer de Champlain avec une erreur moyenne quadratique des niveaux d'eau de 8,03 m. Notre modèle suggère que la mer de Champlain a inondé un territoire d'approximativement 65 000 km², soit environ 3,5 fois la taille de l'actuel lac Ontario. Afin de tester la validité de notre approche basée sur les SIG, nous avons comparé notre modèle à des données historiques acquises sur le terrain ainsi qu'au plus récent modèle de relèvement isostatique nord-américain. Ces analyses ont montré de fortes corrélations entre les niveaux d'eau obtenus de notre modèle de la mer de Champlain et les informations tirées de ces études empiriques et théoriques. Ce travail souligne l'importance d'une approche à haute résolution basée sur des données acquises par télédétection pour la délimitation à grande échelle spatiale des éléments des paysages passés. Notre modèle offre la délimitation la plus précise actuellement disponible pour les portions septentrionale, centrale et méridionale de la mer de Champlain.

Mots-clés: LiDAR, modèle d'ombrage du relief, modèle du paysage, Quaternaire, déglaciation, rebond isostatique, crête de plage, paléo-mer, mer de Champlain

Abstract

Geomorphological mapping of the Earth's surface is essential to the study of past and present landscapes, and remote sensing approaches using airborne LiDAR surveys have proven especially useful for mapping low-relief landforms. In this study, we use high-resolution LiDAR-derived relief shading models (RSMs) to map the maximum extent of the Champlain Sea, an inlet of the Atlantic Ocean that formed between ~11,200 and ~9,400 ¹⁴C yr BP and submerged portions of the St. Lawrence River valley and adjacent uplands. To this aim, we acquired approximately 52,000 km² of newly available LiDAR elevation data (i.e., 1 m resolution) to reveal beach ridge landforms used to map paleo-coastlines. The precise geographic coordinates of beach ridges located on high-resolution RSMs were used in an interpolation algorithm to delineate the maximum extent of the area inundated by the Champlain Sea with a sea level root-mean-square error of 8.03 m. Our model suggests that the Champlain Sea inundated an area of approximately 65,000 km², or roughly 3.5 times the area of present-day Lake Ontario. To test the validity of our remote sensing and GIS-based approach, we compared our model to historical pre-LiDAR field-based datasets and to the latest North American isostatic rebound model. We found strong statistically significant correlations between our modeled Champlain Sea elevations and information obtained from these empirical field-based and theoretical physically based studies. This work highlights the utility of a high-resolution remote-sensing-based approach for delineating broad-scale paleo-landscape features from fine-scale landforms and offers the most precise delineation of the limits of the Champlain Sea currently available for its northern, central and southern portions.

Keywords: LiDAR, relief shading model, landscape model, Quaternary, deglaciation, isostatic rebound, beach ridge, paleo sea, Champlain Sea

2.1 INTRODUCTION

Geomorphological mapping of the Earth's surface is essential to the study of past and present landscapes and provides knowledge necessary for the effective management of land and water resources. Remote sensing facilitates mapping and delineation of landforms by reducing the resources spent on time-consuming field surveys while providing the ability to map remote and inaccessible areas. Of particular interest to Earth scientists are airborne light detection and ranging (LiDAR) surveys which can generate very high-resolution elevation data over broad areas. LiDAR is an optimal tool for terrain mapping because it enables the user to distinguish the ground surface from vegetation (or buildings), and the high density of measurement points allows for the generation of sub-meter resolution digital elevation models (DEMs) (Tarolli, 2014). High resolution topographic data has been used by geoscientists to identify and resolve the fine-scale topographic detail in landforms such as gullies (Höfle *et al.*, 2013), river floodplains (Biron *et al.*, 2013), colluvium slow flow (Ortuño *et al.*, 2017), permafrost plateaus (Whitley *et al.*, 2018), and beach ridges (Yang and Teller, 2012; Breckenridge, 2013).

Here we use new and publicly available LiDAR datasets of southeastern Canada and northeastern U.S.A. to reconstruct the maximum extent of paleo lakes and seas that formed during the Quaternary Period, after the retreat of the southeastern margin of the Laurentide Ice Sheet (LIS), the inlandsis that covered much of North America during the most recent glacial period (i.e., Late Wisconsinan) (Lambeck *et al.*, 2014). The unique form of beach ridges revealed on the LiDAR-derived DEMs are used to delineate the coastline of a paleo sea, here the Champlain Sea in eastern Canada and northeastern USA. The precise delineation of these large paleo water bodies is useful to the study of patterns and processes at work during the late Quaternary Period (e.g., ice sheet retreat and glacio-isostatic uplift, paleocurrents and associated sedimentary structures, paleo land-to-sea sedimentary fluxes, paleodistribution of marine fauna) which have practical implications for management of the land and water resources upon which many millions of people depend (e.g., development of aggregate resources; management of agriculture – Karup *et al.*, 2016; assessment of landslide risk in sensitive marine clays – Brooks, 2013 – and glaciolacustrine deposits – Badger and D'Ignazio, 2018; protection of groundwater-sourced drinking water supplies – Lavoie *et al.*, 2015).

The key question that we aimed to answer in this study was whether the maximum extent of a post-glacial sea following differential isostatic adjustment could be successfully modeled using LiDAR elevation data. We employed an approach that (i) uses LiDAR-derived relief shading models (RSMs) to identify and locate paleo beach ridges formed on the coasts of the ancient Champlain Sea, and then (ii) employs this high-resolution information to model the maximum extent of the Champlain Sea using a simple interpolation method. To assess the validity of our model, we compared it to historical pre-LiDAR field-based datasets acquired by various geoscientists during the 20th century and to the GPS measurements of the Earth's lithosphere vertical motion used in the latest North American model of isostatic rebound (i.e., the ICE-6G_C (VM5a) model; [Peltier et al., 2015](#)).

2.2 BACKGROUND: THE HISTORY OF THE CHAMPLAIN SEA

The Champlain Sea was an inlet of the Atlantic Ocean that formed 11,200 to 9,400 ¹⁴C yr BP and submerged portions of Lake Champlain, St. Lawrence and Ottawa River valleys, and their adjacent uplands ([Occhietti et al., 2001](#); [Occhietti and Richard, 2003](#)). This marine incursion occurred during the retreat of the LIS ([Lambeck et al., 2014](#)). Estimates suggest that ice thickness in the St. Lawrence Valley during the Last Glacial Maximum (~18,000 ¹⁴C yr BP; [Clark and Mix, 2000](#)) exceeded 3,000 m ([Dyke et al., 2002](#)). The massive weight of this ice significantly depressed the Earth's lithosphere into the asthenosphere (i.e., glacio-isostatic depression). By 9,000 ¹⁴C yr BP the LIS had retreated northward to the center of the Province of Québec ([Dyke et al., 2003](#)). The deglaciation of the St. Lawrence River valley allowed marine waters to flood this glacio-isostatically depressed area thus forming the Champlain Sea.

Previous research suggests that the history of the Champlain Sea can be divided into three phases. Phase I (or Charlesbourg Phase; ~11,200 ¹⁴C yr BP; [Occhietti and Richard, 2003](#)) occurred prior to the opening of the St. Lawrence Lowlands to oceanic waters, at a time when the St. Maurice ice lobe of the LIS was still in contact with the Appalachian Piedmont near Warwick, QC (see *Fig. 9* in [Parent and Occhietti, 1988](#)). That ice lobe separated the Champlain Sea to the east from glacial Lake Candona to the west, a lake that formed from the coalescence of Lake Iroquois (Belleville Phase) and Lake Vermont (Late Fort Ann Phase) following the retreat of the LIS from Covey Hill, the northernmost point of the Adirondacks Highlands ([MacClintock and Stewart, 1965](#); [Clark and Karrow, 1984](#); [Muller and Prest, 1985](#); [Pair et al., 1988](#); [Pair and Rodrigues, 1993](#)). Lake Candona,

Lake Iroquois and Lake Vermont are thought to have occupied the southern ice-free area of the St. Lawrence Lowlands from the beginning of the retreat of the LIS from the St. Lawrence Valley until 11,100 ¹⁴C yr BP (Occhietti and Richard, 2003). The Phase I of the Champlain Sea ended with the retreat of the St. Maurice lobe and the opening of Lake Candona to sea waters. Lacustrine freshwaters west of the St. Maurice lobe were then replaced by marine waters, with water levels in the basin falling by 30 to 60 m (Chapman, 1937; Prichonnet, 1982; Parent and Occhietti, 1988; Pair *et al.*, 1988; Occhietti and Richard, 2003). This marine invasion marks the beginning of Phase II, from 11,100 to 10,700 ¹⁴C yr BP, during which time the LIS withdrew almost entirely from the St. Lawrence Lowlands at an estimated rate of 250 m/yr (Occhietti, 2007). The position of the LIS is thought to have stabilized for a period of approximately 250 years (between 10,700 and 10,300 ¹⁴C yr BP) during which time the St. Narcisse morainic complex was formed along ~750 km of the southern edge of the Laurentian Highlands. Phase II ended with the resumption of the northward retreat of the LIS from the St. Narcisse morainic complex, which proceeded at an estimated rate ranging between 100 and 130 m/yr (Occhietti, 2007; Franzi *et al.*, 2015). The resumption of this ice sheet retreat marks the beginning of Phase III which lasted until the water in the Champlain Sea became fresh in response to continental uplift, at which point the Champlain Sea became Lake Lampsilis (~9,400 ¹⁴C yr BP) (Occhietti *et al.*, 2001).

2.3 METHODS

Our approach for modeling the maximum extent of the Champlain Sea proceeded as follows: (i) LiDAR data acquisition and processing, (ii) beach ridges identification and classification from RSMs, (iii) interpolation and modeling of the sea maximal extent, and (iv) comparison of the sea extent model with historical data and a recent isostatic rebound model. We chose to specifically map beach ridges rather than other strandline features (e.g., deltas, terraces, spits, lagoons) because they: (i) are more ubiquitous along the coastline; (ii) provide a more precise positional marker of the maximum elevation limit because they form uniquely at the very upper limit of the coastline (beach ridgetops can form 1 to 3 m above sea level; Otvos, 2001); and (iii) they form relatively rapidly (i.e., 8 to 16 years; Curray *et al.*, 1969; Missimer, 1973) and thus provide a more precise marker in the context of rapid isostatic adjustment and sea-level change.

2.3.1 LiDAR data and processing

High-resolution LiDAR-derived digital elevation data in the Champlain Sea basin were acquired from Canadian and American sources. The DEMs for American terrain were obtained from the National Elevation Dataset (NED) of the United States Geological Survey (i.e., resolution of 1 m; root-mean-square error (RMSE) of 10 cm) (USGS, 2017), while DEMs of Canadian terrain were obtained from the Forest Inventory Director (DIF) of the Forest, Fauna, and Parc Ministry of Québec (i.e., resolution of 1 m; RMSE of 15 cm) (MFFP, 2018). In total, high-resolution elevation data covering 52,000 km² was acquired to cover as much as possible the limits between the Laurentian Lowlands and the adjacent mountain ridges where Champlain Sea beaches were formed (Fig. 7). The acquired data covers approximately 40% of this area. The DEMs were used to generate RSMs; grayscale representations of the Earth's surface created using a 3 times z-factor analytical hillshading function of the ArcGIS 10.4 software package set. Four lighting angles (i.e., every 90 degrees) were used in RSMs generation to facilitate visual identification of Champlain Sea beach ridges.

2.3.2 Beach ridge identification

Paleo beach ridges were located visually by manually scanning RSMs. Manual scanning involved systematic visual inspection of the entire RSMs coverage area (i.e., 52,000 km²) at a zoom level that allowed for the delineations of beach ridges with respect to local topography. Beach ridges are easily identifiable as sequences of low-relief ridges that run parallel to local topographic contours (Fig. 8). Because beach ridgetops can be located above mean sea-level (1 to 3 m; Ovtos, 2001), and because they form with is a certain degree of elevation variation due to the nature of shorezone depositional processes that vary with the physical characteristics of the shoreline (e.g. aspect, embayments, depth; Taylor and Stone, 1996), elevations of beaches were obtained by extracting the elevation of numerous pixels along the highest ridgetop to obtain its mean elevation. Among the numerous beaches identified, only the mean elevations of those relevant to the maximum extent of the Champlain Sea were used in the spatial model (see Sect. 2.3.3), and the ones relevant to marine regression stages were left aside. Selection of non-regressive beaches was made manually by removing iteratively lower beaches until we obtained a smooth interpolation model representing the natural variability of sea levels. A total of 30 maximum elevation beaches (i.e., non-regressive) was identified across the study area (Prince *et al.*, 2019). Particular attention

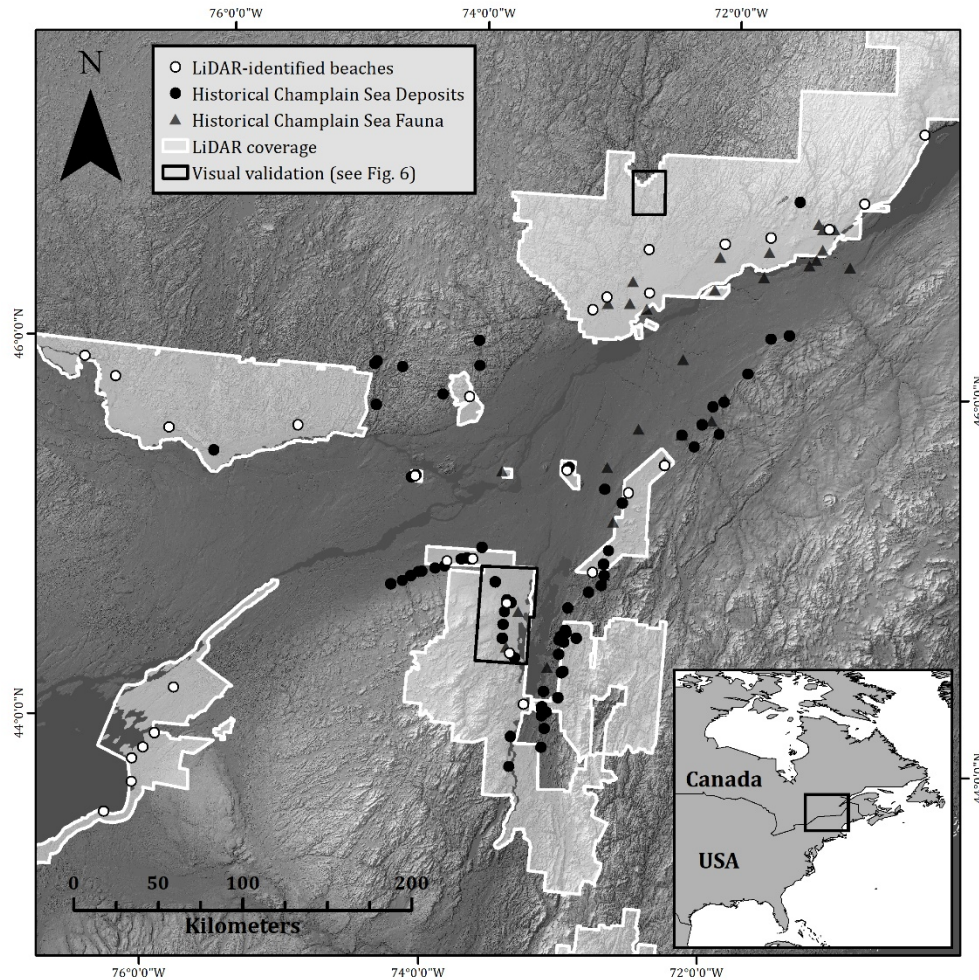


Figure 7. Map of the various datasets acquired in the present study. White circles show the location of the Champlain Sea non-regressive beach ridges that were visually identified on LiDAR-derived relief shading models. Black circles represent a historical dataset of maximum level coastal landforms associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1911 and 2004. Black triangles represent a historical dataset of dated marine fauna samples associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1965 and 1987. White areas show the coverage of LiDAR elevation data used to identify paleo beach ridge sequences. Black rectangles show the locations where visual validation was made between our model and Champlain Sea delineation made by previous authors (see Fig. 12).

was given to southernmost beaches where confusion could exist between beaches formed during the Champlain Sea period (Phases II & III), and beaches that formed earlier during the Late Fort Ann period in Lake Candona and Lake Vermont (Phase I). The established literature was used to differentiate between Lake Candona/Vermont beaches and Champlain Sea beaches (i.e., Late Fort Ann lacustrine bodies are situated at 30 to 60 m higher elevations than Champlain Sea beaches) (Chapman, 1937; Prichonnet, 1982; Parent and Occhietti, 1988; Occhietti and Richard, 2003).

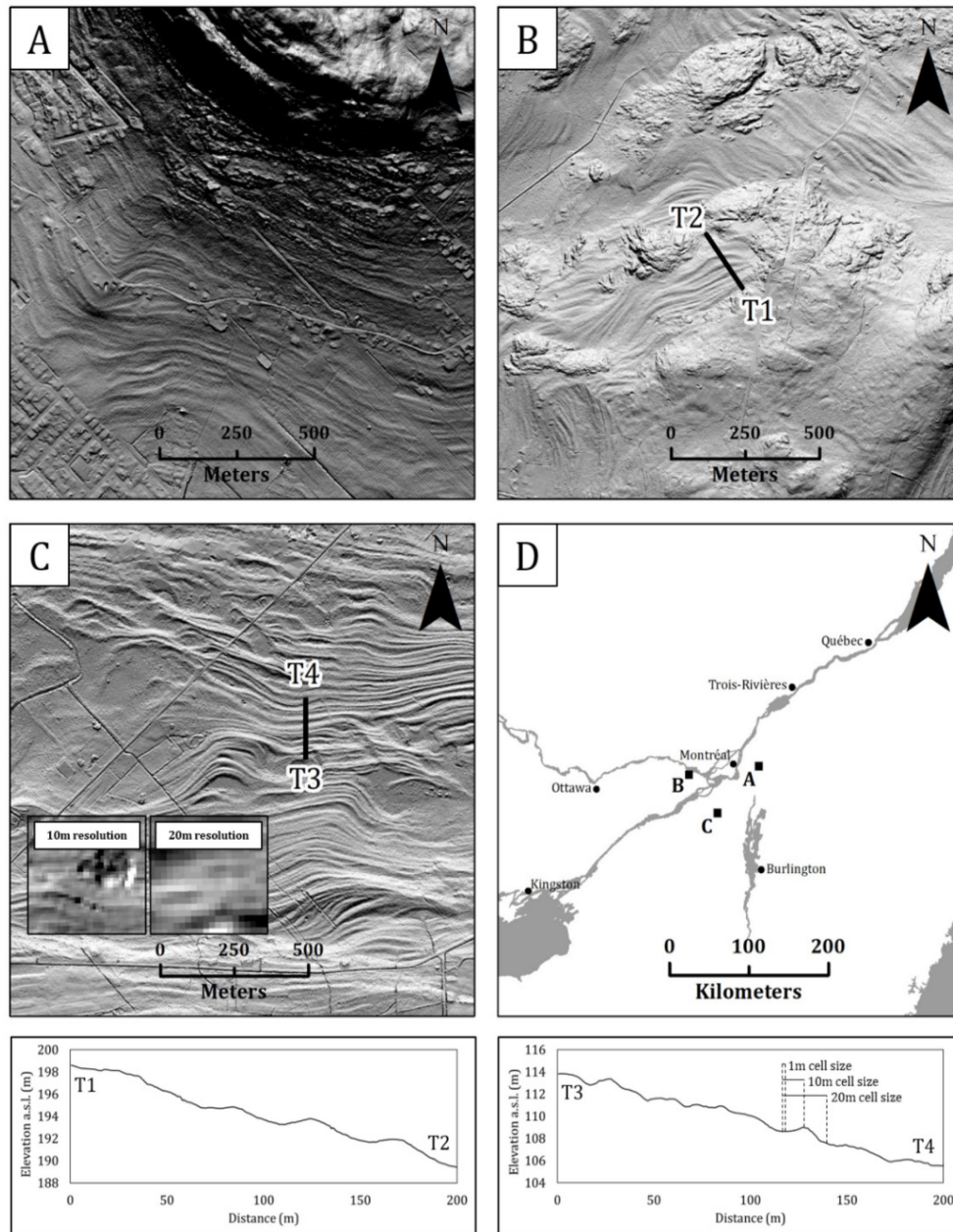


Figure 8. Examples of 1 m resolution relief shading models showing paleo beach ridge sequences with elevation transects showing 2-D profiles of ridges perpendicular to the direction of the slope. (A) Paleo beach located on the slopes of Mount Saint-Hilaire, QC, (B) paleo beaches located near the top of Mount Rigaud, QC, (C) paleo beaches located at the Adirondacks Piedmont, QC, close to the Canada-USA border, and (D) a map locating these three examples. The insets on Figure C (extractions of lower resolution RSMs from the underlying high-resolution RSM) serve to illustrate how subtle beach ridge features are obscured at lower resolutions. These resolutions are also represented on the 2-D profile T3-T4.

2.3.3 Modeling the extent of the Champlain Sea

To create a spatial model of the area inundated by the Champlain Sea we used the geographic coordinates of maximum elevation beach ridges identified on RSMs, and these coordinates were

incorporated into an interpolation algorithm to create a continuous raster of the inundated surface. Most of the elevation variability in the mapped beach ridges is the result of differential post-glacial isostatic uplift (and to a lesser extent eustatic sea-level changes; ~5 m rise between 11,100 and 10,700 ¹⁴C yr BP; [Curry, 1965](#); [Murray-Wallace, 2007](#)), the magnitude of which is correlated with the weight of the overlaying continental ice sheet. Therefore, we sought an interpolation method that would prioritize regional/continental-scale over local-scale variability. To this end, we elected to use a spline function for surface interpolation as splines use a minimum curvature method based on the assumptions that the approximation function must pass exactly through the data points while being as smooth as possible ([Mitáš and Mitášová, 1988](#)). Depending on the type of spline used (i.e., tension or regularized), this method eliminates slope breaks (i.e., high sea-level variations over short distances) by minimizing respectively first-derivative phi (Φ) or third-derivative tau (τ) variability through an associated weight factor incorporated in the algorithm ([Mitáš and Mitášová, 1988](#)).

The distinct interpolation methods with the optimal weighting factor were assessed using a cross-validation procedure, whereby, we removed one point from the dataset and then re-interpolated the dataset (i.e., 30-1 points) to calculate the residual between the actual beach ridge elevation value and the estimation obtained by interpolation of the remaining points ([Tomczak, 1998](#)). This procedure was completed 30 times (i.e., once per data point) to calculate the RMSE of the model. The interpolation method with the lowest RMSE is assumed to be the most accurate method.

Having generated an interpolation model of the sea-level surface, we then compared our modeled elevations to an actual Earth's surface DEM acquired ([USGS, 2017](#); [Natural Resources Canada, 2018](#)) at a 20 m resolution (less than 5 m vertical error) for the North-East of North America (i.e., Ontario, Québec, New-York State, Vermont). By subtracting the cell values of our sea-level model from cell values of the regional DEM (i.e., 'Surface DEM' – 'Estimated sea level'; in ArcMap) we generated a precise map of the total area inundated by the Champlain Sea where (i) a value above zero is considered as emerged land, (ii) a value of zero is the shoreline, and (iii) a value below zero is considered inundated.

2.3.4 Historical indicators

To test our Champlain Sea inundation model derived from RSM analysis, we searched the existent literature for empirical reports of sedimentary features and marine fauna that were deposited by (within) the Champlain Sea. Our literature review yielded the location and elevation of 72 coastal landforms (e.g., beaches, deltas, terraces) that have been used to define local maximum elevation features formed by the Champlain Sea (Goldthwait, 1911; Stansfield, 1915; Johnston, 1916, 1917; Chapman, 1937; MacPherson, 1967; Henderson, 1970, 1970a, 1973; Wagner, 1972; Prichonnet, 1977; Denny, 1979; Barnett and Clark, 1980; Clark, 1980; Clark and Karrow, 1984; Fulton and Richard, 1987; Parent, 1987; Barnett, 1988; Pair *et al.*, 1988; Connally and Cadwell, 2002; Rayburn, 2004), and 41 dated fauna samples retrieved from the Champlain Sea marine or coastal deposits (Dyck *et al.*, 1965; Elson, 1969a, 1969b; Lowdon and Blake, 1970, 1973, 1976, 1979; Lowdon *et al.*, 1975; Parrott and Stone, 1972; Occhietti, 1976; Cronin, 1977; LaSalle *et al.*, 1977; Samson *et al.*, 1977; Spiker *et al.*, 1978; Occhietti, 1980; Prichonnet, 1982; Parent, 1984a, 1984b, 1987; Prichonnet, 1984; Lamothe, 1985). Because Prichonnet (1977) suggested that the elevations of the northernmost strandlines associated with the maximum extent of the Champlain Sea found prior to his work were underestimated, northern historical strandlines that were identified prior to 1977 were not included in that dataset. The relationship between the elevations of the maximum extent strandline features obtained from the above-referenced studies and the corresponding elevation from our sea-level model was evaluated statistically using a simple linear regression. The elevations of Champlain Sea fauna samples were also compared with the corresponding sea-level elevation of our model by assuming that the marine fauna samples were located lower than the corresponding elevation in our model. Because global positioning systems (GPS) were not used in some of these previous studies, the precise geographical coordinates of some historical sample points are not available; however, the name of the nearest locality is always provided. Thus, the horizontal (i.e., x & y-axes) positional accuracy of a portion of the historical data points can be expected to be on the order of +/- 1 to 10 km, which could affect the vertical accuracy on the order of +/- 0.49 to 0.83 m/km, according to our model (see *Sect. 2.4*).

2.4 RESULTS

In total, 92 paleo beach ridge sequences were visually identified using RSMs, with the elevation a.s.l. extracted for each. These beach ridges sequences consisted of 5 to upwards of 50 distinct

ridgelines (Fig. 8) and they covered areas ranging from 1 to 50 km². From these beach ridge sequences, 153 highest beach ridgetop sections were delineated. 30 of these 153 highest beaches ridgetop sections were selected as being non-regressive (Fig. 9), and their mean elevation was extracted and used in the modeling of the Champlain Sea maximum levels. The dataset created for

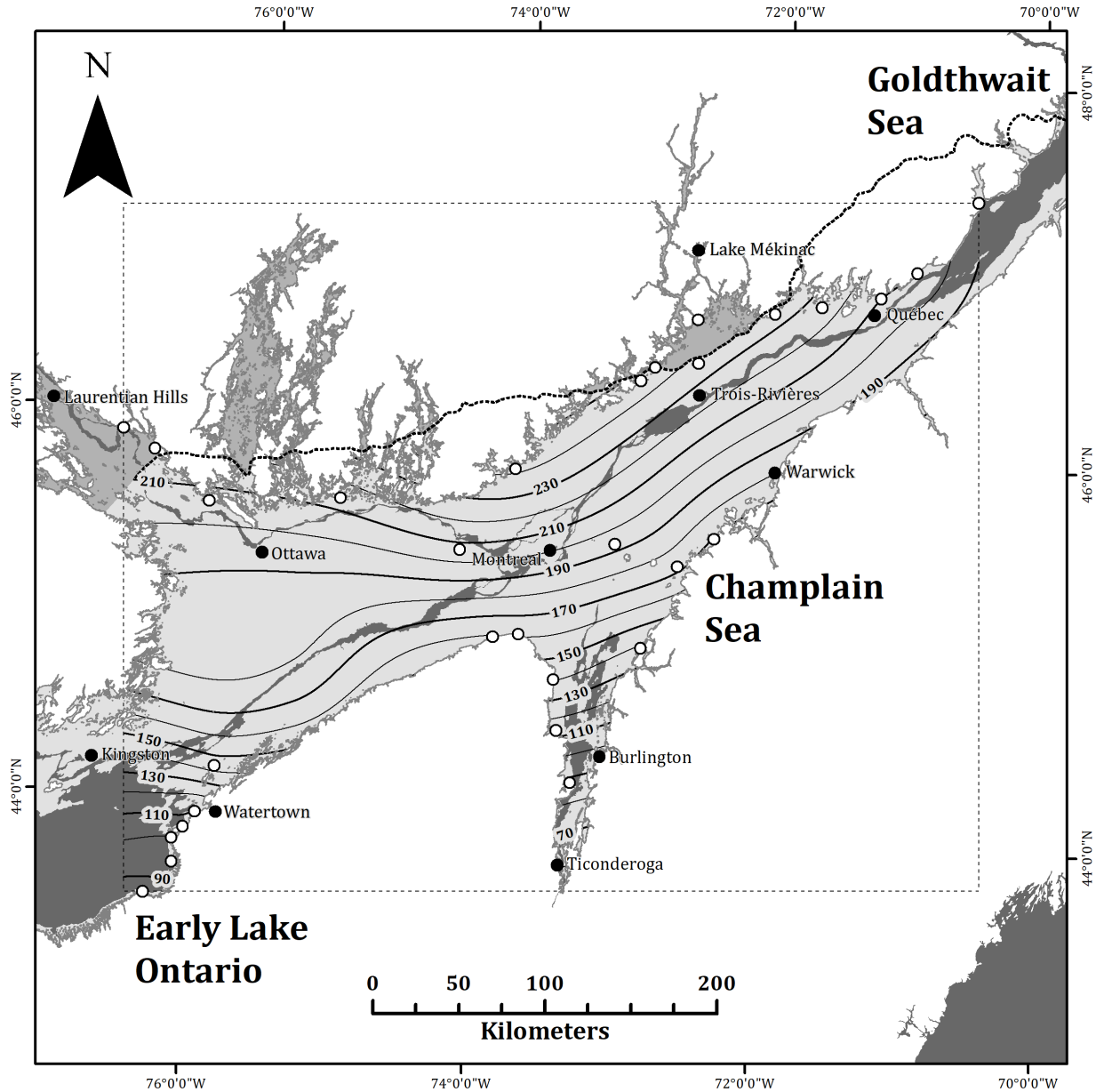


Figure 9. Spline with tension interpolation (1st derivative weighting factor of 0.05) model of the Champlain Sea maximum extent according to paleo beach ridge sequences visually identified with LiDAR-derived RSMs. The white circles represent non-regressive beach ridges used in the interpolation of sea-levels and contour lines show the modeled water elevations above the actual sea-level. The dotted rectangle shows area of interpolation. The thick dotted black line shows the position of the St. Narcisse morainic complex; the position of the Laurentide Ice Sheet at the beginning of Phase III (10,300 BP) above which the darker grey areas represent lower water levels caused by the later deglaciation in these regions (see Sect. 2.5.2 for details).

this study has been published on the Nordicana D online data report series (Prince *et al.*, 2019). It includes the 153 delineated beach ridge sections with information regarding their stage of formation, their geographical coordinates and their elevation. Maps showing a visual rendering of every beach ridge with an RSM background image are also included in this dataset. The highest non-regressive beach ridge identified is situated 50 km north of Montréal, QC, at 242 m a.s.l. (45°53'49.13"N, 73°56'07.15"W); the lowest is at 87 m a.s.l. (43°31'27.71"N, 76°21'59.22"W), nearby the current shoreline of Lake Ontario, 60 km southwest of Watertown, NY.

Our model suggests that the Champlain Sea inundated an area of approximately 65,000 km², or roughly 3.5 times the area of present-day Lake Ontario (Fig. 9). The northwest and southwest portions of the sea extended to present day Laurentian Hills, ON, and Watertown, respectively. A southern portion extended across the present-day Lake Champlain to approximately the location of Ticonderoga, NY, with the eastern portion of the Sea extending 50 km east of Québec City, QC, where the valley narrows to become the Goldthwait Sea (i.e., a sea that extended from the Charlevoix region – a region located between Québec City and the Goldthwait Sea – to the present-day Gulf of St. Lawrence) (Dionne, 1977). The north coast of the sea also presents fjords and embayments that extended through low valleys of the Laurentian Highlands (i.e., Gatineau Valley, north of Ottawa, ON; La Rouge Valley, northeast of Ottawa; St. Maurice Valley, north of Trois-Rivières, QC). The surface interpolation shown in Fig. 9 is derived from a spline with tension method with a first-derivative weighting factor of 0.05, which was found to be the interpolation method with the lowest RMSE (i.e., 8.03 m; Tab. 1). As shown by the contour lines (Fig. 9), the model captures a predominant south-north elevation gradient ranging from 0.49 to 0.83 m/km (i.e., from the north coast to the south coast of the Champlain Sea in the Ottawa-Watertown axis and the Montreal-Burlington basin axis respectively) that is the result of glacio-isostatic adjustment following the retreat of the LIS (see Sect. 2.5.2). This gradient does not include the points that are located either north of the St. Narcisse morainic complex or adjacent to it (n=7), as these beach ridges were formed during a later stage of the deglaciation, following the retreat of the LIS from the St. Narcisse morainic complex (i.e., beginning of Phase III). Furthermore, this gradient does not consider eustatic sea-level changes that has occurred during the retreat of the LIS from the Laurentians Lowlands between the time of the marine incursion in Lake Candona (i.e., formation of the southernmost beaches around 11,100 ¹⁴C yr BP) and the retreat of the LIS to the St. Narcisse moraine (i.e., formation of most of the northernmost beaches around 10,700 ¹⁴C

Type	Weight factor	RMSE (m)
<i>Spline with tension</i>	0.01	9.49
	0.05	8.03
	0.1	9.40
	0.5	9.37
	1	9.35
	5	9.44
<i>Regularized spline</i>	0	9.61
	0.01	13.17
	0.05	14.95
	0.1	15.43
	0.5	15.54

Table 1. RMSEs obtained by cross-validation for two different spline interpolation methods and for various weighting factors to assess the best interpolation method to be used for maximum sea levels.

yr BP). During that period, the sea level is estimated to have eustatically risen by ~5 m (Curry, 1965; Murray-Wallace, 2007). When correcting the isostatic adjustment gradients for a eustatic sea-level change of 5 m, we obtain a range from 0.45 to 0.80 m/km.

A strong statistically significant correlation exists between our modeled Champlain Sea elevations, derived from analysis of remote sensing data (i.e., LiDAR), and the Champlain Sea level elevations previously reported in field-based empirical studies. In portions of the sea where beach ridges relevant to the Champlain Sea were found with certainty (i.e., Monteregian hills, northern and southern coastlines; uncertainties regarding westernmost beaches are explained in *Sect. 2.5.2*), we identified a total of 72 maximum sea-level coastal deposits reported by various studies (1911-2004) that aimed to identify and to describe the paleoenvironmental evolution of the Champlain Sea. Results show that the maximum elevations of the coastal deposits reported in this paper are in strong accordance with the elevations reported in the literature (*Fig. 10*). The coefficient of determination (i.e., R^2) between these two datasets is 0.98 with a p-value < 0.001, and the root-mean-square deviation (RMSD) to the model is 4.97 m.

We also compared the elevation of 41 marine sea fauna samples found at various Champlain Sea sites between 1962 and 1987. All but one of these fauna samples are located below our modeled Champlain Sea submersion (*Fig. 11*). The one anomaly is a sample retrieved from deltaic sediments found in Frelighsburg, QC (Parrott and Stone, 1972), at the Appalachian Piedmont

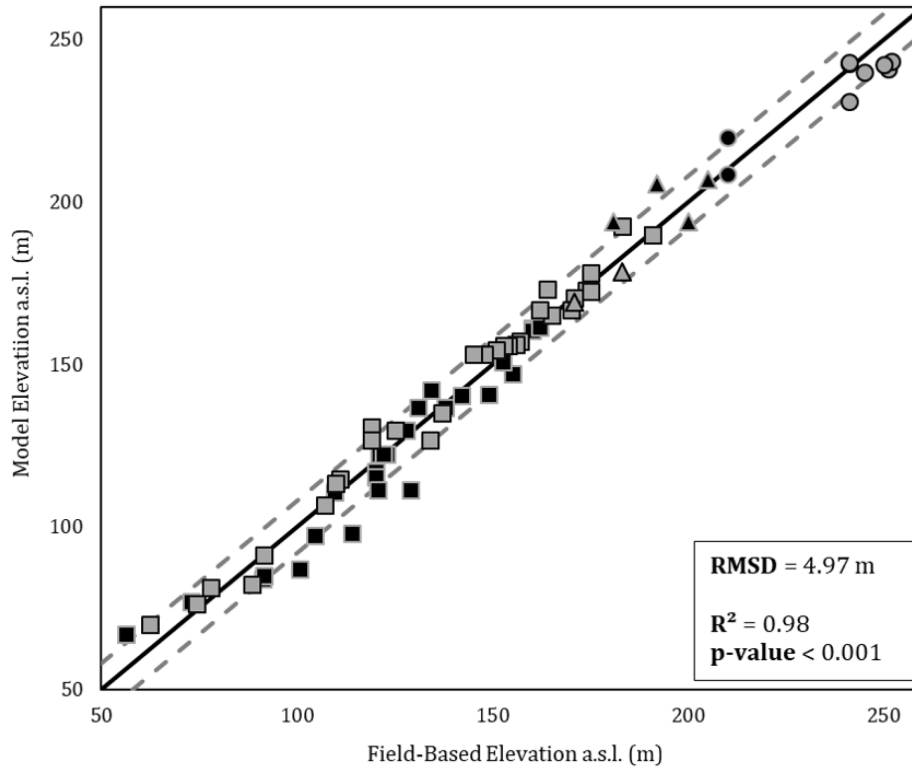


Figure 10. Comparison between a historical dataset of maximum level coastal landforms associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1911 and 2004, and the corresponding sea levels obtained by our model. Point forms are attributed to each of the validated Champlain Sea portions – northern, central, southern – and are represented by circles, triangles and squares, respectively. Grey samples are the ones that fall outside the LiDAR elevation data coverage and black samples the ones that are inside these LiDAR-covered areas. The full black line shows the optimal 1:1 identity line as where the grey dashed lines show the model RMSE of 8.03 m. The coefficient of determination (i.e., R^2) of 0.98 (p -value < 0.001) with an RMSD of 4.97 m show that a strong statistically significant correlation exists between our modeled Champlain Sea elevations derived from analysis of remote sensing data and the sea levels previously reported in field-based studies.

(Fig. 7). However, the estimated elevation of this sample (+ 4 m above Champlain Sea level) falls inside the RMSE of the model (i.e., 8.03 m). The elevations for the remaining 40 marine fauna samples range from 16 to 176 m below the Champlain Sea surface level modeled here.

2.5 DISCUSSION

2.5.1 Locating beach ridges using high-resolution RSMs

Visual scanning of RSM derived from high-resolution DEM is a quick and efficient method for identifying beach ridges and obtaining their present-day elevations with very high accuracy (+/- 10 to 15 cm). By determining the precise location and elevation of these strandline features we were then able to generate a simple interpolation model of the maximum extent of the area

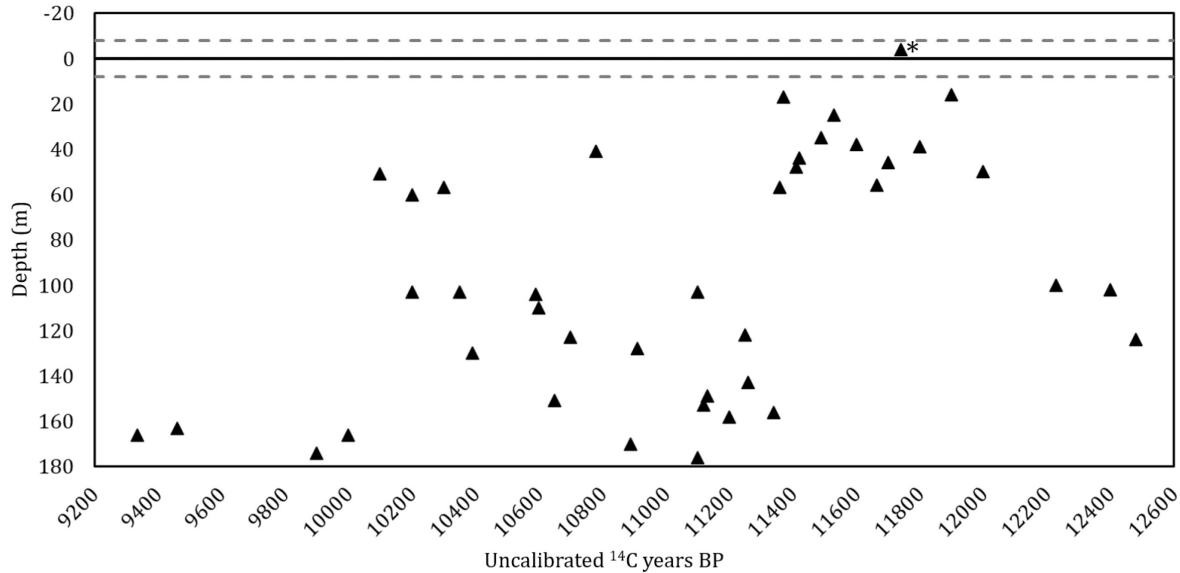


Figure 11. Comparison between a historical dataset of fauna samples associated with the Champlain Sea and acquired by various authors between 1965 and 1987, and the corresponding sea levels obtained by our model. The black triangles represent the depth at which the samples would have been located when comparing its elevation a.s.l. with the corresponding sea level obtained by our model (the asterisk shows the one sample located above our modeled sea level). The full black line represents the Champlain Sea level at its maximum extent and the dashed grey lines show the model RMSE of 8.03 m.

once inundated by the Champlain Sea. This model has been produced using desktop work that includes: (i) the acquisition of new publicly available LiDAR datasets, (ii) DEMs and RSMs creation, (iii) landform identification, and (iv) sea level interpolation. Previous models delineating the extent of the Champlain Sea (Denny, 1967, 1970; Parent, 1987; Fulton, 1989) were developed through the interpretation of multiple distinct field-based studies conducted over the course of the last century. These studies often described coastal features at a single site, albeit to a level of detail not possible with current remote sensing approaches. Using high-resolution DEMs derived from LiDAR data opens the possibility locate subtle landforms (e.g., low-relief beach ridges), even where obscured by vegetation canopy, over broad landscape-scale areas, that cannot be identified using coarser resolution elevation data (Fig. 8).

2.5.2 Differential isostatic uplift and geographical extent of the Champlain Sea

The extent of the Champlain Sea modeled and presented here is diachronous and represents a combination of the Phases I, II and III stages of its existence (~11,200 to 9,400 ¹⁴C yr BP). While our model is of the maximum extent of the Champlain Sea, two main reasons explain why this large area of the St. Lawrence Valley was not inundated simultaneously. Firstly, the uplift of the

Earth's lithosphere began earlier in the southernmost regions of the sea because these areas were ice-free at an earlier stage of the deglaciation (Elson, 1969; Hillaire-Marcel and Occhietti, 1980). As a result of this earlier uplift, the southern water levels started to lower during Phase II, at a time when water had not yet reached the maximal northern extent of the sea (i.e., the Laurentian Highlands limit). Secondly, once the sea reached its northernmost limit during late Phase II and early Phase III, the water level was at its maximum while the LIS was still overlapping the Laurentian Lowlands north of Trois-Rivières (i.e., remaining of the St. Maurice lobe) and northwest of Ottawa (as shown by the St. Narcisse morainic complex position; Fig. 9). Thus, maximum water level coastal features of these areas are lower since the coasts were free of ice at a later stage of the deglaciation of the LIS, and because the Champlain Sea level was slowly lowering during that time in response to glacio-isostatic uplift. As an example of this early southern uplift, Parent (1987) showed that during the construction of the proglacial delta of Lake Mékinac, QC (north of Trois-Rivières), the water level near Warwick (south of Trois-Rivières) had already receded to about 135 m a.s.l. (maximum sea level at Warwick is 174 m according to Parent (1987) and 173 m according to our model).

In the southern portion of the Champlain Sea, our RSM survey identified two sets of proximate beaches; one higher elevation set (30 to 60 m higher) that formed during the Late Fort Ann period (Lake Candona/Lake Vermont) and the other formed by the Champlain Sea. Over the western portion of the Champlain Sea, we identified only one set of maximum elevation paleo-beaches (i.e., the six non-regressive beaches in the south-west section of the model; Fig. 7 and Fig. 9). There is contradictory information in the literature regarding the extent of the western portion of the early Champlain Sea. Pair and Rodrigues (1993) and Rayburn *et al.* (2005) suggest that the western connection with the Lake Ontario basin closed once Lake Candona opened to sea water, whereas Clark *et al.* (2012) suggest that Lake Iroquois was connected to the marine transgression when the ice receded from the St. Lawrence Lowlands before it became Early Lake Ontario when its outlet closed during the uplift that followed. It may be that the beach ridges we identified here were formed during the earlier Lake Iroquois stage (also named Lake St. Lawrence by some authors), and the beaches formed by the Champlain Sea in this area are situated below the level of the present-day Lake Ontario (Lewis and Todd, 2018; Rayburn *et al.*, 2005; Pair and Rodrigues, 1993). We suspect that the deviation in our model isolines in the north-south Ottawa-Watertown axis (Fig. 9) result from an overestimate of sea levels in this region. An absence of LiDAR

coverage north-east of the present-day Lake Ontario, and of high-resolution bathymetry of Lake Ontario, means that we are unable to identify an alternative set of paleo-beaches for our model. Because of this uncertainty, the westernmost portion of our modeled Champlain Sea extent was not included in the model validation.

2.5.3 Comparison between our model and historical data

Our model of the maximum extent of the Champlain Sea is consistent with the field-based maximum water levels acquired by previous authors for the central (i.e., Monteregian hills), southern and northern coastlines (*Fig. 10*). When comparing the sea-level gradient derived from our model for the present-day Lake Champlain basin (i.e., from north of the Lake to approximately to the location of Burlington, VT), we obtained a gradient of 0.88 m/km, a value similar to that suggested by [Parent and Occhietti \(1988\)](#) (i.e., 0.9 m/km) for that same axis. Also, when making the same comparison for the Lake Champlain axis (i.e., from Mt. St. Bruno to the southern limit of Lake Champlain), we obtained a value of 0.77 m/km where [Lewis and Todd \(2018\)](#) obtained 0.78 m/km (value was derived from Figure 7 in [Lewis and Todd, 2018](#)). Additionally, visual assessment of the model fit was made for two sectors on the Champlain Sea. The northern limit of our model was compared with the position of glacial Lake Mékinac, a 23 km² proglacial fjord-lake reported to have been situated along the northern limit of the Champlain Sea ([Parent and Occhietti, 1988](#); [Normandeau et al., 2017](#)), and the southern limit was compared with the sea extent mapped by [Denny \(1967, 1970\)](#) for the western shore of the Lake Champlain basin. Even though Lake Mékinac is situated far north of the St. Narcisse moraine, in fjords north of Trois-Rivières, we found that our model succeeded in precisely delineating its actual coastline and adjacent proglacial deltaic deposits (*Fig. 12A*). Comparison of the western limit of the inundated area in the Lake Champlain basin with the coastline proposed by [Denny \(1967, 1970\)](#) is also consistent with a near perfect fit (*Fig. 12B*).

Statistical comparison of our model with historical datasets and visual comparison of the known Champlain Sea limit located at Lake Mékinac and on the western coastline of the present-day Lake Champlain basin suggest that our model corresponds precisely to both the northern and southern portions of the Champlain Sea. However, the western portion of the sea was left unvalidated as we lacked LiDAR coverage and because uncertainties still exist regarding the period during which the identified beach ridges were formed. As we used GIS software and derived the extent of the sea

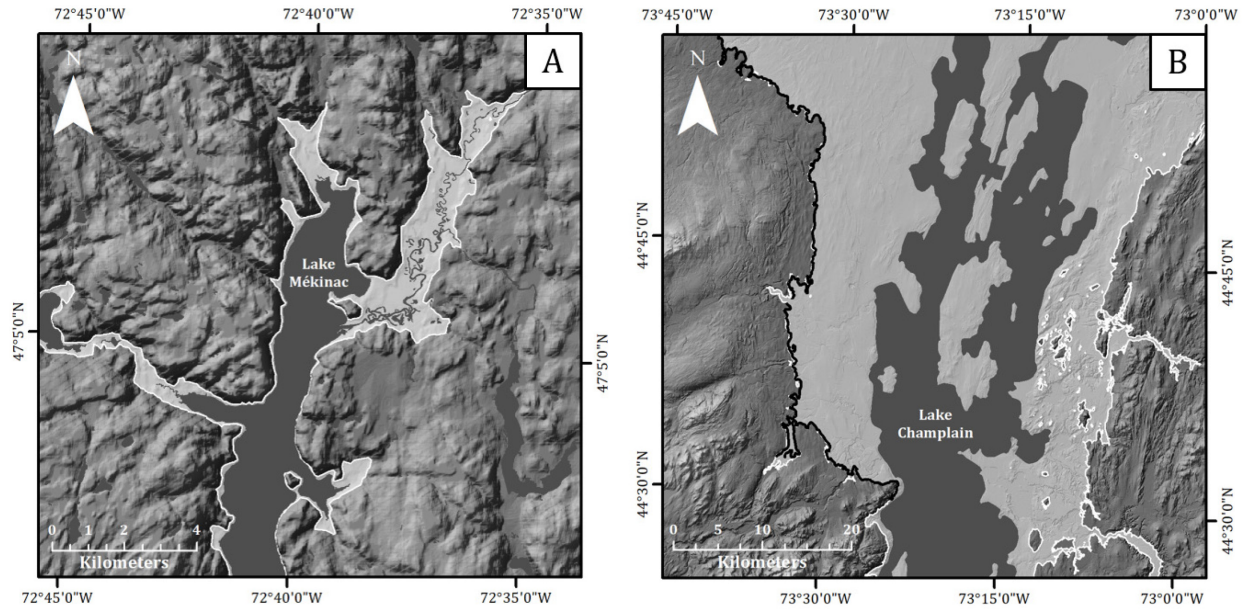


Figure 12. Visual comparison between our modeled Champlain Sea (white areas) and extents proposed by previous authors for two sectors. (A) Comparison of our model extent with the position of the actual Lake Mékinac (dark grey area), a proglacial fjord-lake reported having been situated along the northern limit of the Champlain Sea. We can see that our model succeeded to delineate precisely the actual lake coastline and the adjacent proglacial deltaic deposits (northeast of the lake) that can be noticed by looking at the meandering river. (B) Comparison between our model extent and the position of the western shore in the Lake Champlain basin proposed by Denny (1967, 1970) which is also consistent with a near perfect fit.

using a 20 m resolution DEM, our model provides a more detailed delineation of the sea extent relative to other models currently available for the central, northern and southern coasts. Such precision can be useful to assess paleo water levels that reflect the spatial variability of the isostatic rebound (i.e., between 0.45 to 0.80 m/km) that followed the deglaciation of the LIS. It also allows for geomorphologists to further study coastal landform processes (e.g., longshore drift, sediment influx) by establishing a line (i.e., Champlain Sea coastline) along which such landforms are expected to be found. A precise delineation of the sea also gives insights on the extent of soils that are expected to contain marine silts and clays which can have an important influence on agriculture, groundwater supplies, and landslide hazards.

2.5.4 Comparison between our Champlain Sea model and LIS models

Models of ice sheets geometry, deglaciation, and isostatic rebound, which are often based on the theoretical physical deformation of the asthenosphere, are highly dependent on field-based evidence (e.g., buried ice, moraines, and paleo sea-level strandlines like those identified in this paper) that are used as proxies for model calibration and validation. Because sea-level strandline

markers are mostly found in coastal regions and are much less frequent in inland regions, where most of the ice sheets were located (Peltier *et al.*, 2015), detecting inland sea-level features is crucial for ice sheet model validation. As an alternative to the missing inland measurements, contemporary spaceborne GPS measurements of the vertical motion of the Earth's lithosphere have recently been added to the latest global deglaciation model of the late Quaternary, the ICE-6G_C (VM5a) (Peltier *et al.*, 2015) to calibrate the previous version, the ICE-5G (VM2) (Peltier, 2004).

A simple comparison between our model and 16 measured points from the ICE-6G_C (VM5a) model that fall within our interpolated surface of the maximum extent of the Champlain Sea gives insight into the validity of both model's proxies (i.e., beach ridge elevations and GPS measurements). Comparison between GPS measurements of the Earth's lithosphere vertical motion used to calibrate the ICE-6G_C (VM5a) model and the water levels acquired from our own Champlain Sea model shows a strong coefficient of determination of 0.86 (p-value < 0.001). This correlation coefficient serves to reinforce the accuracy of both the GPS measurements of the Earth's lithosphere vertical motion used by Peltier *et al.* (2015) for their physically based isostatic rebound model and the elevations of non-regressive beach ridges we used to interpolate the Champlain Sea surface.

2.6 CONCLUSION

We modeled the maximum extent of the paleo Champlain Sea, eastern Canada, using newly available open-sourced LiDAR elevation datasets. We used high-resolution RSMs to delineate paleo beach ridges and the geographic coordinates of these beach ridges (Prince *et al.*, 2019) to model the maximum extent of the area once inundated by this 65,000 km² paleo sea. Our model compares favorably with previous models derived from field-based studies and provides the most precise delineation of the northern, central and southern limits of the Champlain Sea currently available. Statistical and visual comparison between our Champlain Sea model and historical field-based datasets and statistical comparison between our interpolated surface and GPS measurements of the Earth's lithosphere vertical motion show that the approach proposed in this study is a precise method for delineating paleo-seas and lakes following differential isostatic adjustment. Even though the maximal extent of the Champlain Sea has already been precisely mapped by previous authors using field-based observations, the approach proposed in this paper offers a novel method

that uses high-resolution LiDAR elevation data to remotely map large isostatically-affected water bodies with high-accuracy. This paper gives insights for quick and efficient continental-scale mapping by proposing a method that considerably limits the use of costly and time-consuming fieldwork.

The position of coastal landforms found along and within these limits will be of interest to geomorphologists studying paleo-coastal processes and to paleoecologists interested in reconstructing the marine environments that once existed in this region. This model provides insight into the dynamics of glacial retreat and associated differential isostatic rebound by defining a line along which coastal landforms are expected to be found. An accurate definition of the limits of the Champlain Sea also has important implications for the ~5 million people living within the Champlain Sea basin who are dependent on knowledge of the sediments deposited here for effective management of agriculture, aggregate and groundwater resources, and for the evaluation of landslide hazards associated with marine silts and clays.

The expanding availability of high-resolution elevation datasets is providing geoscientists with new opportunities to develop and implement innovative methodologies for reconstructing past landscapes. Here we conducted a manual analysis of high-resolution RSMs to precisely model the area inundated by the paleo Champlain Sea. Opportunities exist to advance this approach by pairing high-resolution DEMs and high-resolution optical images with semi-automated (e.g., object-based image analysis) or automated methods (e.g., machine learning) of terrain analysis. The development of such approaches will permit more rapid and expansive identification of strandline features (e.g., paleo beach ridges, terraces, deltas) leading to accurate modeling of known paleo water bodies, and to the prospecting for yet to be discovered ancient seas and lakes and their associated sedimentary structures.

ACKNOWLEDGEMENTS

We thank David Franzi (State University of New York at Plattsburgh) whose detailed comments on an earlier version of this manuscript helped to significantly improve the clarity and completeness of this paper. Scholarship supported provided to Antoine Prince by the University of Montreal in collaboration with the National Bank of Canada. Additional funding provided via

an NSERC Discovery Grant to Daniel Fortier. Data presented in this paper is available via the Nordicana D online data report series ([Prince et al., 2019](#)).

REFERENCES

- Badger, T.C., D'Ignazio, M., 2018. First-time landslides in Vashon advance glaciolacustrine deposits, Puget Lowland, U.S.A. *Engineering Geology*, 243, 294-307.
- Barnett, P.J., Clarke, W.S., 1980. Quaternary geology of the Renfrew (31F/7) area. Preliminary map P.2365. Ontario Geological Survey, Sudbury, ON.
- Barnett, P.J., 1988. History of the northwestern arm of the Champlain Sea. In: N.R. Gadd (Ed.), *The Late Quaternary Development of the Champlain Sea Basin*. Geological Association of Canada, Special Paper 35, St. John's, NL, pp. 25-36.
- Biron, P.M., Choné, G., Buffin-Bélanger, T., Demers, S., Olsen, T., 2013. Improvement of streams hydro-geomorphological assessment using LiDAR DEMs. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38(15), 1808-1821.
- Breckenridge, A., 2013. An analysis of the late glacial lake levels within the western Lake Superior basin based on digital elevation models. *Quaternary Research*, 80(03), 383-395.
- Brooks, G.R., 2017. A massive sensitive clay landslide, Quyon Valley, southwestern Quebec, Canada, and evidence for a paleoearthquake triggering mechanism. *Quaternary Research*, 80(3), 425-434.
- Chapman, D.H., 1937. Late-glacial and postglacial history of the Champlain Valley. *American Journal of Science*, 34(5), 89-124.
- Clark, J.A., Befus, K.M., Sharman, G.R., 2012. A model of surface water hydrology of the Great Lakes, North America during the past 16,000 years. *Physics and Chemistry of the Earth*, 53-54, 61-71.
- Clark, P.U., 1980. Late Quaternary History of the Malone Area, New York. M.Sc. thesis, University of Waterloo, Waterloo, Ontario, 188 pp.
- Clark, P.U., Karrow, P.F., 1984. Late Pleistocene water bodies in the St. Lawrence Lowland, New-York and regional correlations. *Geological Society of America Bulletin*, 95(7), 805-813.
- Clark, P.U., Mix, A.C., 2000. Ice sheets by volume. *Nature*, 406, 689-690.
- Connally, G.G., Cadwell, D.H., 2002. Glacial Lake Albany in the Champlain Valley. In: J. McLelland, P. Karabinos (Eds.), *New York State Geological Association/New England Intercollegiate Geological Conference Joint Annual Meeting Guidebook B8*, Albany, New York, pp. 1-26.
- Cronin, T.M., 1977. Champlain Sea Foraminifera and Ostracoda: a systematic and paleoecological synthesis. *Géographie physique et Quaternaire*, 31(1-2), 107-122.

- Curray, J.R., 1965. Late Quaternary history, continental shelves of the United States. In: H.E. Wright, D.C. Frey (Eds.), *The Quaternary History of the United States*. Princeton University Press, Princeton, pp. 723-735.
- Curray, J.R., Emmel, F.J., Crampton, P.J.S., 1969. Holocene History of a Strand Plain, Lagoonal Coast, Nayarit, Mexico. In: A.A. Costonares, F.B. Phelger (Eds.), *Lagunas Costeras, Un Simposio*. Universidad Nacional Autonoma de Mexico, Mexico, pp. 63-100.
- David, P.P., 1972. Pleistocene deposits northeast of Montréal. 24e Congrès géologique international, Excursion B-04, Montréal, QC, 14 p.
- Denny, C.S., 1967. Surficial geologic map of the Dannemora quadrangle and part of the Plattsburgh quadrangle, New York. GQ-635, U. S. Geological Survey, Washington D.C.
- Denny, C.S., 1970. Surficial geologic map of the Mooers quadrangle and part of the Rouses Point quadrangle, Clinton County, New York. IMAP-630, U. S. Geological Survey, Washington D.C.
- Denny, C.S., 1979. Surficial geologic map of the Mooers quadrangle and part of the Plattsburgh quadrangle, New York. GQ-635, U. S. Geological Survey, Reston, VA.
- Dionne, J.-C., 1977. La mer de Goldthwait au Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 31(1-2), 61-80.
- Dyck, W., Fyles, J.G., Blake, W., 1965. Geological Survey of Canada Radiocarbon Dates IV. *Radiocarbon*, 7, 24-46.
- Dyke, A.S., Andrews, J.T., Clark, P.U., England, J.H., Miller, G.H., Shaw, J., Veillette, J.J., 2002. The Laurentide and Innuitian ice sheets during the Late Glacial Maximum. *Quaternary Science Reviews*, 21, 9-31.
- Dyke, A.S., Moore, A., Robertson, L., 2003. *Deglaciation of North America*. Geological Survey of Canada, Ottawa, Ontario, Canada.
- Elson, J.A., 1969a. Radiocarbon dates, *Mya arenaria* phase of the Champlain Sea. *Canadian Journal of Earth Sciences*, 6(3), 367-372.
- Elson, J.A., 1969b. Late Quaternary marine submergence of Québec. *Revue de géographie de Montréal*, 23, 247-258.
- Franzi, D.A., Barclay, D.J., Kranitz, R., Gilson, K., 2015. Quaternary deglaciation of the Champlain Valley with specific examples from the Ausable River valley. In: D.A. Franzi (Ed.), *Geology of the Northeastern Adirondack Mountains and Champlain–St. Lawrence Lowlands of New York*. New York State Geological Association, New York, pp. 162-190.
- Fulton, R.J., Richard, S.H., 1987. Chronology of Late Quaternary Events in the Ottawa Region. In: R.J. Fulton (Ed.), *Geological Survey of Canada, Paper 86-23*, Ottawa, ON, pp. 24-30.
- Fulton, R.J., 1989. *Quaternary Geology of Canada and Greenland*. Geological Society of America, *Geology of North America Series K-1*. Geological Society of America, 839 p.
- Goldthwait, J.W., 1911. Raised beaches of southern Quebec, Summary Report 1910. Geological Survey of Canada, Ottawa, ON, pp. 220-233.

- Henderson, E.P., 1970a. Comment on date GSC-1013. In: J.A. Lowdon, W.J. Blake (Eds.), Geological Survey of Canada Radiocarbon Dates IX. Geological Survey of Canada, Paper 70-2B, Ottawa, ON, pp. 60-61.
- Henderson, E.P., 1970b. Surficial geology of Brockville and Mallorytown map-areas, Ontario. Map 6-1970, Geological Survey of Canada, Paper 70-18, Ottawa, ON.
- Henderson, E.P., 1973. Surficial geology of Kingston (31C N1/2) map-area, Ontario. Map 7-1972, Geological Survey of Canada, Paper 72-48, Ottawa, ON.
- Hillaire-Marcel, C., Occhietti, S., 1980. Chronology, paleogeography and paleoclimatic significance of late and post-glacial events in eastern Canada. *Zeitschrift für Geomorphologie Stuttgart*, 24(4), 373-392.
- Höfle, B., Griesbaum, L., Forbriger, M., 2013. GIS-Based Detection of Gullies in Terrestrial LiDAR Data of the Cerro Llamoca Peatland (Peru). *Remote Sensing*, 5(11), 5851-5870.
- Johnston, W.A., 1916. Late Pleistocene oscillations of sea-level in the Ottawa Valley. Geological Survey of Canada, Museum Bulletin no. 24, Ottawa, ON, 17 p.
- Johnston, W.A., 1917. Pleistocene and recent deposits in the vicinity of Ottawa, with a description of the soils, Memoir 101. Geological Survey of Canada ; no. 84, Ottawa, ON, 69 p.
- Karup, D., Moldrup, P., Paradelo, M., Katuwal, S., Norgaard, T., Greve, M.H., de Jonge, L.W., 2016. Water and solute transport in agricultural soils predicted by volumetric clay and silt contents. *J Contam Hydrol*, 192, 194-202.
- Lambeck, K., Rouby, H., Purcell, A., Sun, Y., Sambridge, M., 2014. Sea level and global ice volumes from the Last Glacial Maximum to the Holocene. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 111(43), 15296-15303.
- Lamothe, M., 1985. Lithostratigraphy and geochronology of the Quaternary deposits of the Pierreville and St-Pierre Les Becquets areas, Quebec. Ph.D. thesis, University of Western Ontario, London, Ontario, 227 pp.
- LaSalle, P., Martineau, G., Chauvin, L., 1977. Morphologie, stratigraphie et déglaciation dans la région de Beauce - Monts Notre-Dame - Parc des Laurentides. Ministère des Richesses naturelles, Division du Quaternaire, Québec, DPV-515, 22 p.
- Lavoie, R., Joerin, F., Vansnick, J.C., Rodriguez, M.J., 2015. Integrating groundwater into land planning: a risk assessment methodology. *J Environ Manage*, 154, 358-371.
- Lewis, C.F.M., Todd, B.J., 2018. The Early Lake Ontario barrier beach: evidence for sea level about 12.8-12.5 cal. ka BP beneath western Lake Ontario in eastern North America. *Boreas*, 48(1), 195-214.
- Lowdon, J.A., Blake, W.J., 1970. Geological Survey of Canada radiocarbon dates IX. *Radiocarbon*, 12(1), 46-86.
- Lowdon, J.A., Blake, W.J., 1973. Geological Survey of Canada radiocarbon dates XIII. Geological Survey of Canada, Paper 73-7, 61 p.

- Lowdon, J.A., Blake, W.J., Fix, R., 1975. Geological Survey of Canada radiocarbon dates XV. Geological Survey of Canada, Paper 75-7, 37 p.
- Lowdon, J.A., Blake, W.J., 1976. Geological Survey of Canada radiocarbon dates XVI. Geological Survey of Canada, Paper 76-7, 21 p.
- Lowdon, J.A., Blake, W.J., 1979. Geological Survey of Canada radiocarbon dates XIX. Geological Survey of Canada, Paper 79-7, 57 p.
- MacClintock, P., Stewart, D.P., 1965. Pleistocene geology of the St. Lawrence Lowland. New York State Museum Bulletin 394. University of the State of New York, New York, 152 p.
- MacPherson, J.B., 1967. Raised Shorelines and Drainage Evolution in the Montréal Lowland. *Cahiers de géographie du Québec*, 11(23), 343-360.
- MFFP, 2018. Données Québec. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Québec.
- Missimer, T.M., 1973. Growth Rates of Beach Ridges on Sanibel Island, Florida. *Gulf Coast Association of Geological Societies Transactions*, 23, 383-388.
- Mitáš, L., Mitášová, H., 1988. General Variational Approach to the Interpolation Problem. *Computers and Mathematics with Applications*, 16(12), 983-992.
- Muller, E.H., Prest, V.K., 1985. Glacial lakes in the Ontario Basin. In: P.F. Karrow, P.E. Calkin (Eds.), *Quaternary evolution of the Great Lakes*. Geological Association of Canada Special Paper 30, pp. 213-229.
- Murray-Wallace, C.V., 2007. SEA LEVEL STUDIES | Eustatic Sea-Level Changes, Glacial-Interglacial Cycles. *Encyclopedia of Quaternary Science*, 3024-3034.
- Natural Resources Canada, 2018. Canadian Digital Elevation Model (CDEM).
- Normandeau, A., Lajeunesse, P., Trottier, A.-P., Poiré, A.G., Pienitz, R., 2017. Sedimentation in isolated glaciomarine embayments during glacio-isostatically induced relative sea level fall (northern Champlain Sea basin). *Canadian Journal of Earth Sciences*, 54(10), 1049-1062.
- Occhietti, S., 1976. Dépôts et faits quaternaires du Bas Saint-Maurice, Québec (2e partie). *Commission géologique du Canada, Étude 76-1C*, pp. 217-220.
- Occhietti, S., 1980. Le Quaternaire de la région de Trois-Rivières – Shawinigan, Québec. Contribution à la paléogéographie de la vallée moyenne du Saint-Laurent et corrélations stratigraphiques. *Paléo-Québec*. Département de géographie, Université du Québec à Montréal, Montréal, 230 p.
- Occhietti, S., Parent, M., Shilts, W., Dionne, J.-C., Govare, É., Harmand, D., 2001. Late Wisconsinan glacial dynamics, deglaciation, and marine invasion in southern Québec. In: T.K. Weddle, M.J. Retelle (Eds.), *Deglacial History and Relative Sea-Level Changes, Northern New England and Adjacent Canada*. Geological Society of America Special Paper 351, Boulder, Colorado, pp. 243-270.
- Occhietti, S., Richard, P.J.H., 2003. Effet réservoir sur les âges C de la Mer de Champlain à la transition Pléistocène-Holocène : révision de la chronologie de la déglaciation au Québec méridional. *Géographie physique et Quaternaire*, 57(2-3), 115-138.

- Occhietti, S., 2007. The Saint-Narcisse morainic complex and early Younger Dryas events on the southeastern margin of the Laurentide Ice Sheet. *Géographie physique et Quaternaire*, 61(2-3), 89-117.
- Ortuño, M., Guinau, M., Calvet, J., Furdada, G., Bordonau, J., Ruiz, A., Camafort, M., 2017. Potential of airborne LiDAR data analysis to detect subtle landforms of slope failure: Portainé, Central Pyrenees. *Geomorphology*, 295, 364-382.
- Otvos, E.G., 2001. Assumed Holocene Highstands, Gulf of Mexico: Basic Issues of Sedimentary and Landform Criteria: Discussion. *Journal of Sedimentary Research*, 71(4), 645-647.
- Pair, D.L., Karrow, P.F., Clark, P.U., 1988. History of the Champlain Sea in the Central St. Lawrence Lowland, New York, and its relationship to water levels in the Lake Ontario basin. In: N.R. Gadd (Ed.), *The Late Quaternary Development of the Champlain Sea*. Geological Association of Canada, Special Paper 35, St. John's, NL, pp. 107-123.
- Pair, D.L., Rodrigues, C.G., 1993. Late Quaternary deglaciation of the southwestern St. Lawrence Lowland, New York and Ontario. *Geological Society of America Bulletin*, 105(9), 1151-1164.
- Parent, M., 1984a. La Quaternaire de la région d'Asbestos-Valcourt: aspects stratigraphiques. *Bulletin de recherche, Département de géographie de l'Université de Sherbrooke*, 2-30.
- Parent, M., 1984b. Notes on the deglaciation of southeastern Québec: discussion, Current research: Part B. Geological Survey of Canada, Paper 84-1B, pp. 395-397.
- Parent, M., 1987. Late Pleistocene Stratigraphy and Events in the Asbestos-Valcourt Region, Southeastern Quebec. Ph.D. thesis, University of Western Ontario, London, Ontario, 320 pp.
- Parent, M., Occhietti, S., 1988. Late Wisconsinan Deglaciation and Champlain Sea Invasion in the St. Lawrence Valley, Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 42(3), 215-246.
- Parrott, W.R., Stone, B.D., 1972. Strandline features and Late Pleistocene chronology of northwest Vermont in Guidebook for field trips in Vermont. In: B. Doolan, R.S. Stanley (Eds.), *Guidebook for field trips in Vermont*. New England Intercollegiate Geological Conference., pp. 359-376.
- Peltier, W.R., 2004. Global Glacial Isostasy and the Surface of the Ice-age Earth: The ICE-5G (VM2) Model and GRACE. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 32(1), 111-149.
- Peltier, W.R., Argus, D.F., Drummond, R., 2015. Space geodesy constrains ice age terminal deglaciation: The global ICE-6G_C (VM5a) model. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 120(1), 450-487.
- Prichonnet, G., 1977. La déglaciation de la vallée du Saint-Laurent et l'invasion marine contemporaine. *Géographie physique et Quaternaire*, 31(3-4), 323-345.
- Prichonnet, G., 1982. Quelques données nouvelles sur les dépôts quaternaires du Wisconsinien et de l'Holocène dans le piedmont appalachien, Granby, Québec. Commission géologique du Canada, Étude 82-1B, 225-238.
- Prichonnet, G., 1984. Dépôts quaternaires de la région de Granby, Québec (31 H/7), carte 4-1983. Commission géologique du Canada, Étude 83-30, 9 p.

- Prince, A., Franssen, J., Fortier, D., 2019. Localisations des crêtes de plages liées à l'étendue maximale de la Mer de Champlain obtenues par donnée d'élévation LiDAR à haute résolution, v. 1. Nordicana D47.
- Rayburn, J.A., 2004. Deglaciation of the Champlain valley, New York and Vermont, and its possible effects on North Atlantic climate change. Ph.D. thesis, Binghamton University, Binghamton, New York, 158 pp.
- Rayburn, J.A., K. Knuepfer, P.L., Franz, D.A., 2005. A series of large, Late Wisconsinan meltwater floods through the Champlain and Hudson Valleys, New York State, USA. *Quaternary Science Reviews*, 24(22), 2410-2419.
- Richard, S.H., 1978. Age of Champlain Sea and "Lampsilis Lake" episode in the Ottawa-St Lawrence lowlands. In: R.G. Blackadar, P.J. Griffin, H. Dumych, E.R.W. Neale (Eds.), *Current research part C. Geological Survey of Canada, Paper no. 78-1C*, Ottawa, ON, pp. 23-28.
- Rodrigues, C.G., Richard, S.H., 1983. Late Glacial and Postglacial Macrofossils from the Ottawa-St. Lawrence Lowlands, Ontario and Quebec. In: R.G. Blackadar, H. Dumych, P.J. Griffin, W.C. Morgan, N.C. Ollerenshaw, L.E. Vincent (Eds.), *Current Research, Part A. Geological Survey of Canada, Paper no. 83-1A*, Ottawa, ON, pp. 371-379.
- Samson, C., Barrette, L., LaSalle, P., Fortier, J., 1977. Quebec radiocarbon measurements I. *Radiocarbon*, 19(1), 96-100.
- Spiker, E., Kelley, L., Rubin, M., 1978. U.S. Geological Survey radiocarbon dates XIII. *Radiocarbon*, 20(1), 139-156.
- Stansfield, J., 1915. The Pleistocene and Recent deposits of the Island of Montreal. *Geological Survey of Canada, Memoir no. 73*, Ottawa, ON, 80 p.
- Tarolli, P., 2014. High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges. *Geomorphology*, 216, 295-312.
- Taylor, M., Stone, G.W., 1996. Beach-Ridges: A Review. *Journal of Coastal Research*, 12(3), 612-621.
- Tomczak, M., 1998. Spatial Interpolation and its Uncertainty Using Automated Anisotropic Inverse Distance Weighting (IDW) - Cross-Validation/Jackknife Approach. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, 2(2), 18-30.
- United States Geological Survey (USGS), 2017. The National Map. 3D Elevation Program (3DEP), U.S. Geological Survey, United States of America.
- Wagner, W.P., 1972. Ice margin and water levels in northwest Vermont. In: B. Doolan, R.S. Stanley (Eds.), *Guidebook for field trips in Vermont. New England Intercollegiate Geological Conference, 64th annual meeting*, pp. 319-342.
- Whitley, M., Frost, G., Jorgenson, M., Macander, M., Maio, C., Winder, S., 2018. Assessment of LiDAR and Spectral Techniques for High-Resolution Mapping of Sporadic Permafrost on the Yukon-Kuskokwim Delta, Alaska. *Remote Sensing*, 10(2), 258.

Yang, Z., Teller, J.T., 2012. Using LiDAR Digital Elevation Model data to map Lake Agassiz beaches, measure their isostatically-induced gradients, and estimate their ages. *Quaternary International*, 260, 32-42.

CHAPITRE 3

CARTOGRAPHIE DU MATÉRIEL PARENTAL DES SOLS SUR LE BOUCLIER CANADIEN

Cartographie à haute résolution et à grande échelle du matériel parental des sols par l'analyse d'image orientée-objet (AIOO) de données d'élévation LiDAR

High-resolution broad-scale mapping of soil parent material using object-based image analysis (OBIA) of LiDAR elevation data

Antoine Prince^a, antoine.prince@umontreal.ca

Jan Franssen^a, jan.franssen@umontreal.ca

Jean-François Lapierre^b, jean-francois.lapierre.1@umontreal.ca

Roxane Maranger^b, r.maranger@umontreal.ca

^a *Département de Géographie, Université de Montréal, 520 Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, Montréal, Québec, Canada, H2V 2B8*

^b *Département de Sciences Biologiques, Université de Montréal, Pavillon Marie-Victorin, Montréal, Québec, Canada, H3C 3J7*

Accord des coauteurs

Cet article a été écrit conjointement par Antoine Prince, premier auteur, Jan Franssen *Ph.D.*, second auteur, Jean-François Lapierre, *Ph.D.*, troisième auteur, et Roxane Maranger, *Ph.D.*, quatrième autrice. Antoine Prince a été responsable de la recherche littéraire, de l'acquisition des données, des analyses, de la production du modèle ainsi que de la rédaction. Jan Franssen, Jean-François Lapierre et Roxane Maranger ont aidé à la mise en contexte des résultats, à la correction ainsi qu'à l'organisation générale de l'article.

À titre de coauteur, j'autorise Antoine Prince à publier l'article *High-resolution broad-scale mapping of soil parent material using object-based image analysis (OBIA) of LiDAR elevation data* dans son mémoire de maîtrise en vue de l'obtention du grade de Maîtrise ès sciences (M.Sc.) en géographie physique.



Jan Franssen, *Ph.D.*

Coauteur



Jean-François Lapierre, *Ph.D.*

Coauteur



Roxane Maranger, *Ph.D.*

Coautrice

Prince, A., Franssen, J., Lapierre, J.-F., Maranger, R., 2020. High-resolution broad-scale mapping of soil parent material using object-based image analysis (OBIA) of LiDAR elevation data. *Catena Journal*, article accepté pour publication.

Résumé

Notre compréhension d'une majorité de processus géomorphologiques et hydrologiques dépend en partie d'une cartographie précise des propriétés du sous-sol, en particulier celles du matériel parental des sols (MPS) – le stade initial des sols à partir duquel s'amorce la pédogénèse. Puisque la variabilité spatiale des dépôts de surface et du MPS est hautement corrélée aux formes terrestres, les modèles numériques d'altitude (MNA) et les images aériennes/satellites ont été utilisés avec succès pour la cartographie lithologique. Cependant, la plupart des études ayant utilisé ces approches l'ont fait par l'utilisation de MNA à des résolutions grossières ou, lorsqu'elles travaillaient avec des images optiques, n'ont pu appliquer ces techniques qu'à des régions dénuées de forêts, là où la surface terrestre n'est pas obstruée. Ainsi, des attributs topographiques dérivés de données LiDAR apparaissent optimaux pour la cartographie à haute résolution des propriétés du sous-sol des environnements hétérogènes où la surface terrestre est couverte par la canopée. De plus, un compromis a toujours existé entre produire des cartes/modèles à haute résolution ou à de larges échelles spatiales. Afin de résoudre ce compromis de longue date, nous proposons une approche d'analyse d'image orientée-objet (AIOO) – le processus de groupement des pixels en objets homogènes – appariée avec un algorithme de classification par arbre décisionnel (AD) pour la cartographie du MPS à une résolution de 1 m et à une échelle régionale (i.e., >100 km²). Nous comparons des données acquises sur le terrain à des attributs topographiques du paysage par l'algorithme d'AD. La combinaison d'une AIOO d'attributs topographiques dérivés de données LiDAR avec la méthode d'AD s'est avérée être une approche efficace pour la cartographie du MPS à haute résolution et à grande échelle. Cette approche est en mesure d'expliquer 73,5% de la variance de trois classes de MPS (i.e., roche-mère, till glaciaire, sables) en n'utilisant que quatre attributs topographiques communément utilisés (i.e., pente, indice d'humidité topographique, indice de rugosité du terrain, indice de positionnement topographique multirésolution). En comparant notre approche à d'autres méthodes de classification et à d'autres études portant sur la cartographie du MPS, nous obtenons la précision la plus élevée avec une valeur de 85%. Cette approche nous a permis de cartographier le MPS à haute résolution sur 185 km² dans un environnement hétérogène postglaciaire.

Mots clés: Matériel parental des sols, analyse d'image orientée-objet, LiDAR, cartographie numérique, arbre décisionnel, analyse de terrain

Abstract

Understanding most geomorphic and hydrologic processes depends on precise mapping of subsurface properties, especially soil parent material (SPM) – the initial state of soils from which the pedogenesis is triggered. Because spatial variability of surficial deposits and SPM is highly correlated to the form and aspect of the earth’s surface, digital elevation models (DEMs) and aerial/satellite imagery have been used successfully for lithological mapping. However, most of the studies that have used such approaches did so using coarse-resolution DEMs or, when working with optical imagery, could only apply such techniques in unforested areas where the surface of the earth is unobstructed. Therefore, LiDAR-derived topographic attributes appear optimal for the fine-resolution mapping of subsurface properties in more heterogeneous landscapes where the surface of the earth is cloaked by vegetation cover. Furthermore, a compromise always existed between producing maps/models at fine resolution or at broad spatial scales. To resolve this long-standing compromise, we present an approach that uses object-based image analysis (OBIA) – the process of clustering pixels into homogeneous objects – paired with a classification tree (CT) algorithm for the mapping of SPM at a 1 m resolution at a regional spatial scale (i.e., >100 km²). We compare field-acquired SPM samples with topographic attributes of the landscape through the CT algorithm. Combining OBIA of LiDAR-derived topographic attributes with the CT method proved to be an efficient and effective approach for the mapping of SPM at fine resolution and broad spatial scales. This approach was able to explain 73.5% of the variance of three SPM classes (i.e., bedrock, glacial till, sands) using only four commonly used topographic metrics (i.e., slope, topographic wetness index, terrain ruggedness index, multiresolution topographic positioning index). When comparing our approach to other commonly used image classification methods and to other studies that have mapped SPM, we obtain the highest overall mapping accuracy with a value of 85%. This approach allowed us to produce a fine-resolution 185 km² map of SPM in a heterogeneous post-glaciation Precambrian Shield setting.

Keywords: Soil parent material, object-based image analysis, LiDAR, digital mapping, classification tree, terrain analysis

3.1 INTRODUCTION

Accurately mapping the composition and characteristics of the earth's near-surface is one of the fundamental challenges in geoscience. Detailed knowledge of subsurface characteristics is vital for process-based understanding in soil science, hydrology, geomorphology, and in the interdisciplinary fields of critical zone science and ecosystem science. For example, knowledge of subsurface characteristics is necessary to assess soil aggregate stability and erosion potential (Ye *et al.*, 2019); patterns and rates of groundwater flow (Chenini *et al.*, 2015, 2019); and landslide risk (Wu *et al.*, 2016). The lithology of the shallow subsurface can range from weathered rock to one or more layers of unconsolidated sediment (e.g., alluvial, aeolian, glacial). Where soils are present, the underlying near-surface layer is referred to as soil parent material (SPM) – the initial state of the soil system and one of the five known factors of soil formation along with climate, topography, organisms, and time (Jenny, 1941) – and delineating and defining SPM is critical for understanding soil properties (Gray *et al.*, 2016) and for producing 3-D subsurface models that include texture, soil depth, rock fragments and mineralogy (Richter *et al.*, 2019). In mapping and modeling of the shallow subsurface, a compromise has always existed between producing models at either high spatial resolution and limited extent or at coarse spatial resolution and broad extent. Resolving this compromise would allow for major advances in our understanding of the physical and biological processes at work within the earth's critical zone (Banwart and Sparks, 2017).

The morphology of the earth's surface has been used to gain insight into the underlying lithologies, and researchers have used various approaches to model the spatial distribution of soils, surficial deposits and bedrock geology from land-surface topographic attributes (Drăgut & Eisank, 2012; Bertani *et al.*, 2013; Gillin *et al.*, 2015; Grebby *et al.*, 2016). Most existing studies have used topographic metrics derived from coarse-resolution (i.e., >10 m) digital elevation models (DEMs). Although coarse-resolution DEMs may prove useful for lithological mapping in some landscapes, they fail to reveal low-relief landforms (e.g., beach-ridge, fluvial plain) and their associated lithological patterns and thus are unlikely to accurately characterize the subsurface in highly heterogeneous landscapes (Bartsch *et al.*, 2016; Räsänen and Virtanen, 2019). Other studies have examined lithological mapping approaches using the relationship between lithologies and land surface optical metrics derived from aerial and/or satellite imagery (Kassouk *et al.*, 2014; Siewert, 2018). While the latest generation of optical sensors can resolve the earth's surface in fantastic

detail, vegetation cover restricts the use of optical imagery to unvegetated areas (e.g., recent volcanic deposits, high altitudes/latitudes). However, of recent developments in remote-sensing approaches for subsurface lithological mapping, perhaps none is more important than the increasing availability of high-resolution DEMs derived from light detection and ranging (LiDAR) elevation data. The high density of measurement points that offers a LiDAR sensor permits precision mapping of low-relief landforms and permits clear distinction of ground surface features from vegetation and buildings. This technological advance thus allows for the generation of broad-scale sub-meter-resolution DEMs in forested and populated areas (Tarolli, 2014). Combined with geographical information systems (GIS) and associated mapping algorithms, this new high-resolution elevation data can be used to generate a wide array of equal-resolution topographic metrics. Digital analysis of these LiDAR-derived topographic attributes is key to those seeking to accurately map the subsurface across heterogeneous landscapes.

Current digital mapping approaches are based on image classification techniques. Two distinct approaches for image classification are: (i) pixel-based image analysis (PBIA) and (ii) object-based image analysis (OBIA). To date, most lithological mapping has been undertaken using the PBIA approach (Grebby *et al.*, 2016; Halim *et al.*, 2018) – a method that independently assigns a lithology to a pixel according to the pixel's characteristics (Ye *et al.*, 2018). However, OBIA has recently emerged as a better alternative for mapping spatial patterns from high-resolution geographical information such as LiDAR elevation data (Benz *et al.*, 2004; Wang *et al.*, 2004; Kelly *et al.*, 2011; Ouyang *et al.*, 2011; Myint *et al.*, 2011; Halim *et al.*, 2018). The OBIA method consists of clustering pixels into homogeneous groups (i.e., objects) prior to the classification process (Baatz and Schäpe, 2000). This approach is advantageous when working with high-resolution topographic data because it accounts for the landscape natural structure (i.e., neighborhood, proximity, homogeneity) whereas PBIA does not (Burnett and Blaschke, 2003). OBIA also eliminates what has been described as the 'salt-and-pepper' effect. This well-known effect occurs when PBIA repeatedly misclassifies individual pixels as distinct landscape elements from their nearest neighbors (Blaschke *et al.*, 2000, 2014; Blaschke, 2010). This effect is particularly common and problematic when using higher-resolution images because a single pixel holds characteristics relevant to a small area (i.e., often equal or less than 1 m²), and most objects that require mapping are larger than the size of an individual pixel (Baatz *et al.*, 2004;

Whiteside *et al.*, 2011). Thus, OBIA is emerging as the preferred approach for mapping with high-resolution LiDAR-derived topographic metrics.

With OBIA gaining in popularity over the last decade (Hossain and Chen, 2019), several studies have explored combining OBIA with LiDAR elevation data for landscape mapping (Arroyo *et al.*, 2010; Van Den Eeckhaut *et al.*, 2012; Verhagen and Drăguț, 2012; Michez *et al.*, 2013; Grebby *et al.*, 2016; Davis *et al.*, 2019). However, very few of these studies have used this approach for mapping landscape features at regional scales (i.e., larger than 100 km²) (Dupuy *et al.*, 2013; Ferraz *et al.*, 2016; Ellis and Mathews, 2019; Novero *et al.*, 2019; Yeomans *et al.*, 2019). Furthermore, to our knowledge, there has yet to be a study using OBIA of high-resolution topographic metrics for lithological mapping at a broad spatial scale. Such an approach holds the promise of producing lithological maps/models of high spatial resolution and broad extent that would provide much sought-after information on pedologic, hydrologic, and geomorphic patterns and processes across heterogeneous landscapes.

It is within this context that we aim to develop and evaluate the capacity of an OBIA approach for detailed regional-scale SPM mapping in a heterogeneous post-glaciation Precambrian Shield setting. Specifically, the objectives of our study were to (i) conduct detailed empirical SPM characterization at the regional scale through a targeted field sampling survey, (ii) assess the capacity of an OBIA approach to explain SPM spatial variability using remotely sensed high-resolution LiDAR-derived topographic metrics, (iii) compare the overall accuracy of the OBIA approach to other commonly used mapping methods to ultimately (iv) produce a high-resolution lithological map of SPM at the regional scale.

3.2 STUDY SITE

This research took place in a forested permafrost-free region at the southern limit of the Canadian Shield (i.e. Precambrian Shield) in the Laurentian Highlands of Southern Quebec, Canada (45°55'N, 74°01'W) (*Fig. 13A*). The bedrock beneath this hilly terrain consists predominantly of igneous granitic and metamorphic gneissic rocks. The geomorphology of the region is primarily the result of the most recent glaciation (Wisconsinan glaciation; 86 – 9 ky BP; Lamothe, 1989). Here, the advance and retreat of the Laurentide Ice Sheet left a near-continuous layer of glacial till that is overlain in some areas by sedimentary deposits of post-glacial origin (Clément *et al.*, 1983).

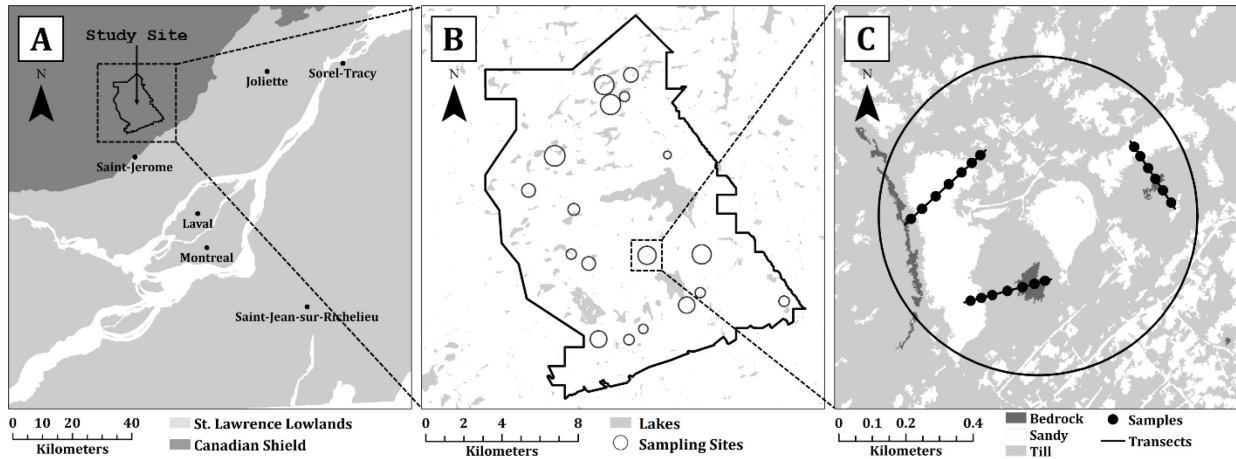


Figure 13. (A) Map of the study site located about 50 km north of Montreal at the southern limit of the Canadian Shield. (B) Map of the 185 km² LiDAR-covered study site showing the sampling sites selected to spatially cover the natural variability of the region. (C) Example of a sampling site containing three transects covering the variability of the soil parent material estimated from the preliminary classification.

As such, there is a very high degree of spatial variability in SPM across this hilly terrain where elevations range from 130 m above sea level (a.s.l.) in the south to 448 m a.s.l. in the north.

The study area contains more than 230 lakes, numerous wetlands, and watersheds that are dominated by headwater streams. Soils here are shallow and predominantly podzols (Ali *et al.* 2011). Most of the area is covered by a combination of deciduous and coniferous forests. There has been increasing lake shoreline development in the area, particularly in the south, whereas the northern part of the municipality is much less densely populated. Portions of the area are considered pristine including a 16 km² parcel of land occupied by the University of Montreal field station (i.e., Station de biologie des Laurentides). LiDAR data was available for the 185 km² study area (Fig. 13B) via a partnership with the local Municipality of St. Hippolyte.

3.3 METHODS

The proposed object-based image analysis (OBIA) approach for broad-scale mapping of soil parent material (SPM) includes five main steps: (i) topographic and optical digital data acquisition; (ii) field survey to identify and locate the various SPMs; (iii) sieving and grain-size analysis of sampled materials for validation of field observations; (iv) segmentation of the study area into homogeneous objects using a combination of high-resolution topographic and optical terrain features; and (v) classification and validation of the SPM classes for each of the segmented objects.

3.3.1 Digital data acquisition

3.3.1.1 Remote sensing data

The OBIA lithological mapping approach proposed here relies on topographic metrics derived from high-resolution LiDAR elevation data points, and landscape optical attributes obtained from aerial photos. LiDAR elevation points were delivered as ASCII files containing unclassified x-y-z coordinates and were afterward classified either as (i) bare-ground points, (ii) vegetation points, or (iii) building points using the LASTools software package (Hug *et al.*, 2004). A 185 km² 1 m resolution DEM was then created by interpolating more than 320,000,000 bare-ground elevation points (i.e. ± 2 pts/m²) using the inverse distance weighting (IDW) method. Although universal kriging (UK) is generally considered a better method for topographic interpolations, as it considers spatial autocorrelation, we elected to use the IDW method because of limited computational resources. It has been shown that the accuracies of these two methods are often similar, especially when working with a high density of data points (Vepakomma *et al.*, 2008; Setianto and Triandini, 2013). Studies comparing kriging and IDW interpolation methods for LiDAR-derived DEM generation found that the IDW approach had a greater root-mean-square error of 0.05 m (Vepakomma *et al.*, 2008) and 0.002 m (Anderson *et al.*, 2005) on average. Additionally, as canopy height has previously been used to differentiate soil characteristics (Bertani *et al.* 2013) we also applied the method described above to generate a 1 m resolution digital canopy height model (CHM) of the study area.

Optical images (i.e., visible red, green, and blue wavebands) were acquired via an aerial survey of the study area in May of 2014 (MRNF, 2014). Early spring photos make it easier to discern patches of coniferous, mixed, and deciduous forest that grow in this area. Because vegetation type is in part influenced by soil properties (Ding *et al.*, 2018), information on forest-type may also prove useful for SPM mapping. The optical images were assembled into a mosaic using the OrthoEngine tool in the PCI Geomatica 2017 software and a bilinear resampling technique was used to match the resolution of the optical mosaic (i.e., 0.2 m resolution) to that of the DEM described above (i.e., 1 m resolution).

3.3.1.2 Topographic metrics

Primary topographic metrics are geomorphological attributes used to describe the shape of the earth's surface (Moore *et al.* 1991). These metrics were generated from the LiDAR-derived DEM using the SAGA GIS 2.3.1 software (Conrad *et al.* 2015). Rasters of slope (β), aspect (ψ), general curvature (χ), and profile curvature (ϕ) were created according to the 9-parameter quadratic polynomial function developed by Zevenbergen and Thorne (1987). A raster of terrain ruggedness index (TRI; an objective measure of the terrain heterogeneity) was also generated using the function developed by Riley *et al.* (1999).

Secondary topographic metrics are derived from one or more primary metrics and are related to positioning variables or to hydrologic or geomorphic processes (Moore *et al.* 1991). The multiscale topographic position index (MTPI; Lindsay *et al.*, 2015) is a secondary metric indicating the deviation of any cell from the mean elevation of the surrounding cells included in the appropriate scale window. For every cell, the deviation is calculated for the mean elevation value of every window size (i.e., 10 m² to 20,000 m² in our case) and the most significant (i.e., maximum) deviation is retained. This has the advantage of summarizing the topographic position of every raster cell at a key spatial scale. The MTPI raster was created using the “Maximum Elevation Deviation” function integrated into the Whitebox Geospatial Analysis Tools 3.4 software package (Lindsay, 2016). We further calculated the upslope accumulated area (UAA; i.e., catchment area at every point) and the topographic wetness index (TWI; i.e., the theoretical soil moisture distribution as a function of UAA and slope gradient; Beven and Kirkby, 1979) for every raster cell. These two latter metrics were generated using tools implemented in the SAGA GIS 2.3.1 software package (Conrad *et al.* 2015). *Table 2* summarizes the topographic metrics (i.e., primary and secondary) and landscape attributes calculated for this study.

3.3.2 Field survey

We conducted field surveys in the summer of 2017 to accurately assess SPM for comparison with remotely developed metrics. We chose a total of 18 survey areas (*Fig. 13B*), each containing two to four distinct transects that varied in length from 150 m to 400 m; for a total survey length of approximately 10 km. Depending on the site conditions (e.g., vegetation density, soil moisture) sampling points were spaced at intervals of approximately 30 m along the transects. We identified

Table 2. Summary of the 11 topographic and landscape attributes used in this study.

Input features	Dataset(s)	Symbol	Unit	Formula	Formula reference	Definition
Optic bands						
Red band	ALL, SEG	-	-	<i>From aerial photos</i>	-	Intensity of the red visible light (i.e., 625-740 nm) on a scale from 0 to 255.
Ecologic features						
Canopy Height	ALL	CHM	m	<i>From CHM</i>	-	Elevation of the canopy above the ground elevation.
Primary topographic attributes						
Elevation	ALL, SEG	DEM	m	<i>From DEM</i>	-	Elevation of the land surface above the mean sea level.
Slope*	ALL, SEG, TREE	β	$^{\circ}$	$\beta = \arctan\sqrt{G^2 + H^2}$	Moore <i>et al.</i> (1991)	The angle between the tangent and the horizontal planes in the aspect (ψ) direction at any point of the land surface.
Aspect*	ALL	ψ	$^{\circ}$	$\psi = 180 - \arctan\left(\frac{H}{G}\right) + 90\left(\frac{G}{ G }\right)$	Moore <i>et al.</i> (1991)	The direction of the maximum rate of change in the elevation calculated for every point of the map. The value is expressed as degrees clockwise from the north.
Plan curvature*	ALL, SEG	ω	-	$\omega = 2 \frac{DH^2 + EH^2 + FGH}{G^2 + H^2}$	Moore <i>et al.</i> (1991)	Measure of the change of the potential gradient based on the curvature of the surface in the direction of a topographic contour line. It accounts for water flow and soil water content.
Profil curvature*	ALL, SEG	ϕ	-	$\chi = -2 \frac{DG^2 + EH^2 + FGH}{G^2 + H^2}$	Moore <i>et al.</i> (1991)	Measure of the change of the potential gradient based on the curvature of the surface in the direction of the steepest slope. It accounts for water flow and erosion processes.
Terrain ruggedness index	ALL, SEG, TREE	TRI	-	$TRI = Y \left[\sum (X_{IJ} - X_{00})^2 \right]^{1/2}$	Riley <i>et al.</i> (1999)	Measure of the terrain topographic heterogeneity, where x_{ij} is the elevation difference of each neighbor cell to cell (0,0) in a moving window.
Secondary topographic attributes						
Upslope accumulating area	ALL	A	m^2	$A = \sum_{i=1}^n a_i$	-	Area of the drainage catchment calculated for any point of the map. It is a measure of topographic accumulation of water. Where a_i is the area of any cell and n is the number of cells inside the catchment area.
Topographic wetness index	ALL, TREE	TWI	-	$TWI = \ln\left(\frac{A_S}{\tan\beta}\right)$	Beven and Kirkby (1979)	Upslope accumulated area put in relation with the slope gradient.
Multiscale topographic position index	ALL, TREE	MTPI	-	$MTPI(D) = \frac{z_0 - \bar{z}_D}{s_D}$	Lindsay <i>et al.</i> (2015)	Unitless normalized measure of topographic position calculated with the difference in elevation between a central cell and its neighborhood at the most significant scale for each cell.

* Equation corresponds to the 9-parameters quadratic polynomial function developed by Zevenbergen and Thorne (1987).

SPM in the field through digging and coring, and we assigned each sample to one of three classes: (i) bedrock, (ii) glacial till, or (iii) sands. We performed a preliminary landscape classification prior to field sampling to ensure that survey areas and transects covered a representative range of hillslope to valley toposequences found within the study area (*Fig. 13C*). This classification followed simple hypothetical rules where (i) bedrock was expected to be found on high elevation ridges and steep cliffs, (ii) sands on low elevation flats, and (iii) glacial till along points in between.

This campaign resulted in 243 SPM sample points with each geolocated using a global positioning system (GPS) with 3 m precision. Of these samples, 39 were classed as bedrock, 106 as sands, and 98 as glacial till. A total of 52 samples were retained for detailed grain-size analysis for validation/confirmation of field identification.

3.3.3 Grain-size analysis

SPM samples were analyzed using standard methods for grain-size analysis and were mechanically separated by passing sediments through a stack of sieves via 20 minutes of continuous lateral and vertical motion using a sieve shaker. We used sieves with the following apertures: 32 mm, 16 mm, 8 mm, 4 mm, 2 mm, 1.71 mm, 1.18 mm, 0.5 mm, 0.355 mm, 0.250 mm. The sediment mass retained in each sieve was measured to establish the proportion of the sample belonging to each grain-size class. The portion of the sample passing through the finest sieve (i.e., 0.250 mm) was retained for particle-size analysis using the hydrometer method. Grain-size analysis was made following the standard methods detailed in the American Society for Testing and Materials D422-63 ([ASTM, 2007](#)).

3.3.4 Lithological mapping using OBIA

Lithological mapping using the OBIA method is a three-step approach including (i) input feature selection, (ii) object segmentation, and (iii) SPM classification ([Grebby et al. 2016](#)). These steps are summarized below.

3.3.4.1 Input feature selection

We aimed to segment the landscape according to topographical units, and as such only primary topographic metrics (with the exception of aspect) that directly represent the form of the earth's surface were used for this initial step. As vegetation characteristics are strongly correlated with

soil properties/SPM (Ding *et al.*, 2018), we included in the segmentation process a single red spectral band to discriminate deciduous, mixed, and coniferous vegetation areas from aerial images taken in the early spring (i.e., when deciduous dominant and coniferous dominant areas are clearly distinguished). This segmentation dataset is referred to as *Dataset SEG* (Tab. 2).

3.3.4.2 Object segmentation

A crucial step in any OBIA mapping approach is the segmentation of the landscape into relatively homogeneous objects using multiple input features (Blashke *et al.*, 2014). Object extraction was completed using the multi-resolution algorithm integrated into version 9.5 of the eCognition Developer 64 software (Trimble, Munich, Germany). This segmentation algorithm uses a bottom-up region merging technique (Baatz and Schäpe, 2000) whereby the segmentation process begins with each pixel of the dataset identified as a discrete object. With each iteration of the segmentation process, the algorithm either merges an object with its neighbor(s) or delineates the object from its neighbor(s) based on the local homogeneity of the values obtained from each of the input rasters. The objective of the segmentation algorithm is to partition the landscape into a mosaic of discrete objects whereby the internal heterogeneity of the objects and the homogeneity between them are minimized following a set of parameters that are detailed below (Grebby *et al.* 2016).

The objects resulting from the segmentation algorithm vary according to three dimensionless parameters (i.e., one scale value and two weighting factors; Baatz and Schäpe, 2000). The scale value determines the size of the objects created by establishing a homogeneity threshold over which the merging of objects will not occur. A high scale value tends to allow more objects to merge and thus creates fewer but larger objects, as opposed to a low scale value that will create smaller but more numerous objects. The value of this parameter is important in creating objects that represent the natural variability of landscape features that are being mapped without either over-segmenting (Fig. 14B) or under-segmenting the images (Fig. 14D). The first weighting factor (i.e., color) controls how much heterogeneity a single object can tolerate regarding the values on each of the input images that are within its borders. The higher the value of this weighting factor, the more heterogeneous an object can be. The second weighting factor (i.e., shape) controls the ratio between the length of an object's perimeter and its area. The higher this value the more compact the objects (i.e., lower perimeter/area ratio). The optimal combination of these three parameters (i.e., scale, color, shape) was determined for our study site through a heuristic trial-

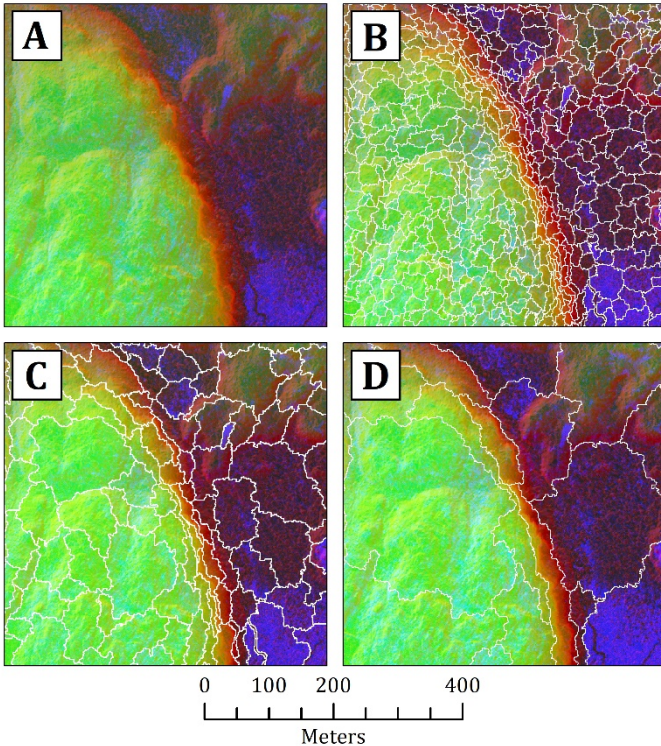


Figure 14. A subset of the segmentation results showing the effect of the scale value in the creation of objects for values of 25 (B), 50 (C) and 150 (D). The background image (A) is a composite RGB false-color raster showing the intensity of three attributes (i.e., slope as the red band, MTPI as the green band, red optic band as the blue band). The white lines represent the borders of the objects created using the multi-resolution segmentation algorithm. Figures B and D show the effect of over-segmentation and under-segmentation respectively.

and-error method where various weighting factors were tested iteratively for different fixed scale values. Selection of the best combination was made following the ability of the algorithm to accurately delineate the extent of topographical units determined from field-based observations and DEM-derived hillshade models (Triepke *et al.*, 2008).

3.3.4.3 Lithologies classification

Each object delineated from the segmentation described above was classified according to one of the three SPM classes (i.e., bedrock, glacial till, sands) using a classification tree (CT), or decision tree, algorithm (Breiman *et al.*, 1984). CT is a powerful statistical approach for exploring the relationship between a single nominal response variable and multiple explanatory variables (De'Ath and Fabricus, 2000; Venables and Ripley, 2002). The CT algorithm conducts a stepwise hierarchical partitioning of the dataset into multiple subclasses (i.e., tree leaves) according to threshold values of explanatory variables. This means that the original dataset is repeatedly split into groups that are as homogeneous as possible until user-defined stopping factors are reached. In our case, terrain attributes were used as explanatory variables to predict the class of SPM. For each object with a known SPM class (i.e., objects that have been sampled in the field) we used the mean value of every input feature (i.e., *Dataset ALL*; Tab. 2) as explanatory variables in the CT

algorithm. The CT algorithm then determines the most significant topographic and/or landscape threshold(s) explaining the occurrence of each SPM class. The CT results were validated using a tenfold cross-validation procedure, and we used the one standard deviation “pruning” rule (1-SE) to determine the optimal tree size (i.e., number of splits/nodes in the tree). The (1-SE) rule consists of selecting the first tree size with a mean cross-validation error (x-error) that falls below the value given by the sum of the mean cross-validation error and the standard deviation of the cross-validation errors (x-error + std-error) of the largest tree (Breiman *et al.*, 1984). We completed the CT analysis using the ‘rpart’ (Therneau *et al.*, 2019) package for the statistical software program R (R Core Team, 2017; version 3.4.3).

3.3.5 Lithological mapping methods comparison

To evaluate the overall accuracy of our mapping approach using OBIA we compared three different mapping methods (i.e., unsupervised classification, supervised classification, CT algorithm) at two different spatial scales (i.e., pixel-based, object-based). For unsupervised and supervised classifications, three different raster datasets were used as input features. *Dataset ALL* comprises every raster generated in this study, *Dataset SEG* comprises the features used in the segmentation process, and *Dataset TREE* comprises the four topographic features identified as the most significant by the CT algorithm (Tab. 2). The use of the latter dataset serves to combine the other classification methods with the results obtained from CT analysis.

Unsupervised classification methods, or cluster analysis, are partitioning processes that divide images into homogeneous clusters distinct from their neighbors (Lu and Weng, 2007; Pacella, 2018). For pixel-based image analysis (PBIA), unsupervised classification was performed using the Iso Cluster tools integrated in the ArcGIS 10.4.1 software, an Iterative Self-Organizing Data Analysis (ISODATA) algorithm. For OBIA, classification of the objects generated through the multi-resolution segmentation process (Sect. 3.3.4.2) was completed using a k-means algorithm. These two classification methods (i.e., Iso Cluster and k-means) require that the user defines the number of clusters generated. Both PBIA and OBIA unsupervised classifications were applied to all three datasets with a trial for 10, 20, and 30 clusters. SPM classes were attributed to clusters based on the corresponding field samples falling into each.

Supervised classification methods are based on training samples that are used to discriminate each class according to the values of the input features (Barandela and Juarez, 2002). For PBIA, supervised classification was made using a Maximum Likelihood classifier. This classification method is based on probability theory and assumes that the training dataset has values in every input feature that follows a Gaussian distribution (Shivakumar and Rajashekararadhya, 2018). For OBIA, supervised classification was made using the Nearest Neighbor rule for non-parametric distributions. Total accuracies of these two classification methods (i.e., Maximum Likelihood and Nearest Neighbor) were obtained by averaging the output of tenfold cross-validation where 90% of the dataset was used as training samples at every iteration.

In total, in addition to the lithological mapping method described in *Sect. 3.3.4*, 25 models based on the different mapping approaches, classification methods and datasets were assessed, and their overall accuracies obtained. The accuracy of the classification of each SPM class was normalized for every method with the aim of not only determining the method with the best overall accuracy but also one that achieves a balanced performance across each of the three SPM classes used in this study.

3.4 RESULTS

3.4.1 Object segmentation

Our knowledge-based heuristic evaluation of the OBIA segmentation process found a scale factor of 50, a color factor of 0.2, and a shape factor 1.0 to be the optimal combination to most accurately represent the topographical units across our study site. With this combination of factors, our 185 km² study area was segmented into approximately 35,000 individual objects (i.e., single topographical units) to which a soil parent material (SPM) class could be attributed.

3.4.2 Grain-size analysis

Grain-size analysis of the sampled SPM (*Fig. 15*) revealed that, in addition to bedrock that cannot be sieved, the study area is composed of three types of unconsolidated materials: (i) glacial till, (ii) well-sorted sands and (iii) muddy sands. The glacial till found at our study site has a mean D_{50} of 0.14 mm and a mean D_{90}/D_{10} ratio of 244.9, indicating that this sediment type is highly unsorted and is composed of very fine- to very coarse-grained sediments. The well-sorted sands have a

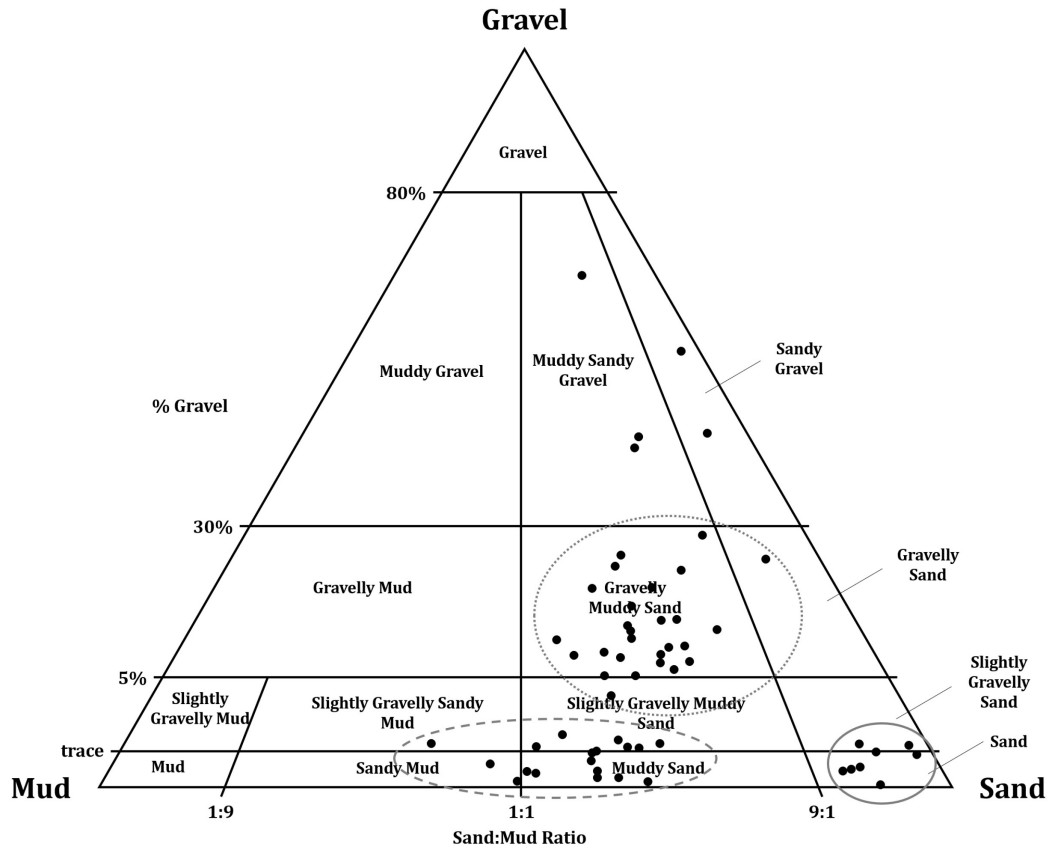


Figure 15. Triangular diagram showing the grain-size variability from the 52 sieved samples. Three clusters of unconsolidated material were found at the study site: glacial tills (dotted circle), well-sorted sands (hard-lined circle) and muddy sands (dashed circle). The rest of the samples non included in any of these clusters are outliers.

mean D_{50} of 0.15 mm (i.e., fine sand) and a low mean D_{90}/D_{10} ratio of 3.8 (i.e., very well-sorted). Muddy sands have the smallest mean D_{50} (i.e., 0.07 mm) and a mean D_{90}/D_{10} ratio of 39.2 and are composed of a mixture of silts and sands (with traces of clay in some samples).

Because SPM identification in the field was made according to three classes (i.e., bedrock, glacial till, sands), we combined muddy sands and well-sorted sands into a single class, hereby named sands. Using these combined SPM classes, we estimate that our field identification of SPM had an accuracy of 83%. Fieldwork combined with grain-size analysis allowed us to identify SPM in 173 of the ~35,000 objects generated by the segmentation process. These objects for which the lithology is known are used for the subsequent classification process.

3.4.3 Classification tree (CT) model

Of the 11 landscape attributes included in the analysis (Tab. 2), the CT model explained 73.5% of the variance of the three SPM classes using only four common topographic metrics (i.e., slope,

TWI, MTPI, TRI; *Tab. 2; Fig. 16*) and with an absolute error of 15.4%. From the four splits in the CT model: (i) bedrock was found on xeric elevated ridges (i.e., low TWI) and on steep rugged cliffs (i.e., high TRI); (ii) sands beneath topographic flats (i.e., low slope gradient) and at relatively low elevations (i.e., low MTPI), and (iii) glacial tills are mostly found on mid-slopes and adjacent areas. Absolute errors of bedrock, sands and glacial till classification were 21.7%, 11.8%, and 16.2% respectively, indicating that the model performed better at classifying sands than bedrock and glacial till.

Cross-validation of each tree size indicated that the largest tree (i.e., 4 splits tree) had a mean error of 0.40 and a standard deviation error of 0.058. The one standard deviation rule (1-SE) indicated that the optimal tree size should have a mean error smaller than 0.458 (i.e., $0.40 + 0.058$). Thus, in this case, the largest tree (i.e., 4 splits, 5 nodes) was also the optimally sized tree (i.e., eliminating the need for “pruning”).

3.4.4 OBIA + CT outperforms other methods

Of the 26 tested classification methods, we found that the combination of object-based image analysis (OBIA) and CT was the best method for SPM classification with an overall accuracy of

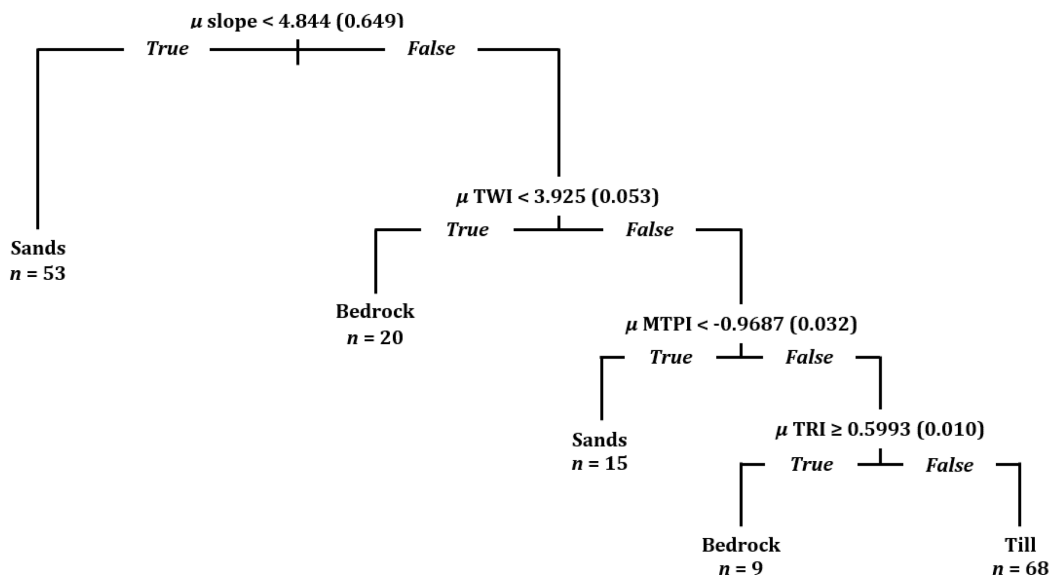


Figure 16. Classification tree model explaining 73.5% of the variance of three soil parent material classes (i.e., glacial tills, sands, bedrock) using the mean values of four common topographic attributes (i.e., slope, TWI, MTPI, TRI). The numbers in parenthesis represent the variance explained by each split of the tree and the n-values represent the number of samples classified by each tree leaves (n total = 165).

85% ± 6.2% and a p-value < 0.001 (Fig. 17). In addition, the OBIA + CT model obtained a Cohen’s kappa coefficient of 0.76, indicating that the model’s high overall accuracy is, with excellent agreement, not associated with chance (Banerjee et al., 1999). The overall accuracy of each of the 26 classification methods stands above 50% with an average accuracy of 67%. For unsupervised classification, OBIA outperforms pixel-based image analysis (PBI) for 7 of the 9 methods that were tested; with the two exceptions having either an accuracy equal to the one of OBIA (i.e., 10 classes PBI classification using Dataset TREE) or only a slight (i.e., 1%) advantage in overall accuracy (i.e., 10 classes PBI classification using Dataset SEG). For the unsupervised

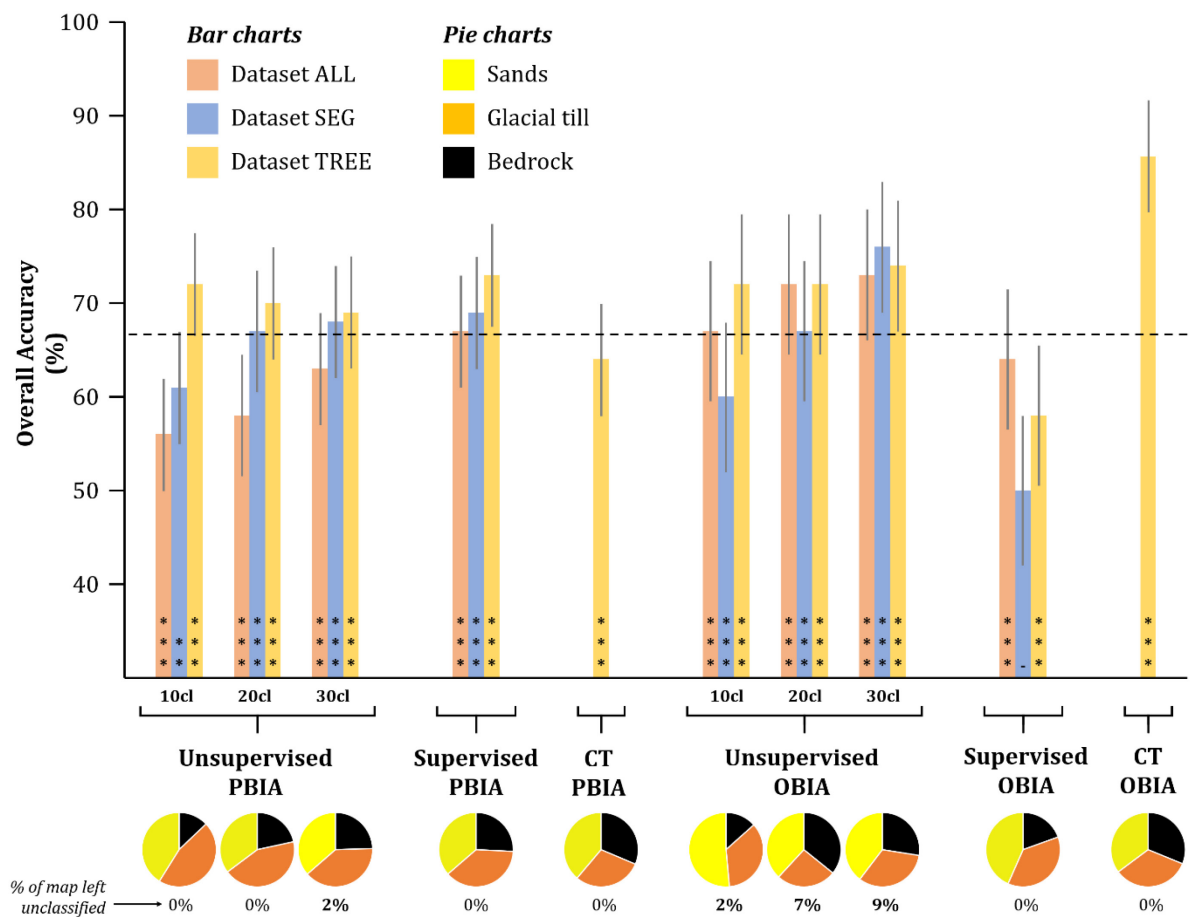


Figure 17. Summary of the comparison between various classification methods using two different approaches (i.e., pixel-based and object-based) for three different datasets (see Tab. 1). The graph shows the overall accuracies of every tested method with their confidence intervals (grey lines) and their p-values (*** for p-values < 0.001; ** for p-values < 0.01; * for p-values < 0.05; - for p-values > 0.05). The dashed line represents the average accuracy of every tested method (i.e., 67%). The pie charts show the normalized accurately classified soil parent materials for each method and indicate the performance of the classification with regard to each class. The percentages at the bottom indicate the proportion of the map that was left unclassified by the classification method used.

classification methods, OBIA had on average a 5% better overall accuracy relative to PBIA. Although supervised classification with PBIA resulted in more accurate models for all three of the equivalent datasets used in the unsupervised classification (i.e., average of 5% increase in overall accuracy), the opposite was observed for OBIA where all three supervised models' accuracies were far below their unsupervised counterparts (i.e., average of 13% decrease in overall accuracy). Finally, the CT method combined with OBIA significantly outperforms the same classification method applied using PBIA (i.e., a 21% increase in overall accuracy). Comparison of every classification methods shows that, for our study area, combining CT and OBIA allows for the best overall accuracy of SPM mapping.

Normalized accurately classified SPM shown in the pie charts of *Fig. 17* indicate that most of the unsupervised and supervised models underperform in classifying bedrock area (except for the 20 classes unsupervised classifications using OBIA) and therefore, overperform in the classification of glacial till and sands. Where we would expect an ideal model to obtain 33% (i.e., 1 of 3 possible classes), normalized accurately classified bedrock areas for these models range from 13% to 35% with an average of 22%. The CT method, both for PBIA and OBIA, generates the most balanced results, not overperforming for one type of material or another. For PBIA, normalized accurately classified SPMs represent 31%, 30% and 39% for bedrock, glacial till and sands respectively, whereas, for OBIA, it is 31%, 34% and 35% in that same order.

Unsupervised classification methods result in unclassified areas of the map due to an absence of field samples in some of the generated object classes (*Fig. 17*). Considering more classes decreases the probabilities to have a field sample falling into each, hence we limited the number of classes to 30. For unsupervised classification in PBIA, models with 30 classes produced maps with an average of 2% of the study area left unclassified. For OBIA, this method left 2%, 7% and 9% of the map unclassified for the 10 classes, 20 classes, and 30 classes model respectively. Supervised classification and CT methods left no map area unclassified.

3.4.5 High-resolution SPM mapping from OBIA + CT

Given the high predictive power of the OBIA + CT approach, we used the results of this study to generate a 1 m resolution regional-scale model of SPM classes for our entire 185 km² study area (*Fig. 18*). The mapped area includes 19 km² of bedrock, 97 km² of glacial till and 52 km² of sands.

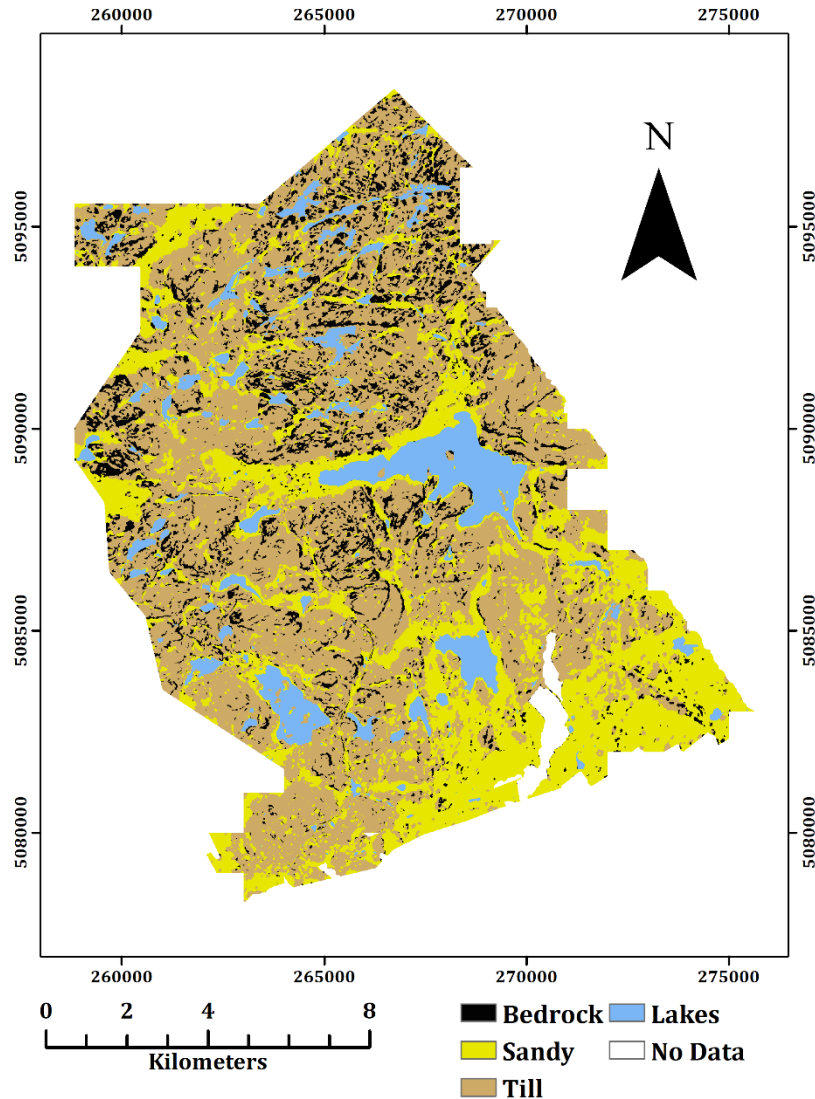


Figure 18. Final 185 km² high-resolution soil parent material map created using a combination of OBIA and CT methods. Yellow areas were classified as sands, brownish areas were classified as glacial tills, and black areas were classified as bedrock. The white 'No Data' areas represent mining pits which were removed from the analysis due to anthropogenic disturbance of the natural landform.

The 17 km² of unclassified areas are either surface waters or mining pits that were not included in the analysis due to the absence of natural soils in these areas. Bedrock is more abundant in the northern portion of the study area where the terrain is hilly, elevations are the highest and soils are generally thinner. Sands are the dominant class over the southern portion of the study area. Here, the terrain is much less rugged, lower in elevation, and the soils are generally deeper. Sands are particularly abundant in lowlands, wetlands and around lakes.

3.5 DISCUSSION

We found that the combination of an object-based image analysis (OBIA) segmentation process with a classification tree (CT) algorithm using LiDAR-derived landscape attributes (OBIA + CT)

was a novel, flexible and effective approach for fine-resolution (i.e., 1 m or less) mapping of soil parent material (SPM) at broad spatial scales (i.e., > 100 km²). Comparative analysis of the LiDAR OBIA + CT approach with other classification methods showed that it was also the most accurate (*Fig. 17*). Additionally, OBIA + CT is a superior method because none of the objects were left unclassified and the classification efficiency across SPM classes was the most balanced of the methods tested, therefore not overperforming or underperforming for a given class. Such an automated approach using high-resolution terrain data is particularly well suited for mapping SPM in highly heterogeneous post-glacial landscapes.

Few studies have used topographic attributes of the landscape for digital SPM mapping (*Tab. 3*). [Lacoste et al. \(2011\)](#) and [Heung et al. \(2014\)](#) produced SPM maps at the continental and regional spatial scales using coarse-resolution elevation data (i.e., 50 m and 100 m respectively). They were able to achieve overall accuracies of about 80% with a pixel-based image analysis (PBIA) approach. To our knowledge, [Richter et al. \(2019\)](#) is the only study to use high-resolution elevation data to produce an SPM map. They did so using a PBIA approach to create a local-scale (i.e., < 10 km²) two classes SPM map for an agricultural field in Arkansas, and achieved an overall mapping accuracy of 75%. In comparison, our approach combining OBIA + CT using 1 m resolution elevation data achieved an overall mapping accuracy of 85% across a 185 km² study area. We used the OBIA + CT method to produce a high-resolution regional-scale model of SPM from LiDAR elevation data and believe that this is the first study to reconcile the gap between high-resolution and broad-extent SPM mapping, wherein previous studies a compromise between resolution and extent seemed inescapable. The OBIA approach, through a segmentation process that consists of clustering millions of pixels into thousands of homogeneous objects, allowed us to

Table 3. Comparison between the present study and other studies aiming to map soil parent material.

Reference	Approach	Classification method	Resolution (m)	Study area (km ²)	Spatial scale	Overall accuracy
Lacoste et al. , 2011	PBIA	Classification tree	50	27,020	Continental	81%
Heung et al. , 2014	PBIA	Random Forest	100	5,472	Regional	78%
Richter et al. , 2019	PBIA	Rule-based	5	8.9	local	75%
Present study	OBIA	Classification tree	1	185	Regional	85%

bypass that compromise by reducing to computational resources needed for SPM classification at broad spatial scales.

3.5.1 Topographic metrics identified by CT

Using the OBIA approach, the CT algorithm surprisingly found that four landscape parameters were sufficient to explain 75.4% of the variance in SPM across the study area. Of the four parameters, two are primary topographic metrics (i.e., slope, TRI) and two are secondary topographic metrics (i.e., MTPI, TWI). Thus, these results indicate that a single high-resolution LiDAR-derived DEM – a type of dataset now becoming common and widely available – is all that is necessary for accurate mapping of SPM at broad scales.

Additionally, the CT approach offers outputs that are easily comprehensible and interpretable (Freitas 2014; Piltaver *et al.*, 2016). Though, it has been shown that a single CT has a high probability of overfitting the input training set, the use of cross-validation combined with the appropriate pruning method can help to alleviate this problem (Fratello and Tagliaferri, 2019). More sophisticated classifiers (e.g., random forest, neural networks, support vector machines) may produce slightly better results but are considered black boxes that often yield unintelligible and complicated outputs (Chorowski, 2014). A recent review (Ma *et al.*, 2017) suggested that Random Forest classifiers are typically the most accurate for land-cover mapping using OBIA but that they outperformed CT classifiers by less than 2% on average. Thus, the CT method achieves comparable results with much less complexity allowing us to better grasp the processes behind the observed landscape structure. The approach provided here, on top of excellent predictive power, offers four common topographical thresholds that are easily interpretable and relate to past depositional and erosional processes in this once glaciated landscape. Our interpretation of the processes related to CT topographic metrics and associated threshold values is detailed in the following sections.

3.5.1.1 Bedrock (2nd and 4th splits)

The CT indicated that bedrock is found on xeric elevated hill ridges (2nd split) and on steep rugged cliffs (4th split). On high ridges, bedrock outcrops are more abundant as contemporary sediment deposition is at a minimum. Also, glacial till is rare at these locations due to the tendency of glaciers to fill topographical irregularities (i.e., cavities) with basal material, and erode higher

bedrock protuberances (Clément *et al.*, 1983; Gutiérrez, 2013). Because deposits are often very thin or non-existent, rainwater that falls on high ridges of the Canadian shield overflows quickly. Quick water overflow combined with hard igneous rock resistant to erosion (i.e., granitoids and anorthosites; Thériault and Beauséjour, 2012) creates conditions where there is almost no pedogenesis (i.e., soil formation) and where in situ sediment production is highly limited. On steep rugged cliffs, bedrock is also exposed due to the high slope gradient not conducive to sediment deposition.

3.5.1.2 Sands (1st and 3rd splits)

According to the CT model, sands are found on topographical flats (1st split) and at relatively low elevations (3rd split). Following the last deglaciation of this environment, water levels were generally higher due to important meltwater inputs (Harrison *et al.*, 2019) and isostatic lithosphere depression (Peltier, 1999). Many of the topographical depressions were then inundated. High sediment availability during and immediately following deglaciation caused sedimentation (i.e., sands and silts) in paleo water bodies. Sediment accumulation depths were greater toward the center of these water bodies thus creating topographically flat areas (Da Silva *et al.*, 2018). Surrounding these topographical depressions/flats, local topography allowed sedimentation on low- or average-gradient slopes, in what would have been the littoral zone of these paleo water bodies (Da Silva *et al.*, 2018). The fine sands and muddy sands deposited at the center of the paleo water bodies are therefore considered as a topographical flat by the model (1st split). When looking at the general topography of the landscape, sands deposited at the periphery that formed low- or average-gradient slopes are considered as relatively low elevations (3rd split). Both these units (i.e., topographically flat depression centers; peripheral low/average-gradient slopes) are composed of similar fine sands.

The processes described above occurred at two different spatial scales across the study area: (i) lake deposits in the northern portion, higher in elevation, and (ii) marine deposits in the southern portion, lower in elevation; an area once inundated by the periphery of the post-glacial Champlain Sea (~11,100 to ~9,400 years BP; Occhietti *et al.*, 2001). Sand deposits are therefore more ubiquitous in the southern region that was inundated by the sea (*Fig. 18*) than in the north where sandy SPM are the results of sparse topographical depressions locally filled by freshwater, above the maximal Champlain Sea level. Rapid isostatic adjustment of the lithosphere did not allow sea

waters to persist long in the southern portion of the study area (i.e., ~1,000 years in the lowest areas; [Peltier, 1999](#); [Vacchi et al., 2018](#)). Thus, deep marine clays have only been found in some of the southernmost areas of the locality (i.e., lowest in elevation; deeper sea waters for a longer period), always underlying sands. Sands overlying marine clays are thought to have been deposited during sea regression in nearshore shallow waters (e.g., still water deposition, deltas, beaches, spits).

3.5.1.3 *Glacial till (no split)*

After classifying every object that corresponded to any of the four splits of the CT model, the objects left unclassified were considered as glacial till (i.e., the false branch of the 4th split). The fact that glacial till answered false to every split suggests that it is mainly located in mid-slopes (i.e., between the bedrock located on elevated hill ridges and the sands located in low valleys) with average slope gradient (i.e., not on topographical flats nor on steep cliffs). Once glaciers retreated, before any post-glacial depositional processes occurred (e.g., fluvio-glacial, glaciolacustrine, glaciomarine), the landscape was mostly covered by glacial till at the exception of elevated hill ridges and steep rugged cliffs ([Clément et al., 1983](#); see [Sect. 3.5.1.1](#)). Glacial till, located in low elevations, was then covered by finer material from post-glacial origins ([Sect. 3.5.1.2](#)) leaving only glacial till exposed on average gradient mid-slopes.

3.5.1.4 *Caveat*

Following field-based sampling, grain-size analysis showed that four types of SPM were found in the study area (i.e., bedrock, glacial till, well-sorted sands, muddy sands). However, only about 25% of samples were retained for grain-size analysis using the method described in [Sect. 3.3.3](#); the rest of the SPM samples were identified visually in the field. This decision was made to facilitate a greater number of sampling points, transects, and areas given the resources available for the field sampling campaign. Because field identification of SPM was made according to only three classes (i.e., bedrock, glacial till, sands), we chose to combine the muddy sands and well-sorted sands classes into a single class. Having been able to quickly and accurately differentiate these two types of sands on the field, or to precisely assess the granulometry of every sample through grain-size analysis, we would have had the possibility to generate a four SPM classes model. Doing so would have allowed us to create a map that would have made the distinction

between well-sorted sands from fluvio-glacial origins and muddy sands from glaciolacustrine and nearshore marine origins. Moreover, systematic sieving of samples would have allowed us to eliminate the uncertainty regarding misidentified field-based samples (i.e., 83% of sieved samples were correctly identified on the field). Of note is that the overall accuracy value of our model (i.e., 85%) is very similar to the percentage of inaccurately field-based identified samples which were integrated into the validation process. This similarity could suggest that a portion of the classification's overall inaccuracy could be the results of the proportion of samples misidentified in the field (i.e., sands vs glacial till) and that our model and approach would perform even better without the error introduced through our process of field SPM identification. We would therefore strongly recommend that future efforts allocate the resources necessary to include laboratory analysis of all field samples.

3.5.2 Regional-scale mapping using OBIA + CT

The OBIA + CT approach, with the metrics (i.e., slope, TWI, TRI, MTPI; [Tab. 2](#)) and associated CT thresholds (e.g., mean slope greater than 4.844°; [Fig. 16](#)) were shown to be accurate for mapping SPM across the study area. The approach, metrics, and thresholds should provide similar results from SPM mapping across the Laurentians Highlands; the southern permafrost-free portion of the Canadian Shield (~100,000 km²) where there are similar topography and glacial and post-glacial history. Producing process-based classification outputs from CT thresholds provides generalizable outcomes to any landscape of similar topography that has undergone a similar geomorphic history. Doing such a classification at a broad scale ensures that the model captures the variability in landscape structure that smaller-scale models may not capture, thus aiming toward less site-specific results as could yield local-scale models.

We suggest that the approach presented here (i.e., OBIA + CT using LiDAR elevation data) and the CT metrics, with the development of region-specific thresholds, will allow scientists and practitioners to determine SPM variance in any permafrost-free Precambrian geological setting where Quaternary glaciations occurred (e.g., Canadian Shield, Baltic Shield). Although these regions might be topographically distinct, they are likely to have been subject to similar depositional and erosional processes following the retreat of the ice sheets after the Last Glacial Maximum (i.e., Late Wisconsinan; ~18,000 years BP; [Clark and Mix, 2000](#)).

Similarly, the OBIA + CT approach, without neither the CT metrics and the associated thresholds presented here, should serve as a valuable and practical approach for mapping landscape features other than SPM such as surface deposits, landforms, geology, land-use, and land-cover. There is still a need to test the OBIA + CT approach that is demonstrated here in other regions with distinct geomorphic history and landscape structure. Nonetheless, we believe our approach is sufficiently flexible and interpretable that it should yield useful results for fine-scale broad-extent pedological, geomorphological, and geological mapping over most regions.

3.5.3 Implications

The SPM map generated in this study from LiDAR-derived topographic metrics offers a much higher resolution and precision (i.e., smallest mapped object is 10 m²) than publicly available surficial deposit maps of the Laurentian Highlands (i.e., smallest mapped object is 40,000 m²; [MFFP, 2018](#)). Regardless of the topographic metrics identified by the model, our combined approach of LiDAR elevation data with OBIA and CT opens the possibility for rapid and detailed mapping of large areas. Because the approach provides metrics and thresholds that can be associated with physical processes, it also offers an easy and comprehensive method favoring knowledge transfer. With LiDAR elevation data becoming increasingly accessible (e.g., the USGS 3D Elevation Program plans a complete coverage of the United States, Hawaii and U.S. territories by 2023; [Sugarbaker et al., 2017](#)), this high-resolution broad-scale approach will become the new standard in digital lithological mapping and will serve to renew surficial deposit mapping products offered by governments.

Because the formation of soils is highly dependent on the type of the underlain SPM from which the pedogenesis is triggered ([Jenny, 1941](#)), integrated in a nested hierarchical approach, this study will facilitate the mapping of overlying soil types and physical properties such as chemistry, texture and depth ([Gray et al., 2016](#); [Richter et al., 2019](#)). For example, most of digital soil maps produced since the 1960s use geological maps to assess the SPM parameter in [Jenny's \(1941\)](#) soil development function ([McBratney et al., 2003](#)). However, information about geology does not always reflect the properties of the overlying surficial deposit from which the pedogenesis is triggered. More precise SPM maps would thus allow for more accurate digital soil mapping.

Accurately defining and delineating SPM is also a key step to improve our capacity for 3-D modeling of the subsurface. Understanding the subsurface physicochemical properties is crucial to our comprehension of various environmental processes and their resulting ecological services. For examples, the subsurface serves as the medium for plant growth and thus has a partial control on biodiversity (Ding *et al.*, 2018), acts as a natural purifier of drinkable water supplies, controls the chemistry and routing of groundwater towards deeper aquifers or surface waters, supports agriculture, and underlies and supports most of public and private infrastructure (McBratney *et al.*, 2014; Banwart *et Sparks*, 2017; Drobnik *et al.*, 2018). Furthermore, knowledge about subsurface properties has implications in defining the spatial occurrence and extent of environmental hazards such as droughts, floods and landslides (Drobnik *et al.*, 2018). Therefore, accurate subsurface modeling using high-resolution maps of SPM will contribute to improvements in our capacity to grasp the above-mentioned ecosystem services and to predict environmental hazards. Accurately mapping SPM types is an important step toward achieving this goal, and our approach offers a new high-quality product to be used by scientists and a wide range of stakeholders charged with land and water resources management.

3.6 CONCLUSION

Combining object-based image analysis (OBIA) of LiDAR-derived topographic attributes with the classification tree (CT) method as proposed here proved to be an efficient and straightforward approach for mapping soil parent materials (SPM) at fine resolution and at a broad spatial scale. Following a detailed empirical SPM characterization through field-based sampling, this approach was able to explain 73.5% of the variance of three classes of SPM (i.e., bedrock, glacial till, sands) using four commonly used topographic metrics (i.e., slope, TRI, MTPI, TWI; *Tab. 2*). When comparing the OBIA + CT approach to other commonly used image classification methods, OBIA + CT offered the highest overall mapping accuracy with a value of 85% (*Fig. 17*) and gave the most balanced classification for each SPM class. This approach then allowed us to produce a fine-resolution 185 km² map of SPM in a heterogeneous post-glaciation Precambrian Shield setting in Eastern Canada (*Fig. 18*).

With governments across the world working toward acquisition of high-resolution earth's surface models, LiDAR elevation data is on its way to becoming the new standard in DEMs production. Such an evolution in elevation data opens the way to the development of new and novel methods.

Here, we developed an approach that uses high-resolution DEMs for lithological mapping at broad spatial scales. This high-resolution OBIA approach is primed to become the new standard in the field of lithological mapping and will serve to renew publicly available datasets offered by governments. Along with OBIA, the CT method allows us to better grasp the processes behind the observed landscape structure with the aim of conveying this information to stakeholders. Such precise landscape knowledge will not only benefit researchers in various fields of environmental sciences (e.g., pedology, geography, hydrology, geology, ecology) for whom knowledge and understanding of landscape structure is paramount, but will also assist the many stakeholders responsible for the management and protection of land and water resources.

ACKNOWLEDGEMENTS

We thank journal Editor-in-Chief Karl Stahr and two anonymous reviewers whose comments on an earlier version of this manuscript helped to improve the clarity and completeness of this paper. We would also like to thank the municipality of St. Hippolyte (Quebec, Canada), and Environmental Service Director Geneviève Simard in particular, for their technical and financial support of this project, and the staff of the Station de Biologie des Laurentides for their logistical support. A special thanks to Louis-Gabriel Pouliot for his valuable assistance and insight during field surveys.

REFERENCES

- Ali, G.A., L'Heureux, C., Roy, A.G., Turmel, M.-C., Courchesne, F., 2011. Linking spatial patterns of perched groundwater storage and stormflow generation processes in a headwater forested catchment. *Hydrological Processes*, 25, 3843-3857.
- Anderson, E.S., Thompson, J.A., Austin, R.E., 2005. LIDAR density and linear interpolator effects on elevation estimates. *International Journal of Remote Sensing*, 26(18), 3889-3900.
- Arroyo, L.A., Johansen, K., Armston, J., Phinn, S., 2010. Integration of LiDAR and QuickBird imagery for mapping riparian biophysical parameters and land cover types in Australian tropical savannas. *Forest Ecology and Management*, 259(3), 598-606.
- ASTM, 2007. D422-63 - Standard Test Method for Particle-Size Analysis of Soils, ASTM International, West Conshohocken, PA.
- Baatz, M., Schäpe, A., 2000. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 12-23.

- Baatz, M., Benz, U., Dehghani, S., Heynen, M., 2004. eCognition User Guide 4. Munich: Definiens Imagine.
- Banerjee, M., Capozzoli, M., McSweeney, L., Sinha, D., 1999. Beyond kappa: A review of interrater agreement measures. *The Canadian Journal of Statistics*, 27(1), 3-23.
- Banwart, S.A., Sparks, D.L., 2017. Quantifying and Managing Soil Functions in Earth's Critical Zone Combining Experimentation and Mathematical Modelling. *Advances in Agronomy*, 142, 2-423.
- Barandela, R., Juarez, M., 2010. Supervised classification of remotely sensed data with ongoing learning capability. *International Journal of Remote Sensing*, 23(22), 4965-4970.
- Bartsch, A., Höfler, A., Kroisleitner, C., Trofaier, A., 2016. Land Cover Mapping in Northern High Latitude Permafrost Regions with Satellite Data: Achievements and Remaining Challenges. *Remote Sensing*, 8(12), 1-27.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3-4), 239-258.
- Bertani, T.d.C., Rossetti, D.d.F., Albuquerque, P.C.G., 2013. Object-based classification of vegetation and terrain topography in Southwestern Amazonia (Brazil) as a tool for detecting ancient fluvial geomorphic features. *Computers & Geosciences*, 60, 41-50.
- Beven, K.J., Kirkby, M.J., 1979. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(1), 43-69.
- Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2-16.
- Blaschke, T., Hay, G.J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D., 2014. Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a new paradigm. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 87(100), 180-191.
- Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J., 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.
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J., 1984. *Classification and Regression Trees*. Chapman & Hall/CRC, New York, 368 p.
- Burnett, C., Blaschke, T., 2003. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 168(3), 233-249.
- Chenini, I., Msaddek, M.H., Dlala, M., 2019. Hydrogeological characterization and aquifer recharge mapping for groundwater resources management using multicriteria analysis and numerical modeling: A case study from Tunisia. *Journal of African Earth Sciences*, 154, 59-69.

- Chenini, I., Zghibi, A., Kouzana, L., 2015. Hydrogeological investigations and groundwater vulnerability assessment and mapping for groundwater resource protection and management: State of the art and a case study. *Journal of African Earth Sciences*, 109, 11-26.
- Chorowski, J., 2012. Learning understandable classifier models. Ph.D., University of Louisville, Louisville, Kentucky, 165 pp.
- Clark, P.U., Mix, A.C., 2000. Ice sheets by volume. *Nature*, 406, 689-690.
- Clément, P., Bonn, F., Dubois, J.-M.M., 1983. Télédétection et caractéristiques physiques des dépôts meubles dans un milieu anciennement englacé du sud du Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 37(1), 107-117.
- Conrad, O., Bechtel, B., Bock, M., Dietrich, H., Fischer, E., Gerlitz, L., Wehberg, J., Wichmann, V., Böhner, J., 2015. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. *Geoscientific Model Development*, 8(7), 1991-2007.
- Da Silva, M.S., Guimaraes, J.T.F., Souza Filho, P.W.M., Nascimento Junior, W., Sahoo, P.K., Costa, F.R.D., Silva Junior, R.O., Rodrigues, T.M., Costa, M.F.D., 2018. Morphology and morphometry of upland lakes over lateritic crust, Serra dos Carajas, southeastern Amazon region. *An Acad Bras Cienc*, 90(2), 1309-1325.
- Davis, D.S., Lipo, C.P., Sanger, M.C., 2019. A comparison of automated object extraction methods for mound and shell-ring identification in coastal South Carolina. *Journal of Archaeological Science: Reports*, 23, 166-177.
- De'ath, G., Fabricius, K.E., 2000. Classification and Regression Trees: A Powerful yet Simple Technique for Ecological Data Analysis. *Ecology*, 81(11), 3178-3192.
- Ding, J., Johnson, E.A., Martin, Y.E., 2018. Linking Soil Moisture Variation and Abundance of Plants to Geomorphic Processes: A Generalized Model for Erosion-Uplifting Landscapes. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 123(3), 960-975.
- Drăgut, L., Eisank, C., 2012. Automated object-based classification of topography from SRTM data. *Geomorphology (Amst)*, 141-142(4), 21-33.
- Dupuy, S., Lainé, G., Tassin, J., Sarrailh, J.-M., 2013. Characterization of the horizontal structure of the tropical forest canopy using object-based LiDAR and multispectral image analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 25, 76-86.
- Ellis, E.A., Mathews, A.J., 2019. Object-based delineation of urban tree canopy: assessing change in Oklahoma City, 2006-2013. *Computers, Environment and Urban Systems*, 73, 85-94.
- Ferraz, A., Mallet, C., Chehata, N., 2016. Large-scale road detection in forested mountainous areas using airborne topographic lidar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 112, 23-36.
- Fratello, M., Tagliaferri, R., 2019. Decision Trees and Random Forests, *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, pp. 374-383.
- Freitas, A.A., 2014. Comprehensible Classification Models – a position paper. *SIGKDD Explorations*, 15(1), 1-10.

- Gillin, C.P., Bailey, S.W., McGuire, K.J., Gannon, J.P., 2015. Mapping of Hydropedologic Spatial Patterns in a Steep Headwater Catchment. *Soil Science Society of America Journal*, 79(2), 440-453.
- Gray, J.M., Bishop, T.F.A., Wilford, J.R., 2016. Lithology and soil relationships for soil modelling and mapping. *Catena*, 147, 429-440.
- Grebby, S., Field, E., Tansey, K., 2016. Evaluating the Use of an Object-Based Approach to Lithological Mapping in Vegetated Terrain. *Remote Sensing*, 8(10), 843-863.
- Gutiérrez, M., 2013. *Geomorphology*. Taylor and Francis Group, London, UK, 1020 p.
- Halim, M.K.A., Ahmad, A., Rahman, M.Z.A., Amin, Z.M., Khanan, M.F.A., Musliman, I.A., Kadir, W.H.W., Jamal, M.H., Maimunah, D.S., Wahab, A.K.A., Zabidi, M.M.A., Suaib, N.M., Zain, R.M., 2018. Land use/land cover mapping for conservation of UNESCO Global Geopark using object and pixel-based approaches. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 169, 1-10.
- Harrison, S., Smith, D.E., Glasser, N.F., 2019. Late Quaternary meltwater pulses and sea level change. *Journal of Quaternary Science*, 34(1), 1-15.
- Heung, B., Bulmer, C.E., Schmidt, M.G., 2014. Predictive soil parent material mapping at a regional-scale: A Random Forest approach. *Geoderma*, 214-215, 141-154.
- Hossain, M.D., Chen, D., 2019. Segmentation for Object-Based Image Analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150, 115-134.
- Hug, C., Krzytek, P., Fuchs, W., 2004. Advanced lidar data processing with LasTools. XXth ISPRS Congress, 12-23.
- Jenny, H., 1941. *Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology*. Dover Publication, Inc., New-York, 191 p.
- Kassouk, Z., Thouret, J.-C., Gupta, A., Solikhin, A., Liew, S.C., 2014. Object-oriented classification of a high-spatial resolution SPOT5 image for mapping geology and landforms of active volcanoes: Semeru case study, Indonesia. *Geomorphology*, 221, 18-33.
- Kelly, M., Blanchard, S.D., Kersten, E., Koy, K., 2011. Terrestrial Remotely Sensed Imagery in Support of Public Health: New Avenues of Research Using Object-Based Image Analysis. *Remote Sensing*, 3(11), 2321-2345.
- Lacoste, M., Lemerrier, B., Walter, C., 2011. Regional mapping of soil parent material by machine learning based on point data. *Geomorphology*, 133(1-2), 90-99.
- Lamothe, M., 1989. A New Framework for the Pleistocene Stratigraphy of the Central St. Lawrence Lowland, Southern Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 43(2), 119-129.
- Lawley, R., Smith, B., 2008. Digital Soil Mapping at a National Scale: A Knowledge and GIS Based Approach to Improving Parent Material and Property Information. In: A.E. Hartemink, A. McBratney, M.L. Mendonça-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Springer, Netherlands, pp. 173-182.

- Lindsay, J.B., 2016. Whitebox GAT: A case study in geomorphometric analysis. *Computers & Geosciences*, 95, 75-84.
- Lindsay, J.B., Cockburn, J.M.H., Russell, H.A.J., 2015. An integral image approach to performing multi-scale topographic position analysis. *Geomorphology*, 245, 51-61.
- Lu, D., Weng, Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823-870.
- Ma, L., Li, M., Ma, X., Cheng, L., Du, P., Liu, Y., 2017. A review of supervised object-based land-cover image classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 277-293.
- McBratney, A., Field, D.J., Koch, A., 2014. The dimensions of soil security. *Geoderma*, 213, 203-213.
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B., 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1-2), 3-52.
- MFFP, 2018. Cartographie du 5e inventaire écoforestier du Québec méridional - Méthodes et données associées. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Secteur des forêts, Direction des inventaires forestiers, Québec, 111 p.
- Michez, A., Piégay, H., Toromanoff, F., Brogna, D., Bonnet, S., Lejeune, P., Claessens, H., 2013. LiDAR derived ecological integrity indicators for riparian zones: Application to the Houille river in Southern Belgium/Northern France. *Ecological Indicators*, 34, 627-640.
- Moore, I.D., Grayson, R.B., Ladson, A.R., 1991. Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrological Processes*, 5(1), 3-30.
- MRNF, 2014. Orthophotographies couleur de la MRC des Laurentides - 20 cm. Ministère des Ressources naturelles et Faune, Québec.
- Myint, S.W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., 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.
- Novero, A.U., Pasaporte, M.S., Aurelio, R.M., Madanguit, C.J.G., Tinoy, M.R.M., Luayon, M.S., Oñez, J.P.L., Daquiado, E.G.B., Diez, J.M.A., Ordaneza, J.E., Riños, L.J., Capin, N.C., Pototan, B.L., Tan, H.G., Polinar, M.D.O., Nebres, D.I., Nañola, C.L., 2019. The use of light detection and ranging (LiDAR) technology and GIS in the assessment and mapping of bioresources in Davao Region, Mindanao Island, Philippines. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 13, 1-11.
- Occhietti, S., Parent, M., Shilts, W., Dionne, J.-C., Govare, É., Harmand, D., 2001. Late Wisconsinan glacial dynamics, deglaciation, and marine invasion in southern Québec. In: T.K. Weddle, M.J. Retelle (Eds.), *Deglacial History and Relative Sea-Level Changes, Northern New England and Adjacent Canada*. Geological Society of America Special Paper 351, Boulder, Colorado, pp. 243-270.

- Ouyang, Z.-T., Zhang, M.-Q., Xie, X., Shen, Q., Guo, H.-Q., Zhao, B., 2011. A comparison of pixel-based and object-oriented approaches to VHR imagery for mapping saltmarsh plants. *Ecological Informatics*, 6(2), 136-146.
- Pacella, M., 2018. Unsupervised classification of multichannel profile data using PCA: An application to an emission control system. *Computers & Industrial Engineering*, 122, 161-169.
- Peltier, W.R., 1999. Global sea level rise and glacial isostatic adjustment. *Global and Planetary Change*, 20, 93-123.
- Piltaver, R., Luštrek, M., Gams, M., Martinčić-Ipšić, S., 2016. What makes classification trees comprehensible? *Expert Systems with Applications*, 62, 333-346.
- R Core Team, 2017. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, <https://www.R-project.org/>.
- Räsänen, A., Virtanen, T., 2019. Data and resolution requirements in mapping vegetation in spatially heterogeneous landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 230, 111207.
- Richter, J., Owens, P.R., Libohova, Z., Adhikari, K., Fuentes, B., 2019. Mapping parent material as part of a nested approach to soil mapping in the Arkansas River Valley. *Catena*, 178, 100-108.
- Riley, S.J., DeGloria, S.D., Elliot, R., 1999. A Terrain Ruggedness Index That Quantifies Topographic Heterogeneity. *Intermountain Journal of Sciences*, 5(1-4), 23-27.
- Setianto, A., Triandini, T., 2013. Comparison of Kriging and Inverse Distance Weighted (IDW) Interpolation Methods in Lineament Extraction and Analysis. *Journal of Southeast Asian Applied Geology*, 5(1), 21-29.
- Shivakumar, B.R., Rajashekararadhya, S.V., 2018. Investigation on Land Cover Mapping Capability of Maximum Likelihood Classifier: A Case Study on North Canara, India. *Procedia Computer Science*, 143, 579-586.
- Siewert, M.B., 2018. High-resolution digital mapping of soil organic carbon in permafrost terrain using machine learning: a case study in a sub-Arctic peatland environment. *Biogeosciences*, 15(6), 1663-1682.
- Sugarbaker, L.J., Eldridge, D.F., Jason, A.L., Lukas, V., Saghy, D.L., Stoker, J.M., Thunen, D.R., 2017. Status of the 3D Elevation Program, 2015. Open-File Report 2016-1196, U.S. Department of the Interior, U.S. Geological Survey, Reston, Virginia.
- Tarolli, P., 2014. High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges. *Geomorphology*, 216, 295-312.
- Thériault, R., Beauséjour, S., 2012. Carte géologique du Québec. DV 2012-06, Ministère des ressources naturelles, Québec.
- Therneau, T.M., Atkinson, E.J., Foundation, M., 2019. An Introduction to Recursive Partitioning Using the RPART Routines.

- Triepke, F.J., Brewer, C.K., Leavell, D.M., Novak, S.J., 2008. Mapping forest alliances and associations using fuzzy systems and nearest neighbor classifiers. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 1037-1050.
- Vacchi, M., Engelhart, S.E., Nikitina, D., Ashe, E.L., Peltier, W.R., Roy, K., Kopp, R.E., Horton, B.P., 2018. Postglacial relative sea-level histories along the eastern Canadian coastline. *Quaternary Science Reviews*, 201, 124-146.
- Van Den Eeckhaut, M., Kerle, N., Poesen, J., Hervás, J., 2012. Object-oriented identification of forested landslides with derivatives of single pulse LiDAR data. *Geomorphology*, 173-174, 30-42.
- Venables, W.N., Ripley, B.D., 2002. *Modern Applied Statistics with S*. Springer-Verlag, New-York, 498 p.
- Vepakomma, U., St-Onge, B., Kneeshaw, D., 2008. Spatially explicit characterization of boreal forest gap dynamics using multi-temporal lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 2326-2340.
- Verhagen, P., Drăguț, L., 2012. Object-based landform delineation and classification from DEMs for archaeological predictive mapping. *Journal of Archaeological Science*, 39(3), 698-703.
- Wang, Z., Wei, W., Zhao, S., Chen, X., 2004. Object-oriented Classification and Application in Land Use Classification Using SPOT-5 PAN Imagery. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 3158-3160.
- Whiteside, T.G., Boggs, G.S., Maier, S.W., 2011. Comparing object-based and pixel-based classifications for mapping savannas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(6), 884-893.
- Wu, C., Huang, J., Zhu, H., Zhang, L., Minasny, B., Marchant, B.P., McBratney, A.B., 2019. Spatial changes in soil chemical properties in an agricultural zone in southeastern China due to land consolidation. *Soil and Tillage Research*, 187, 152-160.
- Wu, Y., Li, W., Liu, P., Bai, H., Wang, Q., He, J., Liu, Y., Sun, S., 2016. Application of analytic hierarchy process model for landslide susceptibility mapping in the Gangu County, Gansu Province, China. *Environmental Earth Sciences*, 75(5), 1-11.
- Ye, L., Tan, W., Fang, L., Ji, L., 2019. Spatial analysis of soil aggregate stability in a small catchment of the Loess Plateau, China: II. Spatial prediction. *Soil and Tillage Research*, 192, 1-11.
- Ye, S., Pontius, R.G., Rakshit, R., 2018. A review of accuracy assessment for object-based image analysis: From per-pixel to per-polygon approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 141, 137-147.
- Yeomans, C.M., Middleton, M., Shail, R.K., Grebby, S., Lusty, P.A.J., 2019. Integrated Object-Based Image Analysis for semi-automated geological lineament detection in southwest England. *Computers & Geosciences*, 123, 137-148.
- Zevenbergen, L.W., Thorne, C.R., 1987. *Quantitative Analysis of Land Surface Topography*. *Earth Surface Processes and Landforms*, 12, 47-56.

CHAPITRE 4

DISCUSSION GÉNÉRALE

Antoine Prince^a, antoine.prince@umontreal.ca

^a *Département de Géographie, Université de Montréal, 520 Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, Montréal, Québec, Canada, H2V 2B8*

4.1 RETOUR SUR LA RECHERCHE

4.1.1 Retour sur la modélisation de la mer de Champlain

L'étendue maximale de la mer de Champlain a été modélisée à l'aide de données d'élévation LiDAR récemment rendues disponibles gratuitement via des sources de données américaines et canadiennes. Notre modèle suggère que la mer de Champlain a inondé un territoire de 65 000 km², soit 3,5 fois la surface actuellement occupée par le lac Ontario. Nous avons utilisé des modèles d'ombrage du relief (MOR) afin d'identifier et localiser des crêtes de plage anciennement déposées par ce plan d'eau ayant inondé les vallées de la rivière Outaouais, du fleuve Saint-Laurent et de l'actuel lac Champlain suivant le retrait de l'Inlandsis laurentidien (11,2 à 9,4 ka ¹⁴C AP; [Occhietti et al., 2001](#)). L'élévation et les coordonnées géographiques de ces crêtes de plage ont été utilisées afin d'interpoler un modèle du niveau maximal des eaux. Notre modèle de l'étendue maximale de la mer de Champlain se compare favorablement aux mesures acquises sur le terrain par une multitude de chercheurs au courant du 20^e siècle avec une déviation quadratique moyenne de 4,97 m, un coefficient de corrélation de 0,99 et un p-value < 0,001 ([Fig. 10](#)) pour ses portions nord, sud et centrale (i.e., les collines Montérégiennes). Le modèle affiche également une forte corrélation avec des cartographies historiques ([Denny, 1967, 1970](#)), des gradients de niveaux d'eau ([Parent et Occhietti, 1988](#); [Lewis et Todd, 2018](#)) et le plus récent modèle de relèvement isostatique en Amérique du Nord (ICE-6G_C (VM5a); [Peltier et al., 2015](#)).

Des incertitudes persistent cependant en ce qui concerne la portion ouest de notre modèle. Des observations contradictoires entre certains auteurs ([Pair et Rodrigues, 1993](#); [Rayburn et al., 2005](#)) et notre modèle suggèrent que le niveau des eaux pourrait y être surestimé ([Fig. 9](#)). Nous expliquons cette surestimation probable de notre modèle par une absence de données d'élévation LiDAR dans la portion ouest de la mer de Champlain, soit le secteur au nord de l'actuel lac Ontario. Selon les recherches antérieures, le niveau d'eau de la mer de Champlain, à son étendue maximale, pourrait se retrouver sous le niveau actuel du lac Ontario dans les secteurs couverts par les données LiDAR acquises ([Lewis et Todd, 2018](#)). Dû à l'incapacité des lasers pulsés LiDAR à pénétrer l'eau à une profondeur suffisante, il nous est alors impossible de localiser d'anciennes crêtes de plage inondées. De plus, ces crêtes de plage sont actuellement assurément recouvertes par des dépôts lacustres issus de l'actuel plan d'eau.

Il en reste que notre modèle dérivé de données d'élévation numérique à une résolution de 20 m offre actuellement la délimitation la plus précise à ce jour pour les secteurs nord, sud et central de l'étendue maximale de la mer de Champlain. Nous avons identifié des plages jusqu'à une altitude de 242 m (Prince *et al.*, 2019) dans la région administrative des Laurentides et avons modélisé avec précision l'incision de ce plan d'eau dans les vallées des Hautes-Laurentides, sur le Bouclier canadien. Une telle précision nous permet de mieux comprendre l'interaction et la limite ambiguë entre les deux régions physiographiques que sont les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien. Dans le contexte de ce mémoire, ce modèle de l'étendue maximale de la mer de Champlain nous permet de mieux localiser les endroits limitrophes entre ces deux régions physiographiques où se sont potentiellement déposées des argiles et des silts d'origine marine ayant un impact important sur la structure du paysage.

4.1.2 Retour sur la cartographie du matériel parental des sols

La combinaison d'une approche d'analyse d'image orientée-objet (AIOO) de données LiDAR à haute résolution et d'une approche de classification par arbre décisionnel (AD) s'est montrée hautement efficace pour la cartographie du matériel parental des sols (MPS) à haute résolution et à une échelle spatiale régionale dans les Hautes-Laurentides. Suivant une campagne de terrain visant à l'échantillonnage du MPS à l'échelle régionale, notre approche permet d'expliquer 73,5% de la variance de ces échantillons selon trois classes de MPS (i.e., roche-mère, till glaciaire, sables). Cette précision est issue d'un modèle simple n'utilisant que quatre attributs topographiques communément utilisés en science géographique (i.e., le gradient de pente, l'indice de rugosité du terrain, l'indice de positionnement topographique multirésolution, l'indice d'humidité topographique). Notre approche de cartographie du MPS a été comparée à 25 autres méthodes couramment employées en cartographie numérique ainsi qu'aux résultats de trois auteurs ayant œuvré à cartographier le MPS (Lacoste *et al.*, 2011; Heung *et al.*, 2014; Richter *et al.*, 2019). Il en résulte que notre approche combinant l'AIOO et l'AD offre le meilleur modèle disponible à ce jour avec une précision totale de 85%. Cette approche a permis de cartographier le MPS à haute résolution sur 185 km² dans un paysage hétérogène de post-glaciation (Fig. 18).

L'approche présentée n'est toutefois pas sans faille. Suivant l'analyse granulométrique effectuée en laboratoire, quatre classes de matériel ont réellement été trouvées sur le site d'étude (i.e., roche-mère, till glaciaire, sables bien triés, sables silteux). Or, puisque seulement 25% des échantillons

ont été analysés pour leur granulométrie et que le reste (i.e., 75%) a été identifié directement sur le terrain en fonction des trois classes attendues (i.e., roche-mère, till glaciaire, sables), nous avons été contraints de regrouper les échantillons de sables bien triés et de sables silteux en une seule classe pour la production du modèle (i.e., sables). Une analyse granulométrique exhaustive de tous les échantillons aurait permis de produire un modèle en quatre classes représentant un peu mieux la variabilité du MPS du territoire à l'étude.

Il n'en résulte pas moins que l'approche proposée combinant l'AIOO et l'AD est une approche simple et accessible permettant la cartographie du MPS sur de grands territoires. Notre modèle est reproductible par n'importe quel utilisateur possédant un simple modèle numérique d'altitude (MNA) LiDAR et des connaissances de base en utilisation des systèmes d'information géographique (SIG). De plus, l'approche de classification par AD permet de générer des résultats facilement interprétables mettant en lumière la structure du paysage et les processus expliquant l'occurrence des différents types de MPS. Ainsi, nous pouvons suggérer que, pour notre site d'étude, (i) la roche-mère se retrouve principalement sur les sommets de collines xériques et sur les falaises abruptes, (ii) les sables se retrouvent aux endroits au relief plat ainsi qu'aux élévations relativement faibles et (iii) le till glaciaire se retrouve dans les milieux de pentes (i.e., entre les sommets et les fonds de vallées), là où un gradient de pente moyen aurait permis sa déposition.

Un résultat basé sur les processus comme celui présenté ici nous permet d'affirmer que l'approche utilisée ainsi que les attributs topographiques et les seuils identifiés par l'AD permettent de cartographier le MPS sur la totalité du territoire des Hautes-Laurentides (~100 000 km²), un territoire homogène au point de vue de sa topographie et de son histoire glaciaire. Également, l'approche utilisée et les attributs topographiques de l'AD, avec quelques modifications aux valeurs des seuils suggérés, pourraient permettre la cartographie du MPS dans n'importe quelle région de géologie similaire ayant subi la dernière glaciation du Wisconsinien (e.g., Bouclier canadien, Bouclier fennoscandien). Finalement, l'approche utilisée, en ne considérant ni les attributs topographiques ni les seuils proposés par l'AD, pourrait permettre la cartographie du MPS dans une multitude d'autres environnements se différenciant par leur histoire géologique et géomorphologique.

4.2 MISE EN COMMUN DES CONNAISSANCES ACQUISES

Le modèle de l'étendue maximale de la mer de Champlain présenté dans ce travail permet d'établir l'étendue de la région physiographique des basses-terres du Saint-Laurent au sein de laquelle se sont déposées des argiles et des silts d'origine marine. Le fait que les basses-terres du Saint-Laurent soient composées en grande partie de matériel marin est connu depuis longtemps (Goldthwait, 1911). Il ne suffit à un observateur que de constater le relief plat s'étendant à perte de vue et l'importance qu'occupe l'agriculture dans cette région pour le constater. Cependant, notre modèle précis et à haute résolution de la mer de Champlain (i.e., résolution de 20 m pour un modèle à l'échelle continentale) permet de bien définir les limites de cette région riche en argile, notamment à sa limite septentrionale où elle entre en contact avec le Bouclier canadien. Notre modèle présente ainsi la non-régularité de la limite séparant le Bouclier canadien des basses-terres du Saint-Laurent et permet de constater qu'à plusieurs endroits, là où il est généralement reconnu être dans les Hautes-Laurentides, la mer s'est infiltrée dans les vallées peu profondes. Pour prendre l'exemple de la Municipalité de Saint-Hippolyte, des crêtes de plage ont été identifiées et associées à des dépôts de la mer de Champlain et, au cours de l'échantillonnage terrain du MPS, des argiles marines y ont été retrouvées par endroit.

La cartographie du MPS sur le territoire de la Municipalité de Saint-Hippolyte met justement en évidence le lien entre le MPS présent et l'étendue maximale de la mer de Champlain. Bien qu'aucune classe du modèle présenté ne suggère la présence d'argiles marines, la forte concentration de dépôts sableux dans la portion méridionale de la Municipalité résulte très certainement de l'étendue de la mer (Fig. 19). Les sables que l'on y retrouve sont associés à des stades régressifs de la mer de Champlain au cours desquels la baisse du niveau marin favorisait le recul des processus littoraux et des processus de déposition en eau peu profonde vers le Sud. La couche d'argile ayant pu se déposer par endroit (couche d'argile ayant été observée sur le terrain) a ainsi été ensevelie sous du matériel plus grossier associé à des processus de déposition plus dynamiques. Notre modèle cartographique du MPS a su établir ce patron spatial de déposition provoqué par l'intrusion de la mer de Champlain dans les basses vallées du Bouclier canadien.

La mise en commun des connaissances acquises lors des travaux relatifs aux deux articles présentés dans ce mémoire nous permet ainsi de mieux comprendre la structure et la stratigraphie

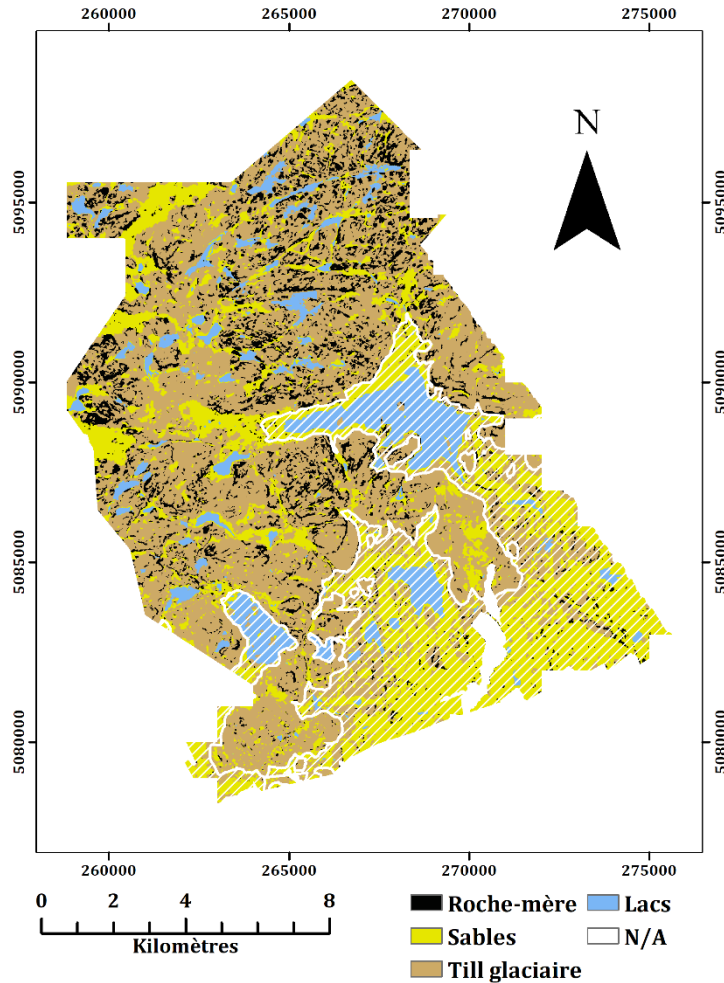


Figure 19. Carte finale du matériel parental des sols à haute résolution produite par une combinaison des approches d'AIOO et d'AD. Les zones en jaune ont été classifiées comme étant des sables, les zones en brun ont été classifiées comme étant du till glaciaire et les zones en noir ont été classifiées comme étant de la roche-mère. Les zones blanches représentent une absence de donnée due à la présence de mines qui ont été retirées des analyses dû aux perturbations anthropiques de la surface. La zone hachurée montre l'étendue maximale de la mer de Champlain, une mer post-glaciaire ayant inondé la région suivant le retrait de l'Inlandsis Laurentidien (11,2 – 9,4 ka ^{14}C AP).

du sous-sol dans les régions limitrophes entre les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien et de mettre au point un modèle conceptuel de la stratigraphie du milieu (Fig. 20).

4.2.1 Modèle stratigraphique de la région d'étude

La géologie de ce territoire est composée d'une roche-mère ignée et métamorphique couverte en grande majorité par des dépôts sédimentaires de composition et d'épaisseurs variables. Ces dépôts sont généralement relativement minces dans les secteurs plus élevés et où les pentes sont fortes, alors que dans les secteurs plus faibles en altitude et dans les fonds de vallées ils peuvent atteindre des profondeurs allant jusqu'à plusieurs dizaines de mètres (e.g., dépôts organiques de fond de vallées, dépôts d'argiles associés à la mer de Champlain; Clément *et al.*, 1983). De manière générale, la région limitrophe entre le Bouclier canadien et les basses-terres du Saint-Laurent peut se diviser en deux secteurs (Fig. 20), soit (i) le secteur nord n'ayant pas été affecté par la mer de

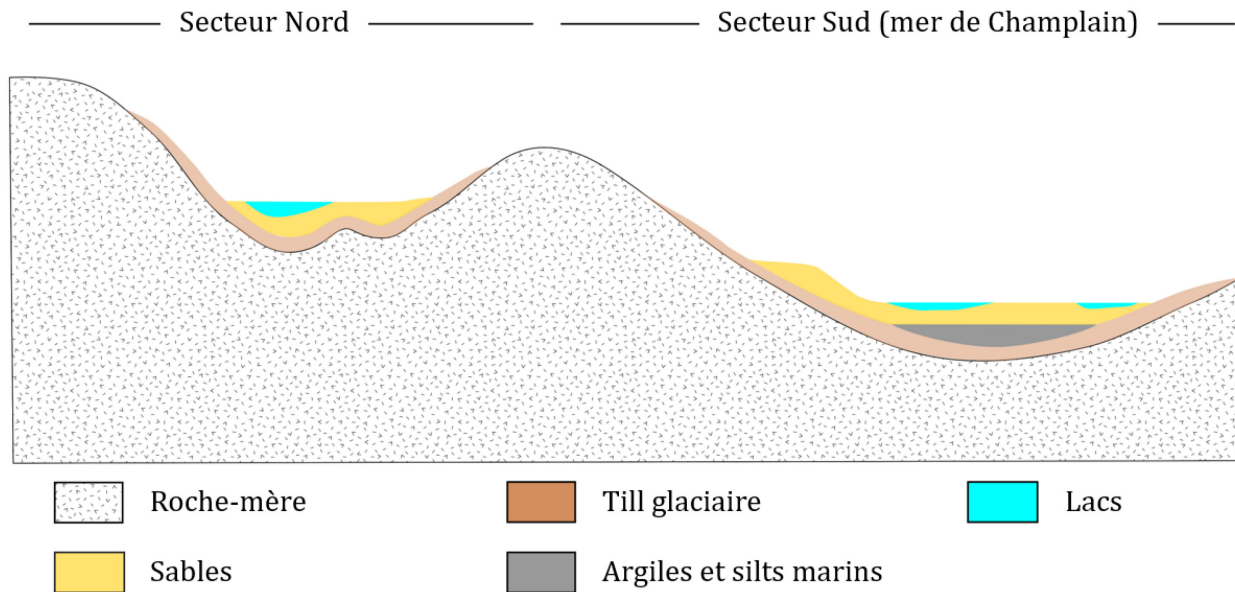


Figure 20. Modèle conceptuel de la stratigraphie des régions limitrophes entre les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien. Le secteur au nord se différencie du secteur sud par le fait qu'il n'a pas été inondé lors de l'épisode post-glaciaire de la mer de Champlain. La stratigraphie du secteur sud se différencie donc de celle du secteur nord par la présence de dépôts marins (e.g., argiles, silts) et de dépôts littoraux sus-jacents (e.g., plage, flèche littorale, delta).

Champlain et (ii) le secteur sud ayant été inondé par la mer de Champlain suivant le retrait de l'Inlandsis laurentidien.

Les dépôts présents dans le secteur nord (i.e., secteur n'ayant pas été en contact avec la mer de Champlain) se définissent donc comme étant d'origine glaciaire, fluvio-glaciaire et glacio-lacustre. Sur les sommets de collines, aucun dépôt n'est retrouvé dû au passage des glaciers et à la propriété qu'ils ont d'éroder les protubérances du relief (Gutiérrez, 2013). En partant des milieux de pente, et ce pour la quasi-totalité du paysage, on retrouve une couche continue de till glaciaire déposée lors des avancées et retraits des glaciers. Cette couche de till glaciaire est plus mince en marge de la strate, sur les pentes, et plus épaisse plus l'on s'enfonce dans les dépressions du relief (Clément *et al.*, 1983). Finalement, sus-jacent à cette couche de till, on retrouve par endroit des dépôts de sables et/ou de sables silteux associées à des processus fluvio-glaciaires et glacio-lacustres. Ces dépôts tirent leur origine de la période post-glaciaire au cours de laquelle (i) l'apport en eau de fonte était important, (ii) les sédiments étaient hautement disponibles à la sédimentation dû aux forêts encore immatures et aux sols laissés à nu, et (iii) les niveaux d'eau dans les lacs étaient plus élevés dû à l'important apport d'eau et à l'enfoncement isostatique. On retrouve donc les dépôts sableux dans les fonds de vallées ainsi que dans les dépressions topographiques.

Les dépôts présents dans le secteur sud (i.e., secteur ayant été inondé par la mer de Champlain) possèdent une succession stratigraphique similaire à celle du secteur nord en ce qui concerne l'absence de dépôt sur les protubérances du relief et la couche de till sus-jacente continue. Là où la mer de Champlain s'est infiltrée, on retrouve cependant une couche d'argiles marines associée à des processus de déposition en eau calme et profonde. Sus-jacent cette couche d'argile, on retrouve des dépôts de sables, de sables fins et de silts associés à des processus de déposition littoraux et d'eau peu profonde. Ces processus ont eu effet de manière régressive en suivant le retrait de la mer vers le Sud, de sorte que la quasi-totalité de la couche d'argile est aujourd'hui recouverte par ces dépôts plus grossiers. Parmi ces dépôts, on retrouve notamment des sables de plages, de flèches littorales et de deltas ainsi que des sables fins et silts de déposition en eau peu profonde.

4.3 IMPLICATIONS

Les données d'élévation LiDAR sont aujourd'hui en voie de devenir le nouveau standard dans la production de modèles numériques d'altitude (MNA) à haute résolution (Tarolli, 2014). Les gouvernements d'à travers le Monde mettent présentement sur pied des programmes ambitieux d'acquisition de données LiDAR afin de mettre à jour les bases de données d'élévation actuellement disponibles et rendues désuètes dû à leurs résolutions souvent grossières (i.e., entre 90 m et 10 m). Aux États-Unis, le gouvernement fédéral a mis sur pied le programme 3DEP (*3D Elevation Program; USGS*) visant à acquérir des MNA à haute-résolution sur l'ensemble du territoire continental, de l'Alaska et de Hawaii d'ici 2023 (Sugarbaker *et al.*, 2017). Plus localement, au Québec, le gouvernement a récemment mis de l'avant un projet visant l'acquisition de données LiDAR pour l'entièreté du Québec méridional (incluant l'île d'Anticosti et les Îles-de-la-Madeleine) d'ici 2022 et à la mise en ligne des produits traités pour un accès gratuit (MFFP, 2019). La disponibilité toujours accrue des produits LiDAR engendre des opportunités majeures pour les scientifiques cherchant à parfaire leur compréhension des processus ayant cours à la surface de la Terre. Cette nouvelle technologie, une fois largement disponible et accessible, nécessite toutefois une attention particulière afin de développer des nouvelles méthodes d'analyse innovantes visant à transformer les données LiDAR en produits dérivés pouvant servir à la prédiction des glissements de terrain, de l'érosion, de la morphologie des cours d'eau, de la tectonique, des formes de terrain, des dépôts de surface, etc. (Tarolli, 2014).

Les deux études présentées dans la cadre du présent travail proposent justement deux méthodes d'analyse des données d'élévation LiDAR servant à la production de produits dérivés à haute résolution : (i) une analyse géomorphométrique à l'échelle continentale visant à modéliser l'étendue maximale d'une ancienne mer et (ii) une analyse similaire visant à cartographier le MPS à l'échelle régionale. Les deux approches proposées, au-delà des résultats qu'elles engendrent vis-à-vis leur site d'étude respectif, constituent des avancées dans le domaine de l'analyse des données LiDAR et dans la prédiction de la stratigraphie du sous-sol à différentes échelles spatiales. Plus précisément, dans le contexte des sites étudiés, les connaissances générées dans ces deux études ont permis de conceptualiser un modèle stratigraphique du sous-sol pour les Hautes-Laurentides (Province de Grenville, Bouclier canadien) (*Fig. 20*).

Une meilleure connaissance du sous-sol a des implications majeures dans une variété de domaines liés aux sciences fondamentales et appliquées. En géomorphologie, elle permet de mieux localiser certains types de dépôts afin d'étudier les processus physiques expliquant leur occurrence. Dans le cas de la mer de Champlain, l'identification de dépôts marins ou littoraux à des altitudes élevées révèle également l'importance du phénomène d'enfoncement et de relèvement glacio-isostatique qui, subséquemment, permet la modélisation des volumes et courants glaciaires ayant eu cours lors de la période du Quaternaire (*Peltier, 1999, 2004; Peltier et al., 2015*). En hydrologie, les modèles stratigraphiques sont essentiels à la modélisation des patrons d'écoulement des eaux souterraines (*Hinton et al., 1993*). Par exemple, il a été montré que, dans les Hautes-Laurentides, le till glaciaire constituait une couche de faible perméabilité limitant les échanges entre les eaux souterraines peu profondes et les eaux souterraines d'aquifères profonds (*Ali et al., 2011*) et qu'il en va de même pour les argiles marines et les limons (*Ren et Santamarina, 2018*). En biologie, la répartition spatiale des propriétés physico-chimiques du sous-sol (e.g., humidité, acidité, nutriments) affecte la répartition des populations végétales et animales (*Riches et al., 2013*). De plus, la variabilité des patrons d'écoulements des eaux souterraines vers les eaux de surface (i.e., résurgence d'eau souterraine), lesquels dépendent des caractéristiques du sous-sol, favorise la création d'habitats aquatiques et peut stimuler la reproduction chez certaines espèces de poissons d'eau douce comme l'omble de fontaine (*Franssen et al., 2013*). La connaissance de la distribution des différents types de dépôts et de leurs propriétés sur un territoire donné peut donc avoir des répercussions importantes sur notre compréhension des processus hydro-stratigraphiques et hydro-écologiques.

Dans un contexte de développement durable et d'un point de vue social, la production de connaissances sur le sous-sol, duquel découle l'évolution des sols (Jenny, 1941), contribue à la sécurité pédologique (*soil security* en anglais; McBratney *et al.*, 2014). Le concept de sécurité pédologique stipule que les fonctions qu'occupent les sols dans nos sociétés sont nombreuses et qu'elles servent au maintien (i) **de la sécurité alimentaire**; les sols servent à la production alimentaire et de meilleures pratiques de conservation des sols sont requises afin d'accroître la production alimentaire en réponse au taux de croissance de la population (Pretty *et al.*, 2011); (ii) **de la sécurité énergétique**; les sols permettent la production de biocarburants; (iii) **de la sécurité des ressources en eau**; la capacité de rétention des sols permet de maintenir actives des nappes d'eau souterraine, limite les sécheresses et permet naturellement la filtration des eaux, ce qui contribue à la rendre propre à la consommation et à limiter le risque de contamination des aquifères profonds (Keesstra *et al.*, 2012); (iv) **de la biodiversité**; les sols fournissent un habitat pour des micro-organismes et invertébrés y vivant et supportent les populations végétales (Riches *et al.*, 2013); (v) **de la réduction de l'effet des changements climatiques**; les sols contribuent significativement à la séquestration du carbone (Davidson *et Janssens*, 2006). Les services écosystémiques ci-mentionnés que rendent les sols à la société sont cruciaux et, de manière générale, les connaissances développées dans le présent ouvrage contribuent à parfaire notre compréhension du sous-sol et soutiennent indirectement la protection des ressources pédologiques. Ajoutons, également, qu'au-delà d'assurer le maintien des fonctions écosystémiques que soutiennent les sols, les modèles stratigraphiques permettent de prédire plus fidèlement les aléas naturels comme les glissements de terrain et les inondations (Drobnik *et al.*, 2018).

RÉFÉRENCES

- Ali, G.A., L'Heureux, C., Roy, A.G., Turmel, M.-C., Courchesne, F., 2011. Linking spatial patterns of perched groundwater storage and stormflow generation processes in a headwater forested catchment. *Hydrological Processes*, 25, 3843-3857.
- Clément, P., Bonn, F., Dubois, J.-M.M., 1983. Télédétection et caractéristiques physiques des dépôts meubles dans un milieu anciennement englacé du sud du Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 37(1), 107-117.
- Davidson, E.A., Janssens, I.A., 2006. Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature*, 440(7081), 165-173.
- Denny, C.S., 1967. Surficial geologic map of the Dannemora quadrangle and part of the Plattsburgh quadrangle, New York. GQ-635, U. S. Geological Survey, Washington D.C.

- Denny, C.S., 1970. Surficial geologic map of the Mooers quadrangle and part of the Rouses Point quadrangle, Clinton County, New York. IMAP-630, U. S. Geological Survey, Washington D.C.
- Drobnik, T., Greiner, L., Keller, A., Grêt-Regamey, A., 2018. Soil quality indicators – From soil functions to ecosystem services. *Ecological Indicators*, 94, 151-169.
- Franssen, J., Pépino, M., Lapointe, M., Magnan, P., 2013. Alternative tactics in spawning site selection by brook trout (*Salvelinus fontinalis*) related to incubation microhabitats in a harsh winter environment. *Freshwater Biology*, 58(1), 142-158.
- Goldthwait, J.W., 1911. Raised beaches of southern Quebec, Summary Report 1910. Geological Survey of Canada, Ottawa, ON, pp. 220-233.
- Gutiérrez, M., 2013. *Geomorphology*. Taylor and Francis Group, London, UK, 1020 p.
- Heung, B., Bulmer, C.E., Schmidt, M.G., 2014. Predictive soil parent material mapping at a regional-scale: A Random Forest approach. *Geoderma*, 214-215, 141-154.
- Hinton, M.J., Schiff, S.L., English, M.C., 1993. Physical properties governing groundwater flow in a glacial till catchment *Journal of Hydrology*, 142, 229-249.
- Jenny, H., 1941. *Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology*. Dover Publication, Inc., New-York, 191 p.
- Keesstra, S.D., Geissen, V., Mosse, K., Piirainen, S., Scudiero, E., Leistra, M., van Schaik, L., 2012. Soil as a filter for groundwater quality. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4(5), 507-516.
- Lacoste, M., Lemercier, B., Walter, C., 2011. Regional mapping of soil parent material by machine learning based on point data. *Geomorphology*, 133(1-2), 90-99.
- Lewis, C.F.M., Todd, B.J., 2018. The Early Lake Ontario barrier beach: evidence for sea level about 12.8-12.5 cal. ka BP beneath western Lake Ontario in eastern North America. *Boreas*, 48(1), 195-214.
- McBratney, A., Field, D.J., Koch, A., 2014. The dimensions of soil security. *Geoderma*, 213, 203-213.
- MFFP, 2019. *Inventaire écoforestier du Québec méridional - Disponibilité des produits dérivés du LiDAR*. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Secteur des forêts, Direction des inventaires forestiers, Québec, 1 p.
- Occhietti, S., Parent, M., Shilts, W., Dionne, J.-C., Govare, É., Harmand, D., 2001. Late Wisconsinan glacial dynamics, deglaciation, and marine invasion in southern Québec. In: T.K. Weddle, M.J. Retelle (Eds.), *Deglacial History and Relative Sea-Level Changes, Northern New England and Adjacent Canada*. Geological Society of America Special Paper 351, Boulder, Colorado, pp. 243-270.
- Pair, D.L., Rodrigues, C.G., 1993. Late Quaternary deglaciation of the southwestern St. Lawrence Lowland, New York and Ontario. *Geological Society of America Bulletin*, 105(9), 1151-1164.

- Parent, M., Occhietti, S., 1988. Late Wisconsinan Deglaciation and Champlain Sea Invasion in the St. Lawrence Valley, Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 42(3), 215-246.
- Peltier, W.R., 1999. Global sea level rise and glacial isostatic adjustment. *Global and Planetary Change*, 20, 93-123.
- Peltier, W.R., 2004. Global Glacial Isostasy and the Surface of the Ice-age Earth: The ICE-5G (VM2) Model and GRACE. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 32(1), 111-149.
- Peltier, W.R., Argus, D.F., Drummond, R., 2015. Space geodesy constrains ice age terminal deglaciation: The global ICE-6G_C (VM5a) model. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 120(1), 450-487.
- Pretty, J., Toulmin, C., Williams, S., 2011. Sustainable intensification in African agriculture. *International Journal of Agricultural Sustainability*, 9(1), 5-24.
- Prince, A., Franssen, J., Fortier, D., 2019. Localisations des crêtes de plages liées à l'étendue maximale de la Mer de Champlain obtenues par donnée d'élévation LiDAR à haute résolution, v. 1. Nordicana D47.
- Rayburn, J.A., K. Knuepfer, P.L., Franzi, D.A., 2005. A series of large, Late Wisconsinan meltwater floods through the Champlain and Hudson Valleys, New York State, USA. *Quaternary Science Reviews*, 24(22), 2410-2419.
- Ren, X.W., Santamarina, J.C., 2018. The hydraulic conductivity of sediments: A pore size perspective. *Engineering Geology*, 233, 48-54.
- Riches, D., Porter, I.J., Oliver, D.P., Bramley, R.G.V., Rawnsley, B., Edwards, J., White, R.E., 2013. Review: soil biological properties as indicators of soil quality in Australian viticulture. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 311-323.
- Richter, J., Owens, P.R., Libohova, Z., Adhikari, K., Fuentes, B., 2019. Mapping parent material as part of a nested approach to soil mapping in the Arkansas River Valley. *Catena*, 178, 100-108.
- Sugarbaker, L.J., Eldridge, D.F., Jason, A.L., Lukas, V., Saghy, D.L., Stoker, J.M., Thunen, D.R., 2017. Status of the 3D Elevation Program, 2015. Open-File Report 2016-1196, U.S. Department of the Interior, U.S. Geological Survey, Reston, Virginia.
- Tarolli, P., 2014. High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges. *Geomorphology*, 216, 295-312.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le présent ouvrage présente deux approches de cartographie numérique servant à cartographier de manière directe ou indirecte le matériel parental des sols (MPS) à deux différentes échelles spatiales, soit (i) continentale et (ii) régionale. Ces deux modèles basent leurs observations sur une combinaison de données acquises sur le terrain et des attributs du relief mesurés ou observés sur des produits matriciels dérivés des modèles numériques d'altitude (MNA) à haute résolution, eux-mêmes dérivés de données d'élévation LiDAR. Ces deux approches se sont avérées être hautement efficaces afin d'estimer la composition du sous-sol (i.e., R^2 de 0,99 et précision totale de 85% pour les deux modèles respectivement) sur leur territoire respectif, soient les basses-terres du Saint-Laurent et le Bouclier canadien. La combinaison des connaissances tirées des résultats de ces deux recherches ont permis de conceptualiser la composition du sous-sol dans les secteurs limitrophes entre ces deux régions physiographiques (*Fig. 20*). Il été conclu que la mer de Champlain (11,2 – 9,4 ka ^{14}C AP) n'a pas seulement envahi les basses-terres du Saint-Laurent, mais qu'elle a également pénétré les bas-reliefs du Bouclier canadien où elle y a favorisé le dépôt de sédiments fins (i.e., argiles et silts marins) et la formation d'un relief peu prononcé. À l'inverse, dans les secteurs plus au nord (i.e., non inondés par la mer de Champlain), l'élévation plus élevée et le relief collinéen favorisent la présence de nombreux affleurements de roche-mère.

Avec les gouvernements d'à travers le Monde travaillant à rendre disponibles une vaste sélection de données géographiques à haute résolution, le besoin est né de développer de nouvelles méthodes servant à la reconstruction des paysages passés et à une meilleure connaissance des paysages actuels. Les deux approches proposées ici sont présentées en détail et ont exigé un temps important à mettre en œuvre. Elles sont le résultat d'approches plus ou moins manuelles requérant minutie et patience. Cependant, l'idée derrière le développement de telles approches de cartographie du MPS est avant tout de pouvoir les utiliser pour la mise à jour des produits cartographiques offerts par les gouvernements (produits rendus désuets dus à leur résolution trop grossière et leur imprécision). Or, des travaux subséquents devraient travailler à automatiser les processus de SIG décrits dans cet ouvrage afin d'en faire un outil applicable et généralisable à l'ensemble des territoires où une meilleure connaissance du sous-sol est requise. Le développement de telles approches automatisées permettrait de plus rapidement estimer la composition du sous-sol et s'avérerait un outil crucial pour la gestion intégrée des ressources en eau et des terres.

MOT DE LA FIN

Et voilà! Une étape de terminée. Un chapitre qui s'achève. Une page qui se tourne. La fin d'un périple. Tant d'expressions québécoises pour n'exprimer qu'une seule et même idée : j'ai enfin fini mon mémoire. Ne vous méprenez pas cependant. Bien que j'exprime ici mon soulagement de terminer un travail de plus de trois ans n'ayant finalement mené qu'à la rédaction d'une centaine de pages, en réalité, je recommencerais l'aventure demain matin. Malgré les aléas, les erreurs, les échecs, le stress, les processus informatiques qui cessent de répondre après des heures d'opérations et les semaines complètes perdues à travailler sur des approches qui ne fonctionnaient pas, j'ai toujours profondément aimé mon travail de recherche et su apprécier la chance que j'ai de faire des études supérieures. La recherche dans son ensemble – incluant l'apprentissage par la lecture, le développement de méthodes, l'acquisition de données, l'analyse des résultats et la rédaction – c'est quelque chose qui me passionne. À aucun moment je n'ai regretté le choix que j'ai fait de pousser mes études en géographie jusqu'aux cycles supérieurs et ce, même au cours des quelques derniers mois passés enclôtré entre quatre murs à rédiger jour après jour un peu plus de l'ouvrage que vous venez (je l'espère) de lire.

J'aimerais remercier toutes les personnes impliquées de près ou de loin dans mon projet de recherche et avec qui j'ai eu l'immense privilège de travailler. Je parle ici, bien évidemment, de mon directeur de recherche, Jan, et de mon co-directeur, Jean-François, deux hommes que je ne remercierai jamais assez pour leur support. Je parle également des coauteurs volontaires qui ont cru en moi et ont dévoué de leur temps afin de me soutenir dans mes recherches – Roxane et Daniel. Je parle aussi des collègues de terrain – Charles, Stéphanie, Louis-Gabriel, Félix – et des collègues de laboratoire – Gabriel, Alexandre, Mathieu, Étienne. Ces belles années que je viens de passer, je vous les dois. J'espère un jour avoir la chance de retravailler avec vous tous.

*« C'est normal, c'est en se cassant la gueule qu'on apprend à marcher.
Combien de fois j'ai failli m'étouffer avec un os de lapin.
Il faut jamais se laisser abattre par un échec, c'est ça le secret. »*

Karadoc

ANNEXE A : DONNÉES SÉDIMENTAIRES HISTORIQUES LIÉES À L'ÉTENDUE MAXIMALE DE LA MER DE CHAMPLAIN

ID	Feature	Reported elevation (m)	Location	Y coordinate	X coordinate	Reference	Model elevation (m)	Model error (m)	Champlain Sea Portion
1	Gravel and sand deposit	192.0	Rigaud, QC	45.446000	-74.328000	Richard, 1978	205.64	13.64	Central
2	Beach-ridge	205.0	Rigaud, QC	45.458744	-74.297782	Johnston, 1916	206.98	1.98	Central
3	Unknown	200.0	Mt St Hilaire, QC	45.557000	-73.141000	Richard & Occhietti, 2005	193.80	6.20	Central
4	Beach	181.0	Mt St Hilaire, QC	45.548754	-73.156869	Brown Macpherson, 1967	193.75	12.75	Central
5	Terrace	183.0	Mt Yamaska, QC	45.452888	-72.864609	Goldthweit, 1911	192.46	9.46	Central
6	Beach	171.0	Granby, QC	45.385790	-72.726539	Chapman, 1937	170.65	0.35	Central
7	Beach	210.0	12.8 km northwest of Ottawa	45.492000	-75.836000	Johnston, 1917	208.48	1.52	Northern
8	Silt deposit	241.0	Rivière Ouareau, QC	46.196697	-73.892242	Prichonnet, 1977	242.69	1.69	Northern
9	Sandy terrace	251.0	10 km north of Arundel, QC	46.045300	-74.663000	Prichonnet 1977	240.97	10.03	Northern
10	Unknown	245.0	Ferme Alarie, QC	46.030238	-74.679339	Prichonnet, 1977	240.16	4.84	Northern
11	Flat sand deposit	252.0	Lac Caribou, QC	46.025855	-74.462493	Prichonnet, 1977	243.42	8.58	Northern
12	Terrace	241.0	Chertsey, QC Entre St-Sauveur et Piedmont, QC	46.063669	-73.876075	Prichonnet, 1977	243.18	2.18	Northern
13	Terrace	250.0	QC	45.897935	-74.137853	Prichonnet, 1977	242.26	7.74	Northern
14	Beach	241.0	Harrington, QC	45.814000	-74.641000	Prichonnet, 1977	230.99	10.01	Northern
15	Unknown	210.0	Unknown	47.032906	-71.476952	Normandeau et al., 2013; Parent, 1987	220.06	10.06	Northern
16	Beach	155.0	Dunham, QC	45.128353	-72.806311	Chapman, 1937	147.29	7.71	Southern
17	Delta	149.0	Frelighsburg, QC	45.055336	-72.837840	Wagner, 1972	140.89	8.11	Southern
18	Beach	160.0	Covey Hill, QC	45.037900	-73.837900	Chapman, 1937; Rayburn 2004	161.21	1.21	Southern
19	Terrace	160.0	Covey Hill, QC	45.031400	-73.907900	Prest, 1970; Rayburn, 2004	160.64	0.64	Southern
20	Beach	162.0	Maritana, QC	45.040228	-73.863985	Clark & Karrow, 1984	161.44	0.56	Southern
21	Beach	152.5	Wood Falls, NY	44.925100	-73.641900	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	150.93	1.57	Southern
22	Beach	134.2	Vassar Road	44.833200	-73.543000	Denny, 1979; Rayburn, 2004	142.25	8.05	Southern
23	Beach	142.0	West Chazy, NY	44.821110	-73.508863	Chapman, 1937	140.55	1.45	Southern
24	Beach	138.0	West Beekmantown, NY	44.771314	-73.554798	Chapman, 1937	136.68	1.32	Southern
25	Beach	131.0	West Beekmantown, NY	44.771314	-73.554798	Chapman, 1937	136.68	5.68	Southern
26	Delta	127.8	Morrisonville, NY	44.700500	-73.559700	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	129.67	1.87	Southern

27	Delta	120.1	East Georgia, VT	44.693300	-73.093800	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	116.95	3.15	Southern
28	Delta	120.0	East Georgia, VT	44.680048	-73.083198	Chapman, 1937	115.49	4.51	Southern
29	Delta	129.0	Fairfax, VT	44.654300	-73.010100	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	111.27	17.73	Southern
30	Terrace	123.0	Schuyler Falls, NY	44.628700	-73.557976	Chapman, 1937	122.38	0.62	Southern
31	Beach	121.0	Schuyler Falls, NY	44.628700	-73.557976	Chapman, 1937	122.38	1.38	Southern
32	Delta	122.0	Schuyler Falls, NY	44.628700	-73.557976	Chapman, 1937	122.38	0.38	Southern
33	Delta	120.7	Cozy Corner, VT	44.626700	-73.101100	Rayburn, 2004	111.30	9.40	Southern
34	Delta	109.7	Keeseville, NY	44.529800	-73.458000	Chapman, 1937; Denny, 1979; Rayburn, 2004	110.70	1.00	Southern
35	Delta	114.0	Winooski, VT	44.474000	-73.093200	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	97.96	16.04	Southern
36	Delta	104.5	Winooski, VT	44.466400	-73.103700	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	97.54	6.96	Southern
37	Delta	100.6	LaPlatte Rive, VT	44.333800	-73.116600	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	87.09	13.51	Southern
38	Beach	91.4	Watertown, NY	44.268600	-73.231600	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	84.12	7.28	Southern
39	Beach	91.6	Mt Philo, VT	44.279300	-73.230100	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	84.90	6.70	Southern
40	Delta	73.0	Mullen Brook, VT	44.111500	-73.448200	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	77.03	4.03	Southern
41	Delta	56.4	Crown Point, NY	43.952300	-73.442800	Connally & Cadwell, 2002	67.13	10.73	Southern
42	Delta	183.0	Rectory Hill, QC	46.320037	-71.517533	Parent, 1987	178.43	4.57	Southern
43	Terrace	191.0	Laurierville, QC	46.297042	-71.659785	Parent, 1987	189.86	1.14	Southern
44	Beach	191.0	Laurierville, QC	46.297042	-71.659785	Parent, 1987	189.86	1.14	Southern
45	Terrace	175.0	Norberville, QC	46.105154	-71.822706	Parent, 1987	178.20	3.20	Southern
46	Delta	174.0	Warwick, QC	45.949360	-71.996138	Parent, 1987	172.72	1.28	Southern
47	Beach	164.0	Ste-Elisabeth-de-Warwick, QC	45.924082	-72.076974	Parent, 1987	173.14	9.14	Southern
48	Beach	171.0	Mareuil, QC	45.824343	-72.152659	Parent, 1987	169.33	1.67	Southern
49	Beach	175.0	L'Avenir, QC	45.763344	-72.303565	Parent, 1987	172.42	2.58	Southern
50	Terrace	165.0	Danville, QC	45.776749	-72.020542	Parent, 1987	165.11	0.11	Southern
51	Terrace	170.0	Trenholm, QC	45.704142	-72.205617	Parent, 1987	166.84	3.16	Southern
52	Beach	162.0	St Chrysostome, QC	45.101000	-73.760000	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988	166.83	4.83	Southern
53	Beach	157.0	Earlville, NY	44.989800	-74.026100	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	157.17	0.17	Southern
54	Beach	156.0	Chateaugay, NY	44.972100	-74.097300	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	156.29	0.29	Southern
55	Beach	154.0	Coveytown Corners, NY	44.952000	-74.191700	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	155.72	1.72	Southern

56	Beach	153.0	Coveytown Corners, NY	44.947700	-74.219500	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	155.74	2.74	Southern
57	Beach	151.0	Malone, NY	44.922600	-74.273600	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	154.44	3.44	Southern
58	Delta	137.0	East Franklin, VT	44.996284	-72.831985	Wagner, 1972	135.23	1.77	Southern
59	Beach	148.0	Fay, NY	44.892900	-74.333000	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	153.03	5.03	Southern
60	Beach	145.0	North Bangor, NY	44.871200	-74.418300	Clark, 1980; Pair <i>et al.</i> , 1988; Rayburn, 2004	153.05	8.05	Southern
61	Delta	119.0	South Franklin, VT	44.941751	-72.846956	Wagner, 1972	130.82	11.82	Southern
62	Delta	125.0	Sheldon, VT	44.900625	-72.938218	Chapman, 1937	129.86	4.86	Southern
63	Beach	119.0	St. Albans, VT	44.810762	-73.084248	Chapman, 1937	126.86	7.86	Southern
64	Terrace	134.0	St. Albans, VT	44.810762	-73.084248	Chapman, 1937	126.86	7.14	Southern
65	Delta	111.0	Milton, VT	44.658300	-73.125400	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	114.75	3.75	Southern
66	Delta	110.0	Milton, VT	44.638149	-73.137027	Chapman, 1937	113.27	3.27	Southern
67	Terrace	107.1	Colchester Station, VT	44.564200	-73.133100	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	106.62	0.48	Southern
68	Delta	91.6	Shelburne Falls, VT	44.362000	-73.226400	Chapman, 1937; Rayburn, 2004	91.30	0.30	Southern
69	Delta	88.5	Lewis Creek, VT	44.253500	-73.195500	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	82.41	6.09	Southern
70	Terrace	77.9	Ferrisburg, VT	44.232600	-73.229000	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	81.46	3.56	Southern
71	Beach	74.3	Vergennes, VT	44.165500	-73.204600	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	76.40	2.10	Southern
72	Delta	62.5	Waybridge, VT	44.065300	-73.216100	Wagner, 1972; Rayburn, 2004	70.12	7.62	Southern

ANNEXE B : DONNÉES FAUNIQUES HISTORIQUES LIÉES À LA MER DE CHAMPLAIN

ID	Location	Y Coordinate	X Coordinate	Reported elevation (m)	Years BP	Sediment	Reference	Modeled sea level (m)	Modeled depth of sample (m)
1	Frelighsburg, QC	45.057407	-72.838021	145	11740	Lens of sand and clay in delta	Parrot & Stone, 1972	141	-4
2	Peru, NY	44.581475	-73.525742	101	11900	Pebbly sand	Lowdon & Blake, 1979	117	16
3	Danville, QC	45.789048	-72.021696	149	11370	Deltaic sand	Parent, 1984	166	17
4	Ste-Christine, QC	45.616157	-72.424886	145	11530	Silt	Lowdon & Blake, 1970	170	25
5	Mont Royal, QC	45.511623	-73.647551	171	11490	Unknown	Elson, 1962, 1969	206	35
6	N.-D.-des-Laurentides, QC	46.917260	-71.324412	176	11600	Glaciomarine sediment	Lowdon & Blake, 1976	214	38
7	Plattsburg, NY	44.773315	-73.452090	96	11800	Silty sand	Lowdon & Blake, 1979	135	39
8	Warwick, QC	45.967554	-71.987549	132	10780	Reworked esker gravel and sand	Parent, 1987	173	41
9	Burlington, VT	44.490089	-73.210826	58	11420	Silt and clay	Spiker <i>et al.</i> , 1978	102	44
10	Warwick, QC	45.967554	-71.987549	127	11700	Reworked esker gravel and silty sand	Parent, 1984	173	46
11	Kingsey Falls, QC	45.846406	-72.080879	122	11410	Stratified silty sand and clay	Dyck <i>et al.</i> , 1965	170	48
12	L'Avenir, QC	45.764865	-72.303749	122	12000	Pebbly gravel and sand Reworked sand on St-Narcisse	Lowdon & Blake, 1970	172	50
13	Charrette, QC	46.440648	-72.923683	137	10100	Moraine	Lowdon & Blake, 1975	188	51
14	Plattsburg, NY	44.773315	-73.452090	79	11665	Unknown	Cronin, 1977	135	56
15	Shawinigan, QC	46.563693	-72.740520	129	10300	Littoral silt	Occhietti, 1980	186	57
16	Adamsville, QC	45.281767	-72.785554	105	11360	Sand	Prichonnet, 1982, 1984	162	57
17	St-Alban, QC	46.719550	-72.076935	78	10200	Inundation silt	Occhietti, 1980	138	60
18	St-Henri-de-Lévis, QC	46.692063	-71.066737	104	12230	Interbedded gravel and clay	Samson <i>et al.</i> , 1977	204	100
19	Charlesbourg, QC	46.892656	-71.288782	110	12400	Clayed sand Reworked sand on St-Narcisse	Lowdon & Blake, 1973	212	102
20	Charrette, QC	46.440648	-72.923683	128	10200	Moraine	Occhietti, 1980	231	103
21	St-Wenceslas, QC	46.165471	-72.322051	81	10350	Littoral sand	Parent, 1987	184	103
22	Beauport, QC	46.892381	-71.199010	106	11100	Diamicton	Lowdon & Blake, 1976	209	103
23	Duncan, QC	45.781938	-72.632739	81	10590	Littoral sand	Elson, 1969	185	104
24	St-Alban, QC	46.719550	-72.076935	71	10600	Pebbly silt	Occhietti, 1980	181	110
25	St-Dominique, QC	45.567325	-72.854995	63	11250	Sand and silt	Unpublished	185	122

26	Ste-Croix-de-Lotbinière, QC	46.622551	-71.731133	84	10700	Shallow-water reworked sediment	Samson <i>et al.</i> , 1977	207	123
27	St-Dominique, QC	45.567325	-72.854995	61	12480	Unknown	Prichonnet, 1982	185	124
28	St-Louis-de-France, QC	46.422410	-72.625302	60	10910	Cobbly layer in laminated clay	Occhietti, 1980	188	128
29	Pont-Rouge, QC	46.756225	-71.697628	90	10390	Shallow-water reworked sediment	LaSalle <i>et al.</i> , 1977	220	130
30	Pointe St-Nicolas, QC	46.724497	-71.332293	70	11260	Shallow-water reworked sediment	Samson <i>et al.</i> , 1977	213	143
31	Deschaillons, QC	46.545076	-72.107016	35	11130	Massive pebbly clay	Lamothe, 1985	184	149
32	Beauport, QC	46.892381	-71.199010	58	10650	Littoral sediment	Samson <i>et al.</i> , 1977	209	151
33	Pointe St-Nicolas, QC	46.724497	-71.332293	60	11120	Gravel	Samson <i>et al.</i> , 1977	213	153
34	Pointe St-Nicolas, QC	46.724497	-71.332293	57	11340	Deep-water reworked sediment	Parent, 1987	213	156
35	Pointe St-Nicolas, QC	46.724497	-71.332293	55	11200	Deep-water reworked sediment	Parent, 1987	213	158
36	Pointe St-Nicolas, QC	46.724497	-71.332293	50	9460	Shallow-water reworked sediment	Parent, 1987	213	163
37	St-Nicolas, QC	46.694789	-71.382295	48	9335	Regressive sands	Parent, 1987	214	166
38	St-Nicolas, QC	46.694789	-71.382295	48	10000	Regressive sands	Lowdon & Blake, 1979	214	166
39	St-Nicolas, QC	46.694789	-71.382295	44	10890	Stony clay and silt	Parent, 1987	214	170
40	Ste-Foy, QC	46.781348	-71.286121	38	9900	Regressive sands	Parent, 1987	212	174
41	La Gabelle, QC	46.446653	-72.756142	11	11100	Glaciomarine sediment	Occhietti, 1976	187	176

ANNEXE C : CRÊTES DE PLAGES LIÉES À L'ÉTENDUE MAXIMALE DE LA MER DE CHAMPLAIN ET IDENTIFIÉES PAR DONNÉES D'ÉLEVATION LIDAR

Données supplémentaires disponibles sur la plateforme Nordicana D ([Prince et al., 2019](#)).

Section ID	Beach ID	Map ID	Regressive	Longitude	Latitude	Length (m)	Minimal elevation (m)	Average elevation (m)	Maximal elevation (m)	Elevation difference (m)
0	0	B0_S0	N	-76.36645096	43.52436438	425.9	86.23	86.56	86.97	0.75
1	1	B1_S1_2_3	Y	-76.17282408	43.70634365	248.82	93.17	93.63	94.11	0.94
2	1	B1_S1_2_3	Y	-76.17680011	43.70529434	192.87	93.19	93.8	94.08	0.89
3	1	B1_S1_2_3	Y	-76.17478724	43.70835836	129.34	93.2	93.63	93.95	0.75
4	2	B2_S4_5	Y	-76.18710699	43.69298747	356.37	92.02	93.57	94.38	2.36
5	2	B2_S4_5	N	-76.18685169	43.69577233	219.58	92.96	94.21	96.01	3.05
6	3	B3_S6	N	-76.20330334	43.81956467	163.34	99.59	100.02	100.32	0.72
7	4	B4_S7	N	-76.13114279	43.88409276	159.22	106.12	106.98	107.57	1.45
8	5	B5_S8_9	Y	-75.97897905	44.22854431	150.66	135.22	135.73	136.3	1.08
9	5	B5_S8_9	Y	-75.97652683	44.22638655	83.07	135.35	135.69	135.93	0.58
10	6	B6_S10_11	Y	-73.1566413	45.54222496	81.36	185.9	186.83	187.82	1.92
11	6	B6_S10_11	N	-73.15786467	45.54109483	77.32	192.13	193.26	193.74	1.61
12	7	B7_S12	Y	-73.14648559	45.53829768	44.76	160.92	161.78	162.41	1.49
13	8	B8_S13	Y	-72.64043592	45.39024873	292.68	168.6	169.91	171.35	2.75
14	9	B9_S14_15	Y	-72.65445204	45.31183986	107.02	148.68	149	149.53	0.85
15	9	B9_S14_15	Y	-72.65569	45.31092215	67.29	148.71	148.89	149.06	0.35
16	10	B10_S16	N	-72.68195107	45.44270938	63.5	171.77	172.21	173	1.23
17	11	B11_S17_18	Y	-72.68367363	45.45799221	85.27	147.5	147.99	148.49	0.99
18	11	B11_S17_18	Y	-72.68212833	45.45786417	46.25	148.87	149.19	149.35	0.49
19	12	B12_S19	Y	-72.63120466	45.45091926	64.36	170.26	170.5	170.86	0.6
20	13	B13_S20	Y	-72.61176947	45.47956499	99.64	170.18	170.42	170.55	0.37
21	14	B14_S21_22_23	Y	-72.42596711	45.59706281	314.06	168.7	169.11	169.46	0.76
22	14	B14_S21_22_23	Y	-72.42521136	45.59837845	107.05	168.38	168.71	169.37	0.99
23	14	B14_S21_22_23	N	-72.42288085	45.59758264	53.22	169.33	169.46	169.6	0.27
24	15	B15_S24	Y	-72.47657202	45.61259057	107.16	149.45	149.8	150.22	0.77

25	16	B16_S25_26	Y	-72.41578354	45.62931545	342.33	163.12	163.53	164.16	1.04
26	16	B16_S25_26	Y	-72.42223634	45.63391163	177.3	163.74	164.14	164.48	0.74
27	17	B17_S27_28_29	Y	-72.43008473	45.63128594	283.9	160.53	161.04	161.52	0.98
28	17	B17_S27_28_29	Y	-72.43104307	45.63147487	268.39	159.42	159.78	160.35	0.93
29	17	B17_S27_28_29	Y	-72.42994578	45.62915205	107.68	158.98	159.38	159.83	0.85
30	18	B18_S30_31	Y	-72.44517447	45.65007064	136.11	141.32	141.69	141.92	0.6
31	18	B18_S30_31	Y	-72.44545363	45.65091905	111.24	139.95	140.19	140.56	0.61
32	19	B19_S32	Y	-72.49474316	45.64828604	76.86	140.18	140.51	140.96	0.78
33	20	B20_S33	N	-72.91724889	45.00874186	62.83	138.35	138.53	138.71	0.36
34	21	B21_S34_35_36	N	-74.01167487	45.01483382	270.74	158.72	159.27	160.26	1.54
35	21	B21_S34_35_36	Y	-73.99380825	45.01893512	218.89	158.95	159.74	160.75	1.8
36	21	B21_S34_35_36	Y	-73.9888186	45.02005448	532.88	157.67	159.94	161.24	3.57
37	21	B21_S37	Y	-73.95481163	45.02464058	650.85	153.89	155.58	156.99	3.1
38	21	B21_S38	Y	-73.86964676	45.03759183	599.84	157.01	158.25	159.56	2.55
39	21	B21_S39	N	-73.82234718	45.03847306	727.61	159.55	161.26	163.34	3.79
40	22	B22_S40_41	N	-73.54130981	44.81402785	426.93	138.99	140.36	142.65	3.65
41	22	B22_S40_41	Y	-73.53770855	44.80589781	221.75	136.41	137.03	137.89	1.48
42	23	B23_S42	Y	-73.5053404	44.76706614	163.68	106.37	107.06	107.55	1.18
43	24	B24_S43	Y	-73.52091307	44.72530022	228.1	117.08	117.38	117.94	0.86
44	25	B25_S44_45	Y	-73.47995071	44.55189712	53.08	94.78	95	95.19	0.41
45	25	B25_S44_45	Y	-73.47682875	44.54946983	197.03	97.86	98.23	98.61	0.75
46	26	B26_S46	Y	-73.38151292	44.42171606	52.05	80.04	80.13	80.24	0.21
47	27	B27_S47	N	-73.36910363	44.2850471	129.62	87.35	87.73	88.54	1.19
48	28	B28_S48	Y	-74.75124637	45.65438798	58.91	129.97	130.61	131.11	1.14
49	29	B29_S49	Y	-74.75793702	45.65352927	52.25	129.41	129.64	129.93	0.52
50	30	B30_S50	Y	-74.8940832	45.66906511	152.97	129.71	130.61	131.92	2.21
51	31	B31_S51_52_53_54	Y	-74.94772127	45.66891323	70.53	150.34	152.14	153.92	3.58
52	31	B31_S51_52_53_54	Y	-74.94706758	45.66779682	71.37	152.59	153.11	153.36	0.77
53	31	B31_S51_52_53_54	Y	-74.94298632	45.66661574	64.78	150.14	150.53	150.9	0.76
54	31	B31_S51_52_53_54	Y	-74.94411572	45.66693133	90.34	150	150.52	150.97	0.97
55	32	B32_S55	Y	-75.17168809	45.6496513	314.37	176.06	176.67	177.29	1.23
56	33	B33_S56_57	Y	-75.1588098	45.65205517	120.67	168.14	169.18	170.44	2.3

57	33	B33_S56_57	Y	-75.15762061	45.65362297	148.77	165.9	167.02	167.83	1.93
58	34	B34_S58	Y	-75.19231621	45.65840331	112.12	145.78	146.4	147	1.21
59	35	B35_S59_60_61_62	Y	-75.22809936	45.65136178	91.55	144.65	144.88	145.21	0.55
60	35	B35_S59_60_61_62	Y	-75.22964117	45.65178173	59.96	144.23	144.57	144.82	0.58
61	35	B35_S59_60_61_62	Y	-75.23361287	45.65320482	177.56	147.96	149.71	151.15	3.19
62	35	B35_S59_60_61_62	Y	-75.23880778	45.64945871	140.84	149.11	149.71	150.12	1.02
63	36	B36_S63	N	-75.22039336	45.66958569	84.92	213.75	214.33	214.75	1
64	37	B37_S64_65	Y	-76.13767719	45.58077826	168.23	171.35	172.9	173.72	2.38
65	37	B37_S64_65	Y	-76.13517818	45.5808153	85.82	172.05	173.04	173.42	1.37
66	38	B38_S66	Y	-76.16469381	45.58005991	29.15	161.9	162.2	162.37	0.47
67	39	B39_S67_68	Y	-76.18731653	45.58360641	97.62	204.24	204.79	205.4	1.16
68	39	B39_S67_68	Y	-76.18630037	45.5842875	143.08	203.94	205.84	206.62	2.68
69	40	B40_S69_70	N	-76.19172726	45.5878476	159.68	205.8	206.36	206.9	1.1
70	40	B40_S69_70	Y	-76.19263775	45.59009063	86.53	203.83	203.97	204.25	0.42
71	41	B41_S71_72	Y	-76.27414994	45.58040973	113.6	174.58	175.26	175.92	1.34
72	41	B41_S71_72	Y	-76.27257959	45.57897588	271.56	173.37	174.08	175.08	1.71
73	42	B42_S73_74_75	Y	-76.6378813	45.82701709	174	183.04	183.9	184.84	1.8
74	42	B42_S73_74_75	Y	-76.6359658	45.82792818	87.74	182.4	183.22	183.47	1.07
75	42	B42_S73_74_75	N	-76.63781593	45.82660327	103.66	182.71	183.94	185.25	2.54
76	43	B43_S76	N	-76.88951197	45.91521822	148.57	185.48	185.75	186.02	0.54
77	44	B44_S77	Y	-74.31977059	45.44860908	59.25	195.64	196.21	196.45	0.81
78	45	B45_S78_79_80	Y	-74.29483006	45.43870699	70.55	180.69	180.94	181.2	0.51
79	45	B45_S78_79_80	Y	-74.29721451	45.43920329	107.51	179.8	180.32	180.78	0.98
80	45	B45_S78_79_80	Y	-74.30035842	45.44007216	89.27	180.67	180.93	181.17	0.5
81	46	B46_S81	N	-74.30262287	45.45463389	282.35	205.59	206.45	207.61	2.02
82	47	B47_S82	Y	-74.29058025	45.45199133	51.35	203.6	203.87	204.27	0.67
83	48	B48_S83_84	Y	-74.31722131	45.46064037	122.52	178.46	179.04	179.93	1.47
84	48	B48_S83_84	Y	-74.31665219	45.46107637	82.84	181.68	181.98	182.18	0.5
85	49	B49_S85	Y	-73.98895172	45.8571272	58.03	209.37	209.64	209.86	0.49
86	50	B50_S86	Y	-73.97746552	45.86471599	33.53	206.32	206.72	207.2	0.88
87	51	B51_S87_88	Y	-73.93660228	45.89631788	49.77	240.5	240.88	241.45	0.95
88	51	B51_S87_88	N	-73.93531879	45.89697962	50.12	241.26	241.61	242.08	0.82

89	52	B52_S89	Y	-73.90747417	45.90452349	44.26	217.85	218.07	218.34	0.49
90	53	B53_S90	Y	-73.89439353	45.9028688	44.67	183.19	183.6	183.92	0.73
91	54	B54_S91	Y	-73.92151444	45.87036002	106	162.83	163.16	163.54	0.71
92	55	B55_S92_93	Y	-73.89604111	45.84922517	47.47	111.48	111.64	111.78	0.3
93	55	B55_S92_93	Y	-73.89557314	45.85041451	51.02	111.68	112.19	112.49	0.81
94	56	B56_S94	Y	-73.97945537	45.83336623	61.88	167.88	168.24	168.56	0.68
95	57	B57_S95	Y	-73.96271467	45.83251746	38.83	150.87	151.12	151.44	0.57
96	58	B58_S96	Y	-73.98224928	45.81108458	32.55	139.71	139.9	140.1	0.39
97	59	B59_S97_98_99	N	-73.03839362	46.40299593	153.28	194.71	196.72	197.49	2.78
98	59	B59_S97_98_99	Y	-73.03270201	46.40396249	206.04	191.72	192.63	193.29	1.57
99	59	B59_S97_98_99	Y	-73.03645093	46.40357288	146.39	193.62	194.2	194.86	1.24
100	60	B60_S100	Y	-72.91967963	46.45455669	231.14	158.14	158.54	159.39	1.25
101	61	B61_S101	N	-72.93709094	46.47538164	154.87	186.44	186.86	187.25	0.81
102	62	B62_S102	Y	-72.92216988	46.48003061	141.87	183.65	184.27	184.99	1.34
103	63	B63_S103	Y	-72.88222179	46.47925501	37.6	136.31	136.51	136.7	0.39
104	64	B64_S104	Y	-72.65342573	46.51017021	167.27	180.27	180.78	181.25	0.98
105	65	B65_S105	N	-72.63296247	46.73946011	60.89	185.27	185.64	185.91	0.64
106	66	B66_S106_107	Y	-72.25025965	46.69346517	438.57	172.77	173.67	174.24	1.47
107	66	B66_S106_107	Y	-72.25080616	46.69074514	116.96	173.71	173.99	174.45	0.74
108	67	B67_S108	Y	-72.2528425	46.68066408	479.47	107.43	109.2	110.48	3.05
109	68	B68_S109	Y	-72.29192874	46.7269304	298.64	174.76	176.73	178.75	3.99
110	69	B69_S110	N	-72.04601229	46.79082453	194.33	180.98	181.93	184.47	3.49
111	70	B70_S111_112	Y	-72.05673418	46.79888624	154.46	175.59	176.28	176.88	1.29
112	70	B70_S111_112	Y	-72.05295876	46.79848769	172.73	173.11	173.92	175.19	2.08
113	71	B71_S113_114	Y	-71.74615911	46.85635409	177.04	209.84	211.45	212.7	2.86
114	71	B71_S113_114	Y	-71.74559918	46.85985417	75.14	198.75	199.18	199.57	0.82
115	72	B72_S115_116	Y	-71.72050486	46.8198817	247.76	196.3	196.79	197.32	1.02
116	72	B72_S115_116	Y	-71.71098766	46.82469043	288.71	215.45	217.16	218.42	2.98
117	72	B72_S117_118	Y	-71.69959207	46.83231176	424.92	208.99	211.17	213.14	4.15
118	72	B72_S117_118	N	-71.69268851	46.83568462	285.97	223.77	225.48	226.68	2.91
119	72	B72_S119_120	Y	-71.67380618	46.84857385	283.6	216.93	218.68	220.89	3.96
120	72	B72_S119_120	Y	-71.67066762	46.85102477	146.66	208.52	210.45	212.25	3.73

121	73	B73_S121	Y	-71.59415947	46.87706277	93.94	201.06	201.77	202.76	1.7
122	74	B74_S122_123	Y	-71.57366038	46.79727919	172.22	196.08	196.88	197.29	1.22
123	74	B74_S122_123	Y	-71.56964008	46.79686955	193.64	192.54	193.26	193.68	1.14
124	75	B75_S124_125_126	Y	-71.55571096	46.7911457	89.69	199.38	199.8	200.22	0.84
125	75	B75_S124_125_126	Y	-71.55462168	46.79265663	105.8	197.14	197.38	197.75	0.61
126	75	B75_S124_125_126	Y	-71.55417019	46.79028281	248.04	193.28	194.25	195.62	2.34
127	76	B76_S127_128_129	Y	-71.24755056	46.89439912	339.91	208	208.81	210.23	2.23
128	76	B76_S127_128_129	Y	-71.23990231	46.89557082	119.02	208.09	208.71	209.51	1.42
129	76	B76_S127_128_129	N	-71.24274404	46.89384557	116.08	209.24	209.98	210.39	1.15
130	77	B77_S130	Y	-71.01194262	47.00061871	120.12	195.02	195.45	196.24	1.22
131	78	B78_S131	Y	-71.00363106	47.00598864	165.22	199.2	200.55	201.58	2.38
132	79	B79_S132	Y	-71.00743672	47.00079955	203.23	194.71	195.6	196.13	1.42
133	80	B80_S133_134	Y	-71.01476607	46.99588485	82.51	184.88	185.52	186.09	1.21
134	80	B80_S133_134	Y	-71.013715	46.99274917	164.31	166.35	166.92	167.45	1.1
135	81	B81_S135	N	-70.97219499	47.03530238	55.34	208.54	209.19	210.17	1.63
136	82	B82_S136	Y	-70.86378471	47.08052076	130.86	197.91	198.52	199.18	1.27
137	83	B83_S137	Y	-70.79046889	47.08512423	126.61	194.14	194.5	195.27	1.13
138	84	B84_S138_139	Y	-70.57965298	47.27058721	248.81	71.99	73.04	74.59	2.6
139	84	B84_S138_139	Y	-70.57842368	47.27322782	35.85	73.51	74.04	74.71	1.2
140	84	B84_S140_141_142	Y	-70.57591552	47.28635273	195.52	80.97	82.91	85.27	4.3
141	84	B84_S140_141_142	Y	-70.57557784	47.28336625	83.35	83.57	84.61	85.8	2.23
142	84	B84_S140_141_142	Y	-70.5756923	47.28129098	134.21	86.23	88.54	90.44	4.21
143	85	B85_S143	N	-70.51873972	47.41209786	75.58	191.59	192.28	192.73	1.14
144	86	B86_S144_145_146_147	Y	-75.96341393	44.21770185	343.38	134.64	135.52	136.28	1.64
145	86	B86_S144_145_146_147	Y	-75.95779911	44.21575937	151.42	138.43	138.95	139.65	1.22
146	86	B86_S144_145_146_147	N	-75.95089527	44.21692444	256.43	142.95	144.15	145.62	2.67
147	86	B86_S144_145_146_147	Y	-75.95021856	44.21610178	129.23	143.63	144.28	144.84	1.21
148	87	B87_S148	Y	-74.92166757	45.68176956	120.69	157.41	158.22	158.97	1.56
149	88	B88_S149	N	-72.61032882	46.5095822	422.19	186.68	187.51	188.76	2.08
150	89	B89_S150	N	-76.05740598	43.96683941	388.75	109.17	110.02	111.04	1.87
151	90	B90_S151	N	-73.49577418	44.55296191	225.12	112.7	113.74	114.7	2
152	91	B91_S152	Y	-73.98565145	45.86706593	63.83	229.03	229.99	230.49	1.46

ANNEXE D : MOYENNE DES VALEURS DES ATTRIBUTS TOPOGRAPHIQUES DES OBJETS POUR LESQUELS LE MATÉRIEL PARENTAL DES SOLS EST CONNU

ID	Soil parent material	Topographic wetness index	Multi-resolution topographic positioning index	Slope (°)	Terrain ruggedness index	Red band	Profil curvature	Flow accumulation (m ²)	Elevation (m)	Plane Curvature	Canopy height (m)	Aspect (°)
1	Bedrock	3.6898	1.3775	27.1118	0.7749	98.4248	0.0005	37.2287	376.3383	0.0037	5.7266	94.5577
2	Bedrock	3.6387	2.6949	17.1980	0.5022	123.0216	0.0029	34.6357	413.0577	0.0215	3.8042	136.1089
3	Bedrock	3.9188	2.0120	24.2690	0.7505	123.5005	0.0042	58.0980	401.2511	0.0162	4.3281	125.4869
4	Bedrock	3.1504	1.5378	43.6430	1.4498	96.7916	-0.0056	32.3920	386.8041	0.0049	3.8083	99.0838
5	Bedrock	3.9240	2.1800	13.7695	0.3899	91.4679	0.0066	20.7030	384.8282	0.0257	4.7482	203.2008
6	Bedrock	4.4300	1.5284	22.3729	0.6655	133.7830	-0.0021	62.9132	374.7824	-0.0108	5.3175	162.1607
7	Bedrock	3.9275	2.4776	19.5772	0.6206	69.9327	0.0040	46.2311	403.7002	0.0162	4.2050	260.2975
8	Bedrock	3.6418	2.8194	12.7893	0.3489	106.1654	0.0017	21.3033	411.2887	0.0201	5.5107	188.6330
9	Bedrock	3.5596	3.0000	10.5415	0.3180	77.6978	0.0077	13.2265	413.5645	0.0307	4.2739	203.6822
10	Bedrock	3.1093	1.6375	45.4401	1.8100	54.2398	0.0010	59.4875	386.9392	0.0118	3.8386	71.4842
11	Bedrock	3.1768	1.5862	39.6261	1.3100	91.6072	-0.0023	28.3006	386.6626	0.0059	5.2543	97.5036
12	Bedrock	4.9613	1.2797	26.1578	0.8699	80.1679	-0.0256	182.4749	369.7143	-0.0964	7.0005	80.7707
13	Bedrock	3.8824	1.2826	31.1875	0.9121	70.8247	-0.0078	961.7570	369.9286	-0.0132	6.1447	263.3860
14	Bedrock	4.0543	1.2104	14.7654	0.3867	113.5344	0.0015	41.6361	358.7318	0.0125	5.6332	266.4152
15	Bedrock	3.6615	1.2088	16.6381	0.4318	102.9968	0.0003	26.4696	358.7060	0.0156	4.2048	147.1782
16	Bedrock	4.4815	-0.8273	28.3146	0.8657	83.2495	-0.0207	19008.3584	339.9668	-0.0478	3.7274	272.6127
17	Bedrock	3.5486	2.1148	19.3258	0.5390	112.0471	0.0029	23.6249	377.0540	0.0157	4.6659	220.0768
18	Bedrock	4.8243	-0.0685	12.4771	0.3473	86.6734	-0.0045	119.2636	344.1707	-0.0082	5.5521	256.1502
19	Bedrock	3.1299	1.7351	33.3922	1.0140	81.3458	0.0059	22.7868	377.0631	0.0225	4.1665	293.9885
20	Bedrock	2.8129	-0.4168	65.5235	3.5493	37.5757	-0.0114	63.3465	245.4231	-0.1434	8.1284	68.2214
21	Bedrock	3.7617	-0.2822	60.9318	2.7785	30.7314	0.0031	168.5688	250.0730	-0.0447	8.6583	75.2470
22	Bedrock	3.8482	-0.5090	47.1989	1.7995	41.6420	-0.0053	103.0681	242.4401	-0.0219	7.1824	86.8090
23	Bedrock	4.4711	1.9607	9.2143	0.2411	81.3980	0.0012	34.6003	245.7712	0.0077	7.7719	241.6603
24	Bedrock	4.4745	1.4489	18.1499	0.5046	66.1361	0.0025	49.8159	242.6469	0.0051	9.9230	265.5447
25	Bedrock	4.0956	2.1310	21.0669	0.6044	128.9112	0.0022	30.8084	343.0112	0.0191	7.1022	121.3477
26	Bedrock	3.6951	2.6694	9.9401	0.2732	135.4666	0.0077	14.1685	356.3977	0.0289	2.9357	186.7110

27	Bedrock	4.5490	1.6907	22.7988	0.6389	100.0189	0.0011	70.9143	292.8093	0.0068	5.8522	223.8499
28	Bedrock	5.4271	1.1672	19.3476	0.5305	133.4587	-0.0009	122.5464	278.5903	-0.0013	5.4641	221.1908
29	Sandy	6.4600	0.9943	3.1200	0.0697	86.8845	-0.0044	1947.1231	360.0377	-0.0079	6.4112	178.8650
30	Sandy	6.1133	1.0998	4.2259	0.0848	93.2685	-0.0030	763.0443	360.6821	-0.0016	5.7523	184.3382
31	Sandy	6.5501	1.3365	8.4258	0.2426	75.2605	-0.0087	1316.1944	374.5662	-0.0213	6.9706	179.3694
32	Sandy	6.1468	0.0294	4.4318	0.1046	69.2800	-0.0050	1258.4052	360.4610	-0.0074	8.3762	167.8350
33	Sandy	5.6501	1.1108	5.9656	0.1404	106.5673	-0.0057	1845.9205	358.5000	-0.0098	7.9415	152.1756
34	Sandy	10.0293	1.0603	4.5266	0.1020	78.9145	-0.0029	1357.3219	361.3639	-0.0040	6.7765	170.2488
35	Sandy	4.3545	1.5074	12.0414	0.3186	129.7064	-0.0010	95.6596	368.7620	0.0063	6.8362	128.1743
36	Sandy	6.5954	-1.0133	3.1801	0.0578	83.4632	-0.0032	3955.6663	339.1294	-0.0037	5.6088	168.8892
37	Sandy	5.0192	-0.6240	9.4337	0.2503	93.1402	-0.0051	72.7603	343.0068	-0.0111	7.0743	112.7735
38	Sandy	9.6331	-0.9603	3.5454	0.0460	131.5728	-0.0055	55.6298	317.7305	-0.0017	0.5608	177.4493
39	Sandy	10.5794	-1.0158	3.7286	0.0718	78.6223	-0.0010	4829.4815	318.4547	0.0008	7.9223	168.1701
40	Sandy	10.4087	-1.0033	4.0817	0.0764	89.4636	-0.0007	49661.1038	318.8304	-0.0010	6.8746	192.9214
41	Sandy	12.7487	-1.4315	4.7168	0.1587	70.0777	-0.0119	143221.8350	211.5802	-0.0160	6.3494	170.1421
42	Sandy	9.1825	-1.3950	11.9695	0.3286	75.9438	-0.0025	281186.5140	217.6905	0.0058	10.2065	116.5059
43	Sandy	14.4589	-1.3745	3.5932	0.0910	83.0750	-0.0004	167915.3836	213.4801	0.0050	8.7687	179.2448
44	Sandy	11.0909	-1.4792	7.6076	0.2068	63.0159	-0.0096	127.1793	211.4274	-0.0142	5.2267	127.1952
45	Sandy	11.8463	-1.2893	4.0750	0.0984	75.1184	-0.0050	341.9226	210.5112	-0.0037	4.0473	183.8362
46	Sandy	13.7097	-1.3479	4.8379	0.1384	73.1380	-0.0103	11413.5252	211.3196	-0.0114	5.6219	212.4851
47	Sandy	12.2550	-0.9237	2.9313	0.0450	86.2864	-0.0004	1073.2081	317.2729	-0.0018	6.2270	189.3035
48	Sandy	6.3818	-0.8926	3.3815	0.0555	86.5180	-0.0016	222.7826	318.8459	-0.0022	5.6561	0.0000
49	Sandy	11.8932	-1.0573	4.7396	0.0999	96.0647	-0.0055	6017.2154	319.7901	-0.0108	5.9289	179.9201
50	Sandy	5.5872	-1.0710	5.7643	0.1348	78.4086	-0.0049	5985.0767	321.8633	-0.0064	7.3263	187.9184
51	Sandy	6.1621	-1.1623	3.8955	0.0756	75.1439	-0.0020	6359.3888	322.0468	-0.0053	6.7554	190.1040
52	Sandy	6.2984	-1.1398	4.4965	0.0949	73.2870	-0.0017	2403.2471	323.3646	-0.0025	6.8637	183.5052
53	Sandy	8.6526	0.7314	3.1641	0.0632	66.8173	-0.0030	337.1432	347.3186	-0.0082	7.0691	187.9403
54	Sandy	5.9295	0.6261	4.1227	0.0807	85.9748	-0.0023	468.2211	338.2544	-0.0033	7.5138	178.7730
55	Sandy	5.4194	0.4535	4.5934	0.0919	91.8890	-0.0039	1021.2251	337.0871	-0.0029	6.8652	156.2346
56	Sandy	7.9607	0.6164	2.7995	0.0420	65.7848	-0.0004	481.8486	347.2327	-0.0015	7.3367	184.7484
57	Sandy	5.4391	0.8423	4.9416	0.1105	94.1878	-0.0018	146.7377	339.8052	-0.0021	7.8057	147.0837
58	Sandy	5.3447	-0.9250	3.7390	0.0735	103.9536	-0.0040	126.1826	270.1483	-0.0045	6.6210	183.0167

59	Sandy	9.3158	-0.8052	3.8822	0.0664	83.0530	0.0005	257.0728	266.8821	0.0003	8.8418	175.4176
60	Sandy	9.2327	-0.9323	3.5460	0.0599	84.7561	-0.0026	2724.7197	266.9740	-0.0014	8.7005	171.0020
61	Sandy	11.9198	-0.8595	3.4215	0.0558	90.5417	-0.0013	1975.7415	266.2692	-0.0024	7.1077	175.2931
62	Sandy	6.0996	-1.0564	5.0502	0.1030	103.5565	-0.0023	388.8319	281.1453	-0.0021	5.9776	0.0000
63	Sandy	5.9914	-0.6633	3.2778	0.0593	67.5861	-0.0028	1281.9906	237.4996	-0.0032	7.5185	0.0000
64	Sandy	12.0465	-0.8374	3.2184	0.0507	87.3748	-0.0012	984.7011	279.7145	-0.0028	6.2345	175.9158
65	Sandy	5.9799	-0.9291	3.8230	0.0714	85.3118	-0.0020	2860.3679	225.1901	-0.0029	8.4581	181.5868
66	Sandy	5.6634	-1.0418	6.1453	0.1428	76.6854	-0.0040	2519.4682	226.0660	-0.0076	8.5658	215.6847
67	Sandy	13.4097	-0.6797	2.9992	0.0412	113.7047	-0.0006	1725.7652	279.5560	-0.0034	3.9762	156.9551
68	Sandy	8.0602	-0.8056	3.0492	0.0481	83.0051	-0.0019	3756.6206	224.4050	-0.0018	7.2813	191.1568
69	Sandy	16.3330	-0.8661	3.3179	0.0486	108.0159	-0.0042	70855.9487	224.0761	-0.0003	3.0145	0.0000
70	Sandy	8.7169	-0.8165	3.3969	0.0584	81.8129	-0.0009	1264.9301	244.3408	0.0000	5.4394	172.1563
71	Sandy	8.2990	-0.5242	2.6640	0.0352	80.5816	-0.0036	1090.3992	244.1097	-0.0004	6.7657	176.6310
72	Sandy	7.9995	0.5751	3.2813	0.0435	126.6074	-0.0116	2733.5739	243.8011	-0.0027	0.5581	174.9345
73	Sandy	10.5475	-0.7528	2.7794	0.0451	75.4992	-0.0020	598.2736	244.1491	-0.0023	6.6821	176.7739
74	Sandy	10.6126	-0.6513	3.5652	0.0509	121.4948	-0.0045	37710.7304	223.8202	0.0001	2.7898	0.0000
75	Sandy	6.6313	-0.7501	3.2819	0.0562	66.4251	-0.0068	21679.9768	235.2987	-0.0052	4.7947	188.3893
76	Sandy	4.7394	0.4674	5.5386	0.1114	95.1675	-0.0057	3818.6189	236.8012	-0.0001	4.1805	198.2715
77	Sandy	9.2516	-0.9732	6.2291	0.1894	113.3303	-0.0125	753.7162	227.7151	-0.0233	0.8933	216.8193
78	Sandy	4.8985	-1.9301	3.9563	0.0660	97.4532	-0.0070	153.7759	151.3220	-0.0007	5.2206	183.9806
79	Sandy	5.1996	-1.9235	3.7632	0.0596	89.1764	-0.0097	291.8644	151.9651	-0.0030	4.5488	178.6941
80	Sandy	12.1510	-0.9996	3.1623	0.0567	79.9687	-0.0048	2787.9206	193.0585	-0.0038	4.8050	174.2483
81	Sandy	5.4175	-1.1958	8.7862	0.2279	124.6934	0.0001	88.3561	202.5439	0.0015	3.9849	247.9756
82	Sandy	6.4534	-1.9315	4.2331	0.0801	91.0928	-0.0057	2206.9586	150.4107	-0.0017	5.3074	167.1825
83	Sandy	5.0402	-1.6576	3.7353	0.0628	77.3373	-0.0057	280.9999	151.2424	0.0010	6.3025	175.0854
84	Sandy	12.1000	-1.0875	2.2594	0.0313	64.1733	-0.0021	534.5208	193.0061	0.0002	7.0778	184.0547
85	Sandy	6.6044	-1.9356	4.3105	0.0734	104.6349	-0.0043	70.7756	149.9212	0.0009	5.0929	195.4285
86	Sandy	12.2801	-1.8330	3.0525	0.0422	98.0340	-0.0110	1673.7273	148.3459	-0.0032	2.7956	176.3172
87	Sandy	6.6220	-1.2840	9.0742	0.2371	91.3173	0.0001	171.1637	196.5836	0.0005	4.8503	79.7039
88	Sandy	12.0946	-1.0684	2.6956	0.0440	82.3675	-0.0036	1985.6040	193.1062	-0.0035	5.5620	177.4669
89	Sandy	4.9814	-1.1770	5.4811	0.1426	94.1935	0.0000	271.6640	198.8124	0.0059	4.8159	114.8823
90	Sandy	11.6778	-1.1244	2.5853	0.0551	81.8027	-0.0063	1096.8099	193.1944	-0.0078	5.4056	186.4363

91	Sandy	5.9693	-1.1562	3.1370	0.0837	65.4785	-0.0119	1878.4970	223.1924	-0.0145	4.6687	186.8066
92	Sandy	5.2387	-0.9699	6.2677	0.1442	93.9894	-0.0113	123.0839	221.0654	-0.0111	3.8889	121.4363
93	Sandy	5.4757	-0.7888	4.0110	0.0760	69.5688	-0.0069	3215.8275	220.2703	-0.0024	5.8290	196.5827
94	Sandy	5.8157	-0.6052	4.0796	0.0734	76.6178	-0.0037	3972.3645	219.3094	-0.0024	6.4235	168.4682
95	Till	4.6609	1.2245	17.8043	0.5144	91.0432	-0.0064	124.5788	366.0051	-0.0128	7.1933	98.6380
96	Till	3.9497	1.4013	9.5769	0.2485	92.3242	0.0013	26.7266	376.9395	0.0142	6.3948	191.1660
97	Till	3.0210	1.3241	30.0818	0.8425	98.2010	-0.0048	15.6374	372.7227	0.0118	5.4171	106.2862
98	Till	4.6820	1.1595	14.3527	0.3800	76.1382	-0.0062	127.5635	363.7447	-0.0008	6.2907	274.9486
99	Till	3.4528	1.2371	19.4574	0.5608	78.9704	-0.0003	18.0727	367.4237	0.0248	6.4197	104.0756
100	Till	6.1401	1.1959	8.2957	0.2162	107.7971	-0.0041	173.3806	364.1026	-0.0088	6.8554	142.8436
101	Till	5.1959	1.1841	13.7390	0.3625	117.5351	-0.0026	371.4578	363.2788	-0.0061	7.7332	98.0565
102	Till	4.6736	1.2106	14.4838	0.4046	73.0856	-0.0054	80.0487	365.2337	-0.0103	7.9323	283.6412
103	Till	4.7985	1.1963	14.5731	0.3854	91.4962	-0.0016	129.4898	364.1060	0.0029	8.2523	260.9495
104	Till	3.9251	1.1581	6.7823	0.1604	81.1029	-0.0011	12.5798	358.0518	0.0168	9.2738	139.0745
105	Till	4.2253	1.7164	18.8270	0.5271	99.7811	-0.0012	38.3562	371.3466	0.0063	5.4459	267.4324
106	Till	6.9917	1.1339	8.3345	0.2135	80.6371	-0.0058	397.3954	360.6985	-0.0095	4.0622	128.8636
107	Till	3.7948	2.7068	14.3559	0.3965	124.3597	0.0046	23.4746	380.0781	0.0287	6.0581	197.4022
108	Till	4.5970	1.6245	13.5664	0.3719	159.3440	-0.0010	38.6896	374.1939	0.0020	6.9215	135.7039
109	Till	4.1505	1.0867	7.1388	0.1850	133.6294	0.0007	28.6437	354.1012	0.0095	4.5902	175.7694
110	Till	4.5349	1.0130	8.0503	0.2061	120.5138	-0.0027	326.9840	355.2848	-0.0059	6.1018	192.6851
111	Till	4.3574	-0.4329	20.0685	0.5383	121.5297	-0.0003	104.1701	342.6402	0.0019	4.3361	94.8123
112	Till	4.3140	-0.1291	18.8421	0.5299	124.6791	-0.0012	44.6469	343.2809	0.0045	4.7023	101.7796
113	Till	5.4549	-0.2940	16.3935	0.4427	132.6113	-0.0004	329.8979	342.1443	-0.0002	4.7111	136.2850
114	Till	4.1667	1.2163	11.8006	0.3651	102.4562	-0.0054	43.2444	365.3962	-0.0100	5.8194	210.5038
115	Till	4.2953	-1.2787	13.0668	0.3284	80.4707	0.0024	31.7373	344.7605	0.0078	7.9573	161.7748
116	Till	4.1191	0.6972	28.6390	0.8409	82.3646	0.0006	135.1221	350.7059	0.0126	5.3668	282.1800
117	Till	4.5774	1.1622	8.3595	0.2441	97.8394	-0.0019	127.5967	361.7969	0.0027	6.3413	219.9678
118	Till	5.7087	-0.3525	17.3400	0.4730	67.0571	-0.0047	134.9968	346.7920	-0.0091	8.6367	128.8206
119	Till	6.3529	-0.0647	5.3943	0.1248	88.5676	-0.0011	2543.8222	321.3769	0.0005	4.8124	168.3743
120	Till	4.2802	0.3596	7.5398	0.1757	77.9576	-0.0014	20543.5931	319.6723	0.0057	5.1732	194.5174
121	Till	4.6571	1.2489	19.2200	0.5418	133.3979	0.0011	57.1716	367.6531	0.0058	10.1312	110.7011
122	Till	5.2164	0.9015	10.5696	0.2754	108.9220	-0.0015	77.4835	344.2141	-0.0013	9.5683	124.9970

123	Till	4.9025	0.9114	6.0333	0.1422	99.9061	-0.0010	65.0291	350.0129	0.0004	6.9517	184.0203
124	Till	4.6220	1.1169	14.1279	0.3834	109.4795	-0.0015	43.6846	351.3702	0.0023	7.6974	106.0813
125	Till	5.0357	0.8853	5.1031	0.1166	96.9827	-0.0016	73.3311	343.5933	-0.0001	6.7082	143.4943
126	Till	4.2063	0.6383	13.8398	0.3634	128.1878	0.0023	24.8223	274.8842	0.0066	3.9554	126.2598
127	Till	4.0672	-0.9863	15.0569	0.3767	117.6504	0.0013	32.1679	272.7708	0.0050	6.5359	137.3739
128	Till	5.0294	-1.1458	9.5856	0.2458	87.0000	-0.0043	64.0380	269.3792	-0.0070	8.1317	87.6170
129	Till	4.9577	-0.9774	12.3787	0.3216	135.2281	0.0006	65.0097	271.9089	0.0012	7.2393	130.8441
130	Till	5.2653	-0.9111	6.6294	0.1572	103.3670	-0.0033	136.6209	285.8751	-0.0038	5.9628	246.9914
131	Till	4.5981	0.1865	6.0849	0.1313	85.9817	-0.0002	95.4411	289.7403	0.0061	5.3915	184.4259
132	Till	4.3482	-0.3320	15.2101	0.4015	71.0833	0.0011	5178.1673	231.0492	0.0096	9.4612	227.9138
133	Till	4.6794	-0.6115	8.5957	0.2109	104.2301	-0.0012	33.9426	285.5206	0.0004	6.4079	238.4888
134	Till	6.8853	-0.5170	4.8500	0.1058	94.0082	-0.0028	995.1039	287.5044	-0.0040	6.1472	178.0686
135	Till	4.2832	1.0787	18.3891	0.4987	53.0950	0.0043	34.6807	248.2844	0.0153	9.3110	299.0575
136	Till	4.8910	0.9767	6.2949	0.1493	84.7132	-0.0028	154.2055	248.6757	0.0029	4.6910	154.4544
137	Till	4.0431	2.3806	8.0169	0.2113	106.1539	0.0060	15.1180	254.8762	0.0216	7.5903	175.5286
138	Till	4.9355	1.2137	14.0986	0.3802	131.6914	-0.0034	58.2147	247.0942	-0.0090	9.7075	111.3776
139	Till	4.8000	0.6373	19.9862	0.5795	88.0075	-0.0032	66.9088	240.5426	-0.0070	8.6493	76.6832
140	Till	5.6157	-0.4822	13.4864	0.3712	84.0889	-0.0020	155.4429	231.8657	-0.0075	9.0218	248.0723
141	Till	4.4374	2.6908	5.8022	0.1454	94.5522	0.0032	18.7927	251.4328	0.0094	7.4044	158.6595
142	Till	6.4825	-0.9676	18.7391	0.5160	93.8144	-0.0062	871.3614	277.4804	-0.0196	8.5854	111.9095
143	Till	5.5688	0.2530	25.0748	0.7371	64.3555	-0.0022	158.1037	295.3506	-0.0099	8.8901	150.6613
144	Till	6.4754	-0.9133	10.9124	0.2899	136.3661	-0.0014	984.2682	280.0235	-0.0072	7.9138	180.6685
145	Till	5.5771	0.0153	21.0558	0.5942	101.5303	-0.0028	142.5370	299.1171	-0.0076	9.9835	44.3994
146	Till	4.9887	1.1923	32.5956	0.9740	64.0172	-0.0010	134.6807	319.9103	0.0066	11.5990	47.5709
147	Till	4.9986	1.0225	7.2216	0.1789	101.4020	-0.0041	106.5629	239.8366	-0.0042	6.1618	123.0080
148	Till	5.0329	1.2310	5.8798	0.1446	95.2590	-0.0030	115.5757	246.2351	0.0048	4.5552	147.1273
149	Till	5.1567	1.0974	9.0205	0.2352	114.4195	0.0001	102.4585	240.5852	0.0047	3.8660	124.9318
150	Till	5.1561	0.9863	9.6819	0.2651	124.1083	-0.0008	263.1832	237.1244	0.0037	2.7603	149.0252
151	Till	5.1841	-0.9043	5.6493	0.1210	98.8473	-0.0066	369.7601	208.1942	0.0006	5.6144	203.6850
152	Till	4.6211	-1.0477	5.0681	0.0931	120.5966	-0.0078	77.4315	210.0976	-0.0020	5.1235	201.6128
153	Till	4.6028	-0.9245	4.5814	0.0762	120.8611	-0.0101	127.2326	211.3902	0.0002	4.2655	163.8472
154	Till	5.6909	-0.8706	4.8726	0.0834	79.5467	-0.0091	808.7878	210.9558	0.0027	3.4808	174.6300

155	Till	4.1400	2.9940	7.1338	0.2213	107.4064	0.0031	13.0881	321.1118	0.0176	4.1987	208.9476
156	Till	4.6359	2.6696	6.7825	0.1693	140.1849	-0.0010	40.1566	315.2308	0.0019	6.1060	129.3518
157	Till	4.7945	2.5419	11.1720	0.3036	147.2721	0.0019	36.7632	313.5659	0.0090	5.2543	253.0228
158	Till	5.1994	2.3526	12.1979	0.3190	137.5070	-0.0002	90.1257	309.0003	0.0021	6.3073	162.9961
159	Till	4.5286	2.1537	18.3270	0.5080	132.7815	0.0017	45.7054	304.6928	0.0115	4.7703	177.1980
160	Till	4.1873	0.0190	6.4929	0.1466	90.2021	-0.0011	41.2813	224.5890	0.0110	4.7421	188.8886
161	Till	4.3698	-0.2744	11.0530	0.2863	80.3563	-0.0010	49.3023	226.8693	0.0091	6.0514	251.7146
162	Till	6.2803	-0.6364	5.2207	0.1264	93.2457	-0.0025	337.8283	257.8032	-0.0031	4.2879	128.0758
163	Till	5.2806	1.5929	18.5012	0.5337	128.1020	0.0027	147.3154	289.9035	0.0084	5.9426	185.9525
164	Till	4.9388	0.3559	2.9213	0.0611	80.3785	-0.0036	36.6057	259.1773	0.0011	3.8365	158.8547
165	Till	4.6206	-0.2994	4.1025	0.0792	81.8052	-0.0046	27.0927	258.3906	0.0013	5.1078	159.1098

ANNEXE E : RÉSULTATS DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE CLASSIFICATION TESTÉES POUR LA CARTOGRAPHIE DU MATÉRIEL PARENTAL DES SOLS

Spatial scale	Classification method	Number of classes	Dataset	Bedrock Accuracy	Till Accuracy	Sandy Accuracy	Total Accuracy	Left Unclassified
PBIA	ISODATA	10	Seg	0.41	0.72	0.57	0.61	0.00
PBIA	ISODATA	20	Seg	0.38	0.78	0.62	0.64	0.00
PBIA	ISODATA	30	Seg	0.67	0.68	0.69	0.68	0.02
PBIA	ISODATA	10	Tree	0.23	0.86	0.77	0.72	0.00
PBIA	ISODATA	20	Tree	0.31	0.73	0.80	0.70	0.00
PBIA	ISODATA	30	Tree	0.28	0.80	0.75	0.69	0.00
PBIA	ISODATA	10	All	0.00	0.66	0.66	0.56	0.00
PBIA	ISODATA	20	All	0.46	0.77	0.45	0.58	0.00
PBIA	ISODATA	30	All	0.44	0.72	0.62	0.63	0.05
PBIA	Maximum Likelihood	N/A	Seg	0.46	0.61	0.85	0.69	0.00
PBIA	Maximum Likelihood	N/A	Tree	0.54	0.76	0.79	0.73	0.00
PBIA	Maximum Likelihood	N/A	All	0.54	0.89	0.51	0.67	0.00
PBIA	Classification tree	N/A	All	0.59	0.56	0.73	0.64	0.00
OBIA	k-means	10	Seg	0.33	0.38	0.97	0.60	0.00
OBIA	k-means	20	Seg	0.74	0.47	0.88	0.67	0.10
OBIA	k-means	30	Seg	0.59	0.74	0.86	0.76	0.13
OBIA	k-means	10	Tree	0.26	0.78	0.84	0.72	0.00
OBIA	k-means	20	Tree	0.78	0.62	0.81	0.72	0.00
OBIA	k-means	30	Tree	0.67	0.64	0.89	0.74	0.00
OBIA	k-means	10	All	0.11	0.68	0.89	0.67	0.05
OBIA	k-means	20	All	0.81	0.62	0.80	0.72	0.10
OBIA	k-means	30	All	0.52	0.74	0.81	0.73	0.15
OBIA	Nearest neighbour	N/A	Seg	0.20	0.54	0.59	0.50	0.00
OBIA	Nearest neighbour	N/A	Tree	0.33	0.60	0.69	0.58	0.00
OBIA	Nearest neighbour	N/A	All	0.40	0.63	0.78	0.64	0.00
OBIA	Classification tree	N/A	All	0.78	0.84	0.88	0.85	0.00