

Université de Montréal

**Modélisation spatiale des changements dans les milieux
humides ouverts par automate cellulaire : étude de cas sur
la région administrative de l’Abitibi-Témiscamingue, au
Québec, Canada**

par Mariana de Oliveira Tiné

Département de géographie
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté
en vue de l’obtention du grade de maîtrise
en géographie

Avril 2018

© Mariana de Oliveira Tiné, 2018

Résumé

Les milieux humides sont parmi les écosystèmes les plus productifs qui existent à travers la planète. Trente-cinq pour cent des zones humides du monde se trouvent au Canada, avec un quatre-vingt-cinq pour cent environ situés dans la forêt boréale. Cependant, ces écosystèmes sont parmi les plus menacés en raison des perturbations humaines. Malheureusement, une fois qu'un milieu humide a perturbé, il est difficile de le ramener à son état naturel. L'étude de la complexité autour des dynamiques de changement dans les milieux humides peut être employée par l'utilisation d'outils de modélisation et de simulation spatiotemporelle pour aider la conservation de l'environnement. Les approches de modélisation de systèmes complexes telles que les automates cellulaires combinés à des modèles statistiques nous permettent de simplifier ces complexités et de comprendre les modèles émergents de systèmes complexes, tels que les milieux humides. Cette étude propose la simulation des milieux humides ouverts basée sur le modèle hybride par régression logistique, chaîne Markov et automates cellulaires, afin de projeter des scénarios futurs de la distribution des milieux humides ouverts dans la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue, Québec. Ce mémoire comprend deux parties : 1) le diagnostic des zones humides et la caractérisation de la zone d'étude; et 2) un article sur la modélisation spatiotemporelle des changements dans les milieux humides ouverts en utilisant le modèle hybride, afin de simuler leur distribution spatiale pour les années 2015, 2025, 2035, 2045 et 2055 dans la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue. Les résultats de la simulation ont montré une augmentation moyenne de cinq pour cent entre les simulations de 2015 et 2055. Les résultats sont en accord avec les modèles spatiotemporels observés à partir des images Landsat de 1985, 1995 et 2005. La distribution spatiale observée et projetée des milieux humides ouverts dans la région étudiée offre un aperçu de la dynamique de cet écosystème fragile. Avec l'augmentation des milieux humides ouverts, la disponibilité de l'habitat pour la sauvagine augmentera aussi, en plus les services qui y sont associés. Les résultats de cette recherche apportent de nouvelles informations et perspectives en termes de futures politiques de conservation des milieux humides ouverts.

Mots-clés : modélisation spatiotemporelle, systèmes complexes, automate cellulaire, régression logistique, milieux humides ouverts

Abstract

Wetlands are among the most productive ecosystems that exist throughout the planet. Thirty five per cent of the world's wetlands can be found in Canada, with an approximately eighty five percent located in the boreal forest. However, these ecosystems are among the most threatened ecosystems due human disturbances. Regrettably, once a wetland has been disturbed it is difficult to restore it to its natural state. The study of the complexities around dynamic changes in wetlands can be approached by the use of modeling and spatiotemporal simulations as tools for assisting environmental conservation. Complex systems modeling approaches such as cellular automata coupled with statistical models allow us to simplify these complexities and understanding emerging patterns of complex systems, such as wetlands. This study proposes the simulation of open wetlands based on a hybrid model by logistic regression, Markov chain and cellular automata, in order to project future scenarios of open wetlands distribution in the administrative region of Abitibi-Témiscamingue, Quebec. This thesis consists of two parts: 1) wetland diagnosis and characterization of the study area; and 2) an article on the modeling of spatiotemporal changes in open wetlands using a hybrid model, to simulate spatial distribution of open wetlands for the years 2015, 2025, 2035, 2045 and 2055 in the Abitibi-Témiscamingue administrative region. Model simulation results showed an average increment, by decade, of over five percent between simulations from 2015 to 2055. The results agreed with the observed spatiotemporal patterns from Landsat imagery from 1985, 1995, and 2005. The observed and projected spatial distribution of open wetlands in the study region offer some insight of the dynamics of this fragile ecosystem. With an increase in open wetlands, habitat availability for waterfowl will as well augment, in addition to the services associated with them. The outcomes of this research bring new information and perspectives in terms of future open wetlands conservation policies.

Keywords: Spatiotemporal Modeling, Complex Systems, Cellular Automata, Logistic Regression, Open Wetlands

Table des matières

Résumé.....	i
Abstract.....	ii
Table des matières.....	iii
Liste des tableaux.....	v
Liste des figures	vi
Liste des sigles	viii
Liste des abréviations.....	ix
Remerciements.....	xi
Introduction.....	1
1. Fondements.....	5
1.1 Théorie de la complexité.....	5
1.1.1 Automates cellulaires.....	6
1.1.2 Modélisation basée sur l’agent.....	7
1.1.3 Les modèles hybrides.....	8
1.1.4 Modélisation dans les milieux humides en utilisant des approches complexes.....	9
1.2 Objectifs de la recherche.....	12
1.3 Zone d’étude, caractérisation des milieux humides et méthodes.....	13
1.3.1 Zone d’étude	13
1.3.2 Les milieux humides et leur méthode de classification	14
1.4 Diagnostic des milieux humides dans la région.....	24
1.4.1 Classe dénudé humide.....	25
1.4.2 Marécage arboré pauvre et arboré riche.....	27
1.4.3 Marécage arbustif.....	30
1.4.4 Marécage inondé.....	32
1.4.5 Considérations finales.....	33
2. Article scientifique.....	35

2.1	Présentation de l'article.....	35
2.2	Accord des coauteurs	36
2.3	Hybrid spatiotemporal simulation of future changes in open wetlands: A study of the Abitibi-Témiscamingue region, Québec, Canada	37
	Abstract.....	38
2.3.1	Introduction.....	38
2.3.2	Materials and Methods.....	41
2.3.3	Model validation	49
2.3.4	Results.....	51
2.3.5	Discussion	55
2.3.6	Conclusions.....	59
	Acknowledgments.....	59
	References.....	60
3.	Conclusion générale.....	69
	Bibliographie.....	i

Liste des tableaux

Tableau I. Classification des milieux humides selon Ménard <i>et al.</i> (2006) à partir du troisième inventaire écoforestier.....	20
Tableau II. Classification des milieux humides selon Lachance <i>et al.</i> (2016) à partir du 4 ^e inventaire écoforestier.....	21
Tableau III. Classification des images LANDSAT selon Valeria <i>et al.</i> (2014)	22
Tableau IV. La superficie correspondant à chaque classe de milieu humide en ha, selon les classifications développées par CIC	24
Tableau V. Matrice de transition par chaque classe (%) entre les deux méthodes de classification (Ménard <i>et al.</i> , 2006 et Lachance <i>et al.</i> , 2016)	25

Liste des figures

Figure 1.	Localisation de la région administrative de l’Abitibi-Témiscamingue.....	14
Figure 2.	Le paysage du bog, Lac Barette, Parc National de la Jacques Cartier/QC – photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)	15
Figure 3.	La surface du bog, Lac Barette, Parc National de la Jacques Cartier/QC - photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)	16
Figure 4.	Le paysage du fen, Lac Joncas, Forêt Montmorency/QC - photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)	16
Figure 5.	Paysage du marais, Réserve naturelle du Marais-Léon-Provancher/QC - - photo prise par Mariana Tiné (15 juin 2016)	17
Figure 6.	Marécage formé par la cédrière, Neuville/QC - photo prise par Mariana Tiné (15 juin 2016)	17
Figure 7.	Eau peu profonde – Lac Joncas, Forêt Montmorency/QC - photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)	18
Figure 8.	La proportion du territoire des milieux humides ouverts dans les images des années 1985 et 1995 (Valeria <i>et al.</i> , 2014), et des dénudés humides (Ménard <i>et al.</i> , 2006, Lachance <i>et al.</i> , 2016) dans chaque méthodologie de classification, en fonction de la zone d’étude.	23
Figure 9.	Graphique des différences de la classification de la classe <i>dénudée humide</i> par Ménard <i>et al.</i> (2006) à d’autres classes par Lachance <i>et al.</i> (2016) en ha	26
Figure 10.	Différences de la superficie correspondant aux dénudés humides dans les classifications de Ménard <i>et al.</i> (2006) et Lachance <i>et al.</i> (2016)	27
Figure 11.	Graphique des différences de la classification de la classe <i>marécage arboré pauvre</i> par Ménard <i>et al.</i> (2006) à d’autres classes par Lachance <i>et al.</i> (2016)	28
Figure 12.	Différences de la superficie correspondant aux marécages arborés pauvres dans les classifications de Ménard <i>et al.</i> (2006) et Lachance <i>et al.</i> (2016).....	29
Figure 13.	Graphique des différences de la classification de la classe <i>marécage arboré riche</i> par Ménard <i>et al.</i> (2006) à d’autres classes par Lachance <i>et al.</i> (2016)	29
Figure 14.	Différences de la superficie correspondant aux marécages arborés riches dans les classifications de Ménard <i>et al.</i> (2006) et Lachance <i>et al.</i> (2016)	30

Figure 15. Graphique des différences de classification de la classe *marécage arbustif* par Ménard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016)..... 31

Figure 16. Différences de la superficie correspondant aux marécages arbustifs dans les classifications de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016) 32

Figure 17. Graphique des différences de la classification de la classe *marécage inondé* par Ménard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016)..... 33

Figure 18. Différences de la superficie des marécages inondés identifiés par les classifications de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016) 34

Liste des sigles

ABM : agent-based model

AC : automates cellulaires

AI : artificial intelligence

ANNs : artificial neural networks

CA : cellular automata

CIC : Canards Illimités Canada

CM : chaîne Markov

FS : fuzzy sets

GIS : geographic information system

GTNTH : Groupe de travail national sur les terres humides

IA : intelligence artificielle

LCM : land change modeler

LR : logistic regression

MC : Markov chain

MH : milieux humides

MLC : maximum likelihood classifier

MRNF : Ministère de Ressources Naturelles et de la Faune

NTDB : National topographic system of Canada

RL : régression logistique

SIG : systèmes d'information géographique

Liste des abréviations

ha : hectare

Km : kilomètres

Je dédie ce mémoire à ma mère, qui m'a toujours donné le soutien et encouragement à surmonter tous les défis de ma vie; et à mon père, invariablement présent en moi.

Remerciements

Je voudrais remercier à tous et à toutes qui ont fait partie du chemin de ma maîtrise. À mes sœurs, qui même sans comprendre exactement ce que je l'ai fait, ont écouté patiemment mes explications et découvertes. À mes collègues : Saeed (surtout pour tous les précieux conseils), Guillaume et Jennifer pour la compagnie au LEDGE, principalement dans les moments d'échange culturel. À Jonathan, Joanie et Catalina, pour le soutien et l'apprentissage d'abord, quand je me sentais complètement perdue. À mes amies brésiliennes Paula, Julyane et Tiana, qui comprenaient toutes les difficultés d'une étudiante internationale, et m'ont permis de nombreux moments de plaisir dans les jours les plus difficiles. Aux professeurs du département de géographie de l'UdeM qui ont croisé mon chemin et m'ont aidé à augmenter mes connaissances. Aussi à Jean Daoust pour tout appui technique. Au CEF, dans la personne de Mélanie Desrochers, qui m'a aidé dans l'obtention des images LANDSAT utilisées dans ma recherche. Au MCF, pour le soutien financier, surtout à Virginie Angers, toujours disponible à m'aider. À Canards Illimités Canada, dans la personne de Marcel Darveau, qui m'a enseigné tout ce que je sais sur les milieux humides et pour leur disponibilité pendant et après la période de mon stage avec lui à la Ville de Québec. J'aimerais remercier à mon codirecteur Roberto, pour le séjour à Barcelone, et surtout pour les innombrables réunions sur Skype, ce qui a permis la progression de mon modèle, ainsi que tous les enseignements, les corrections et le soutien dans la rédaction de l'article. Et pour fin, un gros merci à Liliana, ma directrice, qui m'a fait confiance depuis le début, pour tout appui dans la recherche de financement, pour les conseils, pour la patience, pour les enseignements précieux, et pour me montrer un nouveau monde, complexe, mais si beau.

Introduction

La géographie s'intéresse à l'étude des phénomènes terrestres, c'est-à-dire qu'elle offre un vaste champ d'actuation et des possibilités d'analyse en ce qui concerne les études des éléments et les relations qui composent la science géographique (Vidal de la Blache, 1913). Ces relations, formées entre l'être humain et les mondes physique et biologique, sont les principaux facteurs de changements de la surface terrestre, mais sont aussi l'objet d'étude de la géographie, et ces éléments forment ce qui est appelé « l'espace géographique » (Dantas & Medeiros, 2008), dont plusieurs écosystèmes importants et fragiles font partie, y compris les milieux humides.

Les milieux humides sont des écosystèmes que l'on trouve dans plusieurs zones du monde. Ce sont des systèmes très sensibles aux changements climatiques qui ont une biodiversité exceptionnelle, puisqu'ils sont terrestres et aquatiques à la fois, et ils sont très abondants surtout dans la zone boréale (Gingras, Slattery, Smith, & Darveau, 2016). Ces milieux humides se définissent comme *étant une terre saturée d'eau pendant une période assez longue pour que naissent des processus de terre humide ou aquatique qui se caractérisent par un faible drainage des sols, des hydrophytes et différentes sortes d'activités biologiques adaptées aux milieux humides* (Warner & Rubec, 1997). Ils sont capables de retenir l'eau naturelle, de filtrer et de purifier l'eau, ainsi que de recueillir et d'emmagasiner les eaux souterraines. De plus, ces milieux contribuent à réduire les émissions de gaz à effet de serre puisque ces écosystèmes ont une grande capacité de séquestrer le carbone. Ils jouent aussi un rôle indispensable pour l'avenir des changements climatiques (Gingras *et al.*, 2016). À elle seule, la forêt boréale canadienne comprend 35 % des milieux humides du monde (Ménard, Darveau, Imbeau, & Lemelin, 2006). De plus, on y trouve des espèces menacées ou vulnérables au Québec (comme certaines espèces d'oiseaux), qui dépendent du bon fonctionnement de cet écosystème pour assurer leur survie (MDDEP, 2012). Au Québec se trouvent plus de 35 espèces de sauvagines qui utilisent les milieux humides comme arrête migratoire et de reproduction (Lemelin, Darveau, Imbeau, & Bordage, 2010), où ils utilisent le milieu aquatique et les cavités des arbres pour faire leurs nids. De surcroît, les milieux humides ont un rôle important pour les activités récréatives, touristiques, éducatives et scientifiques, ils présentent un paysage exceptionnel et peuvent sensibiliser la population à propos de la préservation environnementale.

Les milieux humides sont également l'un des écosystèmes les plus menacés de la planète. Malgré leur grande valeur écologique, jusqu'à 70 % des milieux humides du Canada ont disparu ou se sont dégradés en raison de l'urbanisation, de l'agriculture et de l'expansion industrielle des dernières décennies (Pellerin & Poulin, 2013). Une fois qu'un milieu humide a perturbé, il est difficile de le remettre à son état naturel, c'est pourquoi il est très important d'avoir une meilleure compréhension du fonctionnement de ces systèmes pour simuler les futurs scénarios possibles, afin d'aider à gérer et à préserver cet écosystème, qui est fondamental pour la survie de nombreuses espèces végétales et animales, en particulier la population de sauvagines et d'autres oiseaux migratoires. Parmi les différents milieux humides, on trouve, en particulier, les milieux humides ouverts, définis comme des milieux végétalisés avec moins de 25 % de couverture arborée, tels que les tourbières et les marais (Menard, Darveau, & Imbeau, 2013). La disponibilité de ces milieux humides ouverts est clé pour expliquer la répartition régionale des oiseaux aquatiques, ils offrent ainsi des services écosystémiques de grande valeur (Menard *et al.*, 2013).

L'espace géographique est un tout complexe formé d'éléments visibles, à savoir les lieux, les réseaux, les espacements, et d'éléments invisibles, soit les interrelations entre les lieux qui constituent sa structure. La complexité du monde qui nous entoure fait référence aux acteurs, aux objets de l'espace géographique et à la multitude de boucles de rétroaction qui font évoluer des systèmes imbriqués aux limites floues (Moine, 2005), en incluant l'espace géographique comme un lieu où l'on peut observer des interactions naturelles ou anthropiques. Il est possible de créer des modèles qui pourraient aider à améliorer notre compréhension et la description du comportement de ces individus, en permettant de simuler des scénarios futurs qui aideront à réaliser une meilleure gestion et une compréhension spatiale de l'espace géographique, par exemple les modèles d'expansion urbaine, qui sont beaucoup utilisés à cette fin (Hamdy, Zhao, Osman, Salheen, & Eid, 2016; Tayyebi, Perry, & Tayyebi, 2014).

La complexité peut être caractérisée par la présence d'un nombre important d'éléments indépendants en interaction, ces éléments étant nécessaires pour reproduire les fonctions des systèmes auto-organisés, autoreproducteurs, apprenants et adaptatifs. Elle peut aussi être décrite comme un phénomène d'apparence aléatoire induit par des lois simples. Il est difficile de connaître la nature exacte de cette complexité en raison de son vaste champ d'idées; sa définition sera donc liée à la perspective de chaque science (Manson, 2001). Un système complexe est une

entité cohérente, en quelque sorte reconnaissable, mais dont les éléments, les interactions et la dynamique génèrent des structures et admettent des surprises et des nouveautés qui ne peuvent pas être définies a priori (Batty & Torrens, 2005). Cela dit, pour étudier des processus complexes, il est possible d'utiliser des approches de modélisation pour simuler des interactions entre les individus et leur environnement et, de cette façon, évaluer les comportements résultants à différentes échelles, ce qui permet de décider quel modèle convient le mieux à chaque scénario en visant toutes les variables (Aumann, 2007).

Les modèles permettent une simplification du monde réel, mais ils sont loin d'être simples en raison des difficultés inhérentes à chaque ligne de pensée et de la complexité propre des systèmes. Dans les dernières années, de nouvelles approches et techniques de modélisation (par exemple les automates cellulaires et les modèles basés sur l'agent) ont émergé, et leur champ d'application s'est étendu progressivement grâce à l'avancement de la technologie. Le développement de techniques comme l'intelligence artificielle (IA) sont de plus en plus utilisés dans le domaine de la modélisation environnementale, grâce à sa reconnaissance et de son potentiel pour résoudre des problèmes complexes (Chen, Jakeman, & Norton, 2008). Parmi les applications de l'IA, citons la technique des automates cellulaires, qui utilise le temps et l'espace comme un assemblage de structures discrètes comprenant l'espace cellulaire, le voisinage, les pas de temps et les règles de transition (Kamusoko & Gamba, 2015) qui définiront les résultats du processus en cours.

Les modèles représentent, donc, des simplifications dans lesquels les parties et les processus essentiels sont simulés. Compte tenu de cette définition, de nombreux modèles existent pour simuler et étudier plusieurs systèmes (Abdou, Hamill, & Gilbert, 2012; Aumann, 2007; Batty & Torrens, 2005). L'utilisation des modèles spatiotemporels facilite le suivi, le changement et l'évolution des phénomènes de l'environnement. Dans les dernières années, avec le développement de la technologie de la computation et des systèmes d'information géographique (SIG), les chercheurs qui étudient l'espace géographique et ses dynamiques souhaitent de plus en plus utiliser cette approche pour déterminer les normes de changement de la surface (Arsanjani, Javidan, Nazemosadat, Arsanjani, & Vaz, 2015; Batty, 2012; Hyandye & Martz, 2017; Luo *et al.*, 2015).

Ce mémoire se compose de deux chapitres, dont le premier comprend une revue de littérature à propos de la théorie de la complexité et de la modélisation suivie d'un diagnostic

de la situation des milieux humides dans la région d'étude, comprenant une section sur les méthodes utilisées pour la classification de ces systèmes, aussi une section à propos de la distribution de ces milieux humides dans la zone d'intérêt. Le deuxième chapitre consiste en un article scientifique, qui a été soumis à la revue intitulée *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, et qui porte sur le développement d'un modèle spatial de changements en utilisant la technique par la régression logistique, chaîne Markov et les automates cellulaires dans la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue, pour simuler les scénarios de couverture de la surface dans les milieux humides ouverts pour les années de 2015, 2025, 2035, 2045 et 2055. Finalement, les deux chapitres sont suivis d'une conclusion générale.

1. Fondements

1.1 Théorie de la complexité

Les études concernant la théorie de la complexité sont plus nombreuses depuis les années 1990 grâce à l'avancement de la technologie. Sa définition est liée à la perspective de chaque science (Manson, 2001). Un système complexe est une entité cohérente, en quelque sorte reconnaissable, mais donc les éléments, les interactions et la dynamique génèrent des structures, et admettent des surprises et des nouveautés qui ne peuvent pas être définies à priori (Batty & Torrens, 2005). Selon Manson (2001), la théorie de la complexité peut être divisée en trois approches : la *complexité algorithmique*, la *complexité déterministe* et la *complexité agrégative*.

La première approche, la *complexité algorithmique*, est liée à la question de la résolution mathématique des problèmes, sous la forme de la théorie de l'information, c'est-à-dire qu'elle permet d'expliquer mathématiquement les interactions des systèmes. Cependant, il y a des systèmes trop complexes qui ne peuvent pas être expliqués par cette approche, par exemple les sciences sociales.

La deuxième approche, la *complexité déterministe*, se réfère aux théories du chaos et de la catastrophe, où la perturbation minimale d'une variable dans le système peut générer le chaos dans le résultat. Cette approche est appelée « déterministe » parce que les phénomènes étudiés peuvent être représentés par des équations mathématiques et que leur simulation définit des solutions possibles. Cette approche est utilisée pour simuler la croissance de la population.

Enfin, la troisième approche, la *complexité agrégative*, sert à expliquer la synergie du système, c'est-à-dire qu'un système se forme à partir de l'agrégation de plusieurs éléments qui interagissent dans le temps et dans l'espace, et que cette relation définira sa complexité. Les composantes de la complexité agrégative sont : la *structure interne*, qui est définie par la force des interactions entre les composantes et ceux-ci avec l'environnement extérieur, la *mémoire*, qui est la capacité d'enregistrer les actions des composantes et qui permet ainsi d'anticiper des réactions, ce qui caractérise l'*apprentissage*. De plus, dans ce type de complexité, le système a la capacité de s'auto-organiser lorsqu'il y a perturbation, ce qui lui permet de survivre. Cette

approche est utilisée dans le domaine de la géographie (Almeida & Batty, 2003; Kamusoko & Gamba, 2015; Pooyandeh & Marceau, 2013).

Dans les dernières années, de nouvelles approches et techniques de modélisation ont émergé, et leur champ d'application s'est étendu progressivement pour atteindre également la problématique des changements de la couverture du sol, en particulier de la transformation des milieux humides (Gong *et al.*, 2014; Hattermann, Krysanova, & Hesse, 2008; Jokar, Javidan, Jafar, Jokar, & Vaz, 2015; Jun, 2013; Quillet, Froking, Garneau, Talbot, & Peng, 2013; Yu, He, & Pan, 2010). Les automates cellulaires et les modèles basés sur l'agent sont représentatifs de ces nouvelles techniques.

Les automates cellulaires s'inscrivent dans la modélisation des systèmes dynamiques complexes (Langlois, 2008), et les modèles basés sur l'agent trouvent un intérêt réel dans la modélisation dynamique des problématiques sociales (Brown & Robinson, 2006). Dans les prochaines sections, une description plus détaillée des techniques des automates cellulaires et des modèles basés sur l'agent sera présentée.

1.1.1 Automates cellulaires

Les automates cellulaires (*Cellular Automata – CA* en anglais) sont une technique computationnelle qui permet entre autres d'analyser et de prédire les changements spatiotemporels de la surface. Les modèles d'automate cellulaire introduisent une représentation du territoire correspondant à un ensemble de cellules de forme identique, chaque cellule étant décrite par des caractéristiques de milieu, d'habitat, de population, etc. Les fonctions d'état permettent de caractériser l'évolution de chaque cellule selon son propre état et celui de ses voisines (Langlois, 2010).

Les pionniers de cette technique étaient Alan Turing et John Von Neumann dans les années 1940. Monsieur Von Neumann a créé le concept de CA et les premiers ordinateurs (Langlois, 2008). Monsieur Turing a quant à lui développé une machine pour décoder automatiquement les messages cryptés pendant la Deuxième Guerre mondiale (Langlois, 2008). Cependant, la technologie disponible à cette époque ne pouvait pas suivre les progrès mathématiques. C'est seulement dans les années 1970 que le mathématicien John Conway a publié le concept de CA dans le jeu de la vie, un modèle qui a des règles de transition simples pour simuler l'évolution d'une génération dans le temps (Langlois, 2008). L'utilisation de ce

concept dans la géographie s'est établie seulement dans les années 1990 grâce à des études de la géographie urbaine. À partir de ce moment, les CA sont devenus populaires dans plusieurs lignes de recherche géographique (Torrens & Benenson, 2005).

Le modèle de CA comprend quatre éléments : l'espace cellulaire, le voisinage, les pas du temps et les règles de transition (Kamusoko & Gamba, 2015). L'espace est représenté par une grille de cellules comme les pixels d'une image, tandis que le voisinage est un ensemble de cellules regroupées en fonction de leur contiguïté. Chaque cellule a un état discret au moment initial. Le temps progresse par étapes discrètes et toutes les cellules changent d'état simultanément selon leur propre état qui se voit influencé, voire modifié, par l'état des cellules adjacentes, conformément aux règles de transition spécifiées. Ces règles sont un des éléments les plus importants du modèle parce qu'elles définiront les résultats du processus en cours.

Les automates cellulaires sont des modèles considérant le temps et l'espace comme un assemblage de structures discrètes. Ils ont plusieurs utilisations comme la dispersion des feux de forêt (César, Valente, & Dias, 2012; Gaudreau, Perez, & Drapeau, 2016), les dynamiques urbaines (Arsanjani, Helbich, Kainz, & Bolorani, 2012; Ozturk, 2015; Shafizadeh Moghadam & Helbich, 2013), les changements de l'utilisation de la couverture du sol (Yu *et al.*, 2010; Yu, Chen, Wu, & Khan, 2011). Parce qu'ils présentent une telle diversité, les CA peuvent être utilisés dans une large gamme de disciplines.

En utilisant cette approche de CA dans le cadre de la science géographique, nous appliquons le concept d'automate géographique, qui considère l'espace en utilisant des règles géoréférencées pour situer les automates dans l'espace. Comme caractéristique interne de ce type d'automate, on peut citer les relations spatiales entre les automates et les processus qui guident les changements de la localisation dans l'espace, c'est-à-dire que le modèle a une relation spatiale directe avec les processus. Donc, si la localisation des automates change, le résultat du modèle changera également. (Torrens & Benenson, 2005).

1.1.2 Modélisation basée sur l'agent

L'ABM (Agent Based Model, en anglais) est une méthode computationnelle qui permet de créer, d'analyser et de faire l'expérience de modèles composés d'agents qui interagissent dans un environnement (Abdou *et al.*, 2012). Ils sont fondés sur la formalisation des interactions locales entre les agents et leur environnement. Les agents évoluent dans un espace prédéfini ou

sont, au contraire, libres de contraintes, et interagissent. Cette technique est très populaire parmi les chercheurs qui visent à simuler un système très complexe pouvant être modélisé globalement, tout en ayant des comportements locaux connus et simples à formaliser (Filatova, Verburg, Parker, & Stannard, 2013).

L'axe principal de cette méthode est basé sur le concept d'émergence, c'est-à-dire que le fonctionnement du système est le résultat du comportement individuel et de l'interaction entre les agents. Cette méthode est utilisée dans plusieurs domaines tels que l'écologie (Bonnell, Sengupta, Chapman, & Goldberg, 2010), les sciences sociales (Balbi, Giupponi, Perez, & Alberti, 2013) et la géographie (Crooks & Castle, 2012). Ces modèles permettent d'explorer comment l'interaction de plusieurs individus peut générer des phénomènes émergents, mais également comment ils peuvent simuler des interactions plus complexes pour mieux comprendre le système (Crooks & Castle, 2012). Cette approche est très récente dans le cadre de la géographie, mais son potentiel a été démontré et elle est de plus en plus utilisée dans la représentation des relations entre l'agent et le monde réel géographique, tout comme celui des maisons, des rues, etc. (Torrens & Benenson, 2005). Le but de ce travail est de simuler les changements dans un écosystème, pas de simuler les interactions entre les individus qui le composent, donc l'approche de l'ABM n'est pas indiquée à cette fin.

1.1.3 Les modèles hybrides

Déterminer quel modèle fournit les meilleurs résultats est difficile, car chaque étude atteint des conclusions uniques. Ainsi, au lieu de spécifier une seule méthode, la combinaison de deux ou plusieurs techniques afin de fournir les meilleurs résultats pour la zone d'étude doit être utilisée, puisqu'il peut corriger les limitations qui peuvent survenir lorsqu'une seule approche est utilisée, en donnant plus de puissance au modèle (Ghosh *et al.*, 2017). Pour cette raison, les études basées sur le principe de combiner les approches dans un modèle hybride et de la réalisation de simulations avec la méthode qui fournit les meilleurs résultats deviennent de plus en plus populaires (Ozturk, 2015). Ainsi, plusieurs techniques ont été déjà associées avec des résultats satisfaisants, soit les modèles hybrides basés sur l'agent (Crooks & Castle, 2012; Filatova *et al.*, 2013) soit les modèles d'automates cellulaires en utilisant le *Markov Chain* (Ghosh *et al.*, 2017; Ozturk, 2015), le *Neural Network-Fuzzy sets* (Azari, Tayyebi, Helbich, &

Reveshty, 2016), et finalement avec la régression logistique (Arsanjani *et al.*, 2012; Hamdy *et al.*, 2016; Liu, Dai, & Xiong, 2015; Munshi, Zuidgeest, Brussel, & van Maarseveen, 2014).

La régression logistique (RL) ou *logistic regression* en anglais (LR), est une méthode utilisée pour calculer la probabilité de changement de la couverture de la surface (Munshi *et al.*, 2014). Cette approche a été largement utilisée et acceptée pour l'analyse des variables de résultats binaires et dans les modèles de simulation spatiale. La popularité de cette méthode vient de la disponibilité de logiciels faciles à utiliser, ainsi que de la facilité d'interprétation des résultats modélisés (Arsanjani *et al.*, 2012; Hosmer, Hosmer, Cessie, & Lemeshow, 1997).

La RL permet calculer la relation empirique entre les changements dans une variable dépendante binaire et plusieurs variables prédictives, ce qui donne la probabilité de changement entre les classes spécifiques de la couverture de la surface (Arsanjani *et al.*, 2012). Normalement, les variables sont dérivées dans l'environnement SIG et intégrées vers le modèle de régression.

Par contre, cette méthode ne prend pas en compte la dynamique spatiale (Hamdy *et al.*, 2016). Pour résoudre ce problème, Wu (2002) a d'abord proposé le modèle hybride des automates cellulaires basés sur la régression logistique (CA-LR) pour simuler les changements ruraux-urbains en Chine. Depuis, cette approche a été utilisée dans plusieurs domaines d'études, telle que pour l'expansion urbaine (Arsanjani *et al.*, 2012; Liu, Dai, & Xiong, 2015; Munshi *et al.*, 2014), la couverture de la surface (Lin, Chu, Wu, & Verburg, 2011; Sohl *et al.*, 2016), et pour les changements des milieux humides (Yu *et al.*, 2010). Cette approche hybride aide à surmonter les principales limites de la régression logistique, en donnant plus de puissance et de crédibilité aux modèles.

1.1.4 Modélisation dans les milieux humides en utilisant des approches complexes

En ce qui concerne la modélisation des changements des milieux humides, plusieurs études et différentes méthodologies ont été publiées (Feng, Yang, Hong, & Cui, 2016; Hattermann *et al.*, 2008; Ouellet d'Amours, 2010; Ozah, Adesina, & Dami, 2010; Quillet *et al.*, 2013). Dans le cadre de ce travail, il est important de considérer les études qui ont utilisé l'approche par le CA afin de simuler les scénarios futurs de ce type d'écosystème. Par exemple,

dans leur étude, Yu *et al.* (2010) ont utilisé le CA pour simuler les changements dans une région de milieux humides qui a perdu des zones destinées à l'agriculture depuis les années 1950. Au Brésil, par leur travail en Amazonie, Maeda *et al.* (2011) ont étudié les dynamiques de déforestation d'une zone préservée des milieux humides. Aussi, Gong *et al.* (2014) a utilisé le modèle CA-Markov dans une étude de changement de surface aussi en Chine.

Dans le travail de Yu *et al.* (2010) en Chine, dans une région qui a été développée rapidement dans les dernières décennies. Durant le processus de développement au cours des dernières années, le conflit entre les personnes et la terre est évident, le processus de dégradation des milieux humides sous la perturbation humaine est représentatif, ce qui a permis Yu *et al.* (2010) de simuler l'évolution spatiotemporelle du paysage. Trois images des périodes différentes ont été utilisées pour la simulation : 1995, 2000 et 2006, où la période de 1995 à 2000 a été utilisée pour définir les règles de transition dans le modèle de CA, et l'année 2006 pour valider les résultats. Yu *et al.* (2010) ont choisi des variables qui permettaient de calculer les modifications de la surface en ce qui concerne les zones qui ont changé de terres humides à des zones d'agriculture, en considérant les données vérifiées et simulées à propos des types de surface obtenus dans le traitement des images satellites. Puis, Yu *et al.* (2010) ont simulé et ont comparé le comportement des cellules grâce à trois méthodes dans les logiciels suivants : *Neutral Network*, *Decision Tree* et *Logistic Regression*, et ont conclu que l'approche *Decision Tree* avait donné les résultats les plus précis pour étudier l'évolution des changements des terres humides aux terres agricoles. L'étude conclut que le modèle de CA utilisé avait une précision de 84 % par les changements entre les années 2000 et 2006, permettant l'utilisation de cette technique pour simuler le changement du paysage des zones humides de la région chinoise (Yu *et al.* 2010).

Au Brésil Maeda *et al.* (2011) ont étudié une zone de conservation appelée Parc National du Xingu, où habitent des Autochtones. Il s'agit d'une importante zone de préservation de la biodiversité dans la forêt humide (les types de végétation prédominants sont les forêts saisonnières, avec des zones d'eau salée et les plaines inondables, y compris les forêts alluviales) et elle est située dans une région où il y a eu une croissance des terres destinées à l'agriculture depuis les années 1970. L'étude vise à calculer la zone touchée par la déforestation et à simuler des scénarios pour aider à la gestion et à la conservation du parc. Maeda *et al.* (2011) ont choisi des images Landsat 5 des années 2000 et 2005 pour représenter les scénarios initial et final, et

pour pouvoir définir les variables et les règles par l'utilisation du modèle spatiotemporel de CA. Ils ont défini les « taux de transition globaux », qui sont le nombre total de changements pour chaque type de surface, et ont défini quatre types de transition : forêt vers bétail, forêt vers terres cultivées, bétail vers forêt et bétail vers terres cultivées. Maeda *et al.* (2011) ont créé deux scénarios en guise de résultat : stationnaire et prescriptif, où le premier se réfère aux changements observés pendant la période étudiée (de 2000 à 2005) et le deuxième se rapporte au comportement attendu pour l'année 2015. Ils ont conclu qu'en 2015, 50 % des forêts naturelles avaient été remplacées par des terres cultivées (Maeda *et al.*, 2011).

Gong *et al.* (2014) ont utilisé que le modèle Cellular Automata – Markov (CA-Markov) pour analyser les changements spatiotemporels dans la région de Harbin, en Chine, sur une période de 18 ans (1989-2007), ce qui leur a permis de prévoir les tendances de changements en ce qui concerne l'utilisation du territoire. Dans cette étude, les milieux humides sont représentés par les eaux peu profondes, qui étaient menacés par le développement urbain. Ils ont choisi les images Landsat des années 1989, 2001 et 2007 et les ont classifiées en six catégories de couverture de terrain : terres cultivées, bétail, plan d'eau, zones urbanisées et terrains inutilisés (ces derniers ont été classifiés comme terres humides, terres inondables et autres). Le coefficient Kappa a permis de valider la simulation, où le résultat de 0,80 était satisfaisant, car démontre un haut niveau d'accord (80%). Enfin, le nombre d'interactions des CA a été défini pour simuler la configuration spatiale pour les années 2025 et 2043 (Gong *et al.*, 2014).

Ces trois travaux illustrent l'application des méthodologies de CA dans le domaine de la modélisation de la dynamique du paysage dans les zones humides. Il faut prendre en compte que chaque région a un système particulier de développement et de processus écosystémiques des milieux humides. Comme il s'agit d'un système complexe, chaque région aura ses particularités et ses propres réactions. L'approche de modélisation de ces systèmes a été réalisée avec succès même si les objectifs étaient différents dans chaque travail. En vue de l'utilisation efficace des modèles de changements spatiotemporels dans les milieux humides, cette recherche permettra de répondre aux questions suivantes :

1. Quelles sont les caractéristiques des milieux humides ouverts dans la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue?
2. Quelle est la dynamique de changement des milieux humides ouverts de cette région?

3. Comment créer un modèle de simulation de changements spatiotemporels de la surface afin de simuler la dynamique des milieux humides ouverts?
4. Est-ce que l'approche hybride CA-Markov-LR peut aider à bien comprendre les changements des milieux humides ouverts, de sorte que les résultats peuvent soutenir la prise de décisions en ce que concerne la préservation de ces écosystèmes?

1.2 Objectifs de la recherche

Pour répondre à ces questions, l'objectif de cette étude est de simuler les changements spatiotemporels des milieux humides ouverts de la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue en utilisant un modèle hybride par les automates cellulaires et la régression logistique, afin de projeter la distribution spatiale future de ces écosystèmes dans la zone d'étude.

Tout d'abord, il a fallu comprendre les caractéristiques et la dynamique générale des milieux humides de la région d'étude, et en particulier des milieux humides ouverts. Puisque ces écosystèmes sont des systèmes complexes, il est essentiel de bien connaître les éléments et interactions qui y font partis, afin de les simuler de la façon plus précise possible. Pour cela il a été fait une analyse de changements, qui est le processus permettant d'identifier et quantifier les effets temporels en utilisant l'ensemble des données multitemporelles (Deep & Saklani, 2014), comme les images LANDSAT TM.

En comprenant la dynamique de la zone, l'approche hybride a été choisie grâce à sa capacité d'intégrer plusieurs techniques de simulation en donnant plus de puissance au modèle. Les techniques ont été combinées afin d'avoir les transitions plus probables en utilisant la régression logistique (Hamdy *et al.*, 2016). En second lieu, avec les automates cellulaires nous avons pris en compte la spatialité, en considérant aussi l'état et la probabilité de transitions des cellules de leur voisinage (Munshi *et al.*, 2014). Cette approche a été bien acceptée dans la littérature en ce qui concerne la simulation des changements de la surface (Ghosh *et al.*, 2017; Mas, Kolb, Paegelow, Camacho Olmedo, & Houet, 2014), de sorte qu'elle est pertinente pour répondre aux questions de cette étude, dont les principaux objectifs sont :

1. Analyser et comprendre la dynamique de changement dans les milieux humides ouverts de la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue;

2. Développer un modèle hybride de simulation des changements spatiotemporels de couverture du sol;
3. Implémenter, tester et valider le modèle afin de faire une projection de la distribution spatiale des milieux humides ouverts pour les années 2015, 2025, 2035, 2045 et 2055.

1.3 Zone d'étude, caractérisation des milieux humides et méthodes

1.3.1 Zone d'étude

La région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue, située à l'extrême ouest de la province (figure 1), est l'une des plus vastes régions du Québec, avec 64 656 kilomètres carrés. Elle se caractérise au nord par la forêt boréale, le relief plat et l'activité minière, et au sud, on y trouve la forêt mixte et des activités agricoles qui prédominent. La région est divisée en trois grandes provinces : 1) au nord, les basses-terres de l'Abitibi et de la Baie James et 2) les hautes-terres de Mistassini, qui sont caractérisées par un relief très plan avec de basses collines et correspondent à environ 60 % de la région; et 3) au sud la province des Laurentides, un ensemble de basses collines qui comprennent de nombreux plans d'eau, caractéristique de la région. L'Abitibi a deux principaux bassins hydrographiques : au sud se trouve le fleuve Saint-Laurent tandis qu'au nord se trouve la baie James (MDDEP, 2012). Le climat est de type Dfc, selon la classification de Köppen, c'est-à-dire que ce dernier est froid et sec, et que les étés y sont froids (Kottek, Grieser, Beck, Rudolf, & Rubel, 2006). La population totale de la région était estimée à 147 000 habitants en 2013, répartie dans 79 municipalités, dont les villes de Ville-Marie, La Sarre, Amos, Val-d'Or et Rouyn-Noranda, regroupent plus de 50 % de la population (Institut de la Statistique du Québec, 2013). Ces villes sont liées par un réseau routier principal, tandis qu'un réseau secondaire donne accès aux ressources minières, forestières et hydriques. Ces ressources naturelles sont la base de l'économie régionale et elles ont contribué au développement de la région.

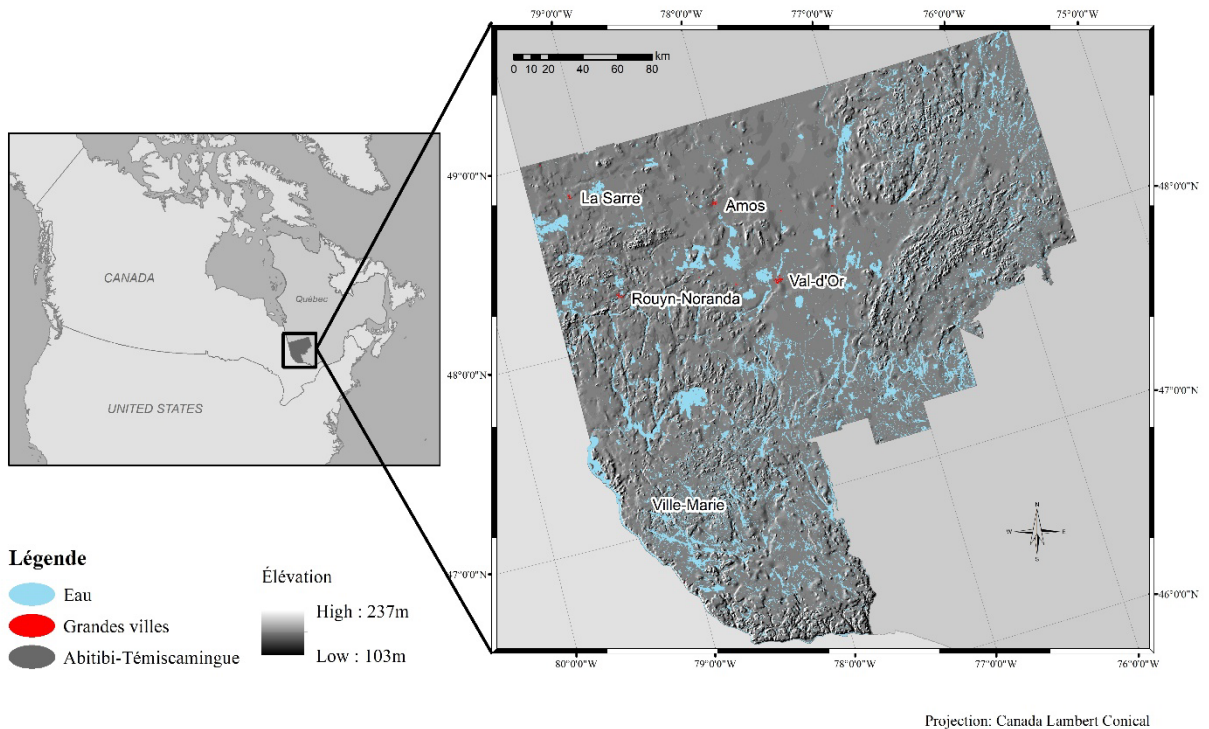


Figure 1. Localisation de la région administrative de l’Abitibi-Témiscamingue

1.3.2 Les milieux humides et leur méthode de classification

Caractérisation des milieux humides

Les milieux humides sont des systèmes que l’on retrouve dans plusieurs zones de la planète. Cependant, à cause des différences entre les régimes régionaux hydrologiques, climatiques et géologiques, il existe une grande diversité parmi ces milieux. Aussi, la définition de cet écosystème peut varier selon l’intérêt de la personne qui l’élabore (Ménard, Darveau, & Imbeau, 2007). Selon le traité international de la Convention sur les milieux humides de Ramsar, les milieux humides comprennent « tous les lacs, les rivières, les aquifères souterrains, les marécages et marais, les prairies humides, les tourbières, les oasis, les estuaires, les deltas et les étendues intertidales, les mangroves et autres zones côtières, les récifs coralliens et tous les sites artificiels tels que les bassins de pisciculture, les rizières, les réservoirs et les marais salants » (Ramsar, 2010). Au Canada, le Groupe de travail national sur les terres humides (GTNTH) a défini les milieux humides comme « *une terre saturée d’eau pendant une période assez longue*

pour que naissent des processus de terre humide ou aquatique, qui se caractérisent par un faible drainage des sols, des hydrophytes et différentes sortes d'activités biologiques adaptées aux milieux humides » (Warner & Rubec, 1997). Le GTNTH divise les milieux humides selon une hiérarchie où la classe est le niveau supérieur, et cette hiérarchie s'applique à toutes les régions. Cette hiérarchie comporte le bog, le fen, les marais, le marécage et l'eau peu profonde, tandis que les autres échelles concernent les particularités de chaque région (Lemelin & Darveau, 2008).

Les bogs se caractérisent par un sol organique, de régime ombrotrophe et acide, où les précipitations sont la principale source d'eau et de nutriments (figures 2 et 3). De l'autre côté, les fens (figure 4) ont un régime minérotrophe, et leur source de nutriments et d'eau provient des précipitations et de l'écoulement de surface et souterrain des terres minérales voisines (Lemelin & Darveau, 2008).



Figure 2. Le paysage du bog, Lac Barette, Parc National de la Jacques Cartier/QC – photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)



Figure 3. La surface du bog, Lac Barette, Parc National de la Jacques Cartier/QC - photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)



Figure 4. Le paysage du fen, Lac Joncas, Forêt Montmorency/QC - photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)

Les marais (figure 5) sont caractérisés par un substrat minéral ou organominéral ainsi qu'une végétation dominée par les herbacées aquatiques et flottantes. Les marécages (figure 6) sont caractérisés par la dominance des arbres et ont un sol riche en éléments minéraux, en tourbe sédimentaire ou en mixture organominérale, en plus d'une dominance végétale d'arbres ou

d'arbustes de plus de 10 m. Finalement, les eaux peu profondes (figure 7) sont des milieux où l'on trouve une inondation permanente et une profondeur inférieure à 2 m (Lemelin & Darveau, 2008).



Figure 5. Paysage du marais, Réserve naturelle du Marais-Léon-Provancher/QC - - photo prise par Mariana Tiné (15 juin 2016)



Figure 6. Marécage formé par la cédrière, Neuville/QC - photo prise par Mariana Tiné (15 juin 2016)



Figure 7. Eau peu profonde – Lac Joncas, Forêt Montmorency/QC - photo prise par Mariana Tiné (14 juin 2016)

Méthodes de classification des milieux humides

Canards Illimités Canada (CIC) a fait un travail de classification général des milieux humides à partir de l'inventaire écoforestier du Québec (Lachance, Lapointe, Darveau, & Imbeau, 2016; Ménard *et al.*, 2006). CIC collabore avec le gouvernement, des organismes à but non lucratif et des propriétaires fonciers afin de mieux conserver les habitats essentiels à la sauvagine et à la faune, notamment dans le cadre du Plan nord-américain de gestion de la sauvagine, et il constitue une référence en ce qui concerne la conservation des milieux humides.

L'inventaire forestier du Québec a été réalisé par le Ministère de Ressources naturelles et de la Faune (MRNF) afin d'assurer l'aménagement durable des forêts et l'utilisation du territoire (Lachance *et al.*, 2016). Le premier inventaire a été élaboré dans les années 1970 et a produit les données cartographiques de base à propos de la localisation, de la délimitation et de la caractérisation des forêts. Lors du deuxième inventaire (1981–1994), ils ont ajouté les données concernant les groupements d'essences et les classes de densité-hauteur des arbres, tandis que le troisième inventaire (1991–2003) a permis l'ajout de données concernant les dépôts de la surface, le drainage et le type écologique (Leboeuf & Vaillancourt, 2015). Le quatrième inventaire, toujours en cours, utilise une nouvelle approche statistique et technologique qui

augmente la précision des données et permet une meilleure interprétation et identification des classes forestières; il distingue aussi les bogs des fens et des marais (Berger & Leboeuf, 2013; Lachance *et al.*, 2016).

Les cartes écoforestières des inventaires ont été produites à partir d'images aériennes, qui s'alignent sur les avancées technologiques, c'est-à-dire qu'au cours des dernières années, celles-ci ont beaucoup évolué. Dans le troisième inventaire, l'unité minimale cartographiable est de 1 ha, tandis que dans le quatrième, il est de 0,1 ha, ce qui permet l'identification des milieux humides inférieurs à cette taille (Lachance *et al.*, 2016).

L'inventaire écoforestier se destine surtout aux gestionnaires forestiers. Pour cette raison, les milieux humides ne sont pas bien cartographiés, car ils ne possèdent pas une grande valeur commerciale du bois. C'est pour cette raison qu'à partir des données du troisième inventaire, l'équipe de Canards Illimités a identifié et reclassifié les milieux humides à partir de la classification originale de l'inventaire. En revanche, cet inventaire ne dispose pas d'informations suffisantes pour classer les milieux humides uniquement selon le système canadien de classification. De ce fait, Ménard *et al.* ont utilisé les études de Rempel *et al.* (1997) et de Breton *et al.* (2005) pour le faire.

Dans l'inventaire, Ménard *et al.* (2006) ont extrait les meilleures informations disponibles sur les milieux humides qui ne sont pas classifiés comme tels dans le troisième inventaire écoforestier. La classification est décrite dans le tableau I, dont les milieux humides sont divisés en quatre classes : aquatique, rivage, marécage et dénudé humide. Les classes *aquatiques* et *rivages* se divisent tous les deux en cinq systèmes, la classe *marécage* se divise en cinq sous-classes, et finalement, la classe *dénudée humide* se divise en deux sous-classes, où la sous-classe *isolée* est composée de cinq systèmes.

La classe *aquatique* regroupe tous les éléments lacustres et l'eau peu profonde, tandis que la classe *rivage* comprend les rivages exposés qui n'ont aucun contact avec un milieu humide. La classe *marécage* correspond à des terres humides dominées par des arbres ou de grands arbustes en incluant la tourbière boisée, et finalement, la classe *dénudée humide* regroupe le milieu humide non boisé (ou ouverts), qui peut inclure les fens, les bogs et les marais.

Tableau I. Classification des milieux humides selon Ménard *et al.* (2006) à partir du troisième inventaire écoforestier

Classe	Sous-classe	Système	Type
Aquatique		Réservoir	AqH
		Lac	AqL
		Étang	AqE
		Mare	AqM
		Lit de cours d'eau	AqR
Rivage		de réservoir	RiH
		de lac	RiL
		d'étang	RiE
		de mare	RiM
		de cours d'eau	RiR
Marécage	Arbustif		MaA
	Arboré pauvre		MaP
	Arboré riche		MaR
	Tourbière boisée		MaT
	Inondé		MaI
Dénuqué humide	Complexe		DhX
	Isolé		DhI
		de réservoir	DhH
		de lac	DhL
		d'étang	DhE
	de mare	DhM	
	de cours d'eau	DhR	

De l'autre côté, la classification des milieux humides de Lachance *et al.* (2016) se base toujours sur la méthodologie utilisée par Ménard *et al.* (2006). Par contre, on y trouve une classe de plus, car il a été possible d'ajouter la *tourbière* (les bogs et fens), y compris la tourbière boisée, précédemment incluse dans la classe correspondant aux *marécages*, dans la classification de Ménard *et al.* (2006). La classification du quatrième inventaire comprend cinq classes, comme décrites dans le tableau II.

Les différences concernant les classes entre les classifications de Ménard *et al.* (2006) et celles de Lachance *et al.* (2016) sont les suivantes : en premier lieu, l'échelle des photos aériennes utilisée dans le 3^e inventaire était de 1 : 15 840, tandis que dans le 4^e inventaire était de 1 : 20 000, malgré cette altération, la précision dans l'unité minimale cartographiable a augmenté (de 1 ha à 0.1 ha). En second lieu, dans la classe *aquatique* dans le travail de Lachance *et al.* (2016), est possible de distinguer les eaux profondes et peu profondes dans les plans d'eau de > 8 ha; en dernier lieu, comme mentionnée précédemment, la classe *tourbière*, divisée par les bogs et fens, a été ajoutée.

Tableau II. Classification des milieux humides selon Lachance *et al.* (2016) à partir du 4^e inventaire écoforestier

Classe	Sous-classe	Système	Type
Aquatique		Réservoir	AqH
		Lac	AqL
		Eau peu profonde	AqP
		Étang	AqE
		Mare	AqM
		Lit de cours d'eau	AqR
Rivage		de réservoir	RiH
		de lac	RiL
		d'étang	RiE
		de mare	RiM
		de cours d'eau	RiR
Marécage	Arbustif		MaA
	Arboré pauvre		MaP
	Arboré riche		MaR
	Inondé		MaI
Tourbière	Minérotrophe		ToF
	Ombrotrophe		ToB
Dénudé humide	Complexe		DhX
	Isolé		DhI
		de réservoir	DhH
		de lac	DhL
		d'étang	DhE
		de mare	DhM
	de cours d'eau	DhR	

D'autre part, Valeria *et al.* (2014) ont fait un travail d'évaluation de changement de l'état de la forêt boréale sur une période de 20 ans en utilisant les images multi spectrales LANDSAT TM (*Multispectral Landsat Thematic Mapper*), avec une résolution de *pixel* de 30x30 mètres, correspondant aux années de 1985, 1995 et 2005, qui couvrent sept régions écologiques du Québec (3a, 4a, 4b, 5a, 5b, 6a et 6c). Valeria *et al.* (2014) ont fait la classification multi temporelle basée sur quatre critères : la région avec une couverture des terres non forestières, la forêt avec un stade de développement, le type de couvert forestier, et la forêt avec la couverture dense. Ces 4 critères ont été divisés par 13 indicateurs et ensuite en 48 classes de couverture (tableau III). En ce qui concerne les milieux humides, Valeria *et al.* (2014) ont classifié seulement les plus faciles à identifier à partir des images LANDSAT, c'est-à-dire les milieux humides ouverts (peu ou non boisés, selon la définition donnée ci-dessus), dans la catégorie de forêt non productive, divisée en 3 classes (dominé par les arbres, dominé par les arbustes et dominé par les herbes), dont la couverture arborée correspond à moins de 25 %.

Valeria *et al.* (2014) ont considéré que l'exactitude de la classification pour l'image de l'année 1985 était similaire à celle de 2005, malgré les données d'haute résolution (en termes de qualité géométrique et radiométrique) n'étaient pas facilement disponibles en tant que produits géoréférencés pour valider l'image classifiée de 1985. Valeria *et al.* (2014) ont estimé l'erreur associée à la variation temporelle par chaque indicateur de 1985 à 2005, ce qui a donné une précision globale de 83% parmi les terres forestières et non forestières.

Tableau III. Classification des images LANDSAT selon Valeria *et al.* (2014)

ID	Classe	ID	Classe
1	Non classified areas	25	Dense coniferous
2	Shadow	26	Dense coniferous
3	Clouds/Haze	27	Medium and open density coniferous
4	Snow	28	Medium and open density coniferous
5	Rock/rubble	29	Medium and open density coniferous
6	Urban areas	30	Medium and open density coniferous
7	Recent burned areas	31	Revegetating land
8	Recent clear cuts areas	32	Sparse forests (coniferous)
9	Water : lakes, reservoirs, rivers	33	Dense cover > 60 % crown closure; trees
10	Shrubs	34	Open stands
11	Regenerating forest areas	35	Sparse forests (deciduous)
12	Regenerating forest areas	36	Dense cover > 60 % crown closure; trees
13	Regenerating forest areas	37	Dense cover > 60 % crown closure; trees
14	Shrubs	38	Dense cover > 60 % crown closure; trees
15	Revegetating burned areas	39	Broadleaf trees
16	Revegetating cut areas	40	Open stands
17	Agriculture	41	Open stands
18	Herb	42	Sparse forests (mixedwood)
19	Lichen	43	Sparse forests (mixedwood)
20	Moss	44	Sparse forests (mixedwood)
21	Alpine land	45	Sparse forests (coniferous)
22	Wetlands dominated by trees	46	Medium and open density coniferous
23	Wetlands dominated by herbs	47	Closed young stands
24	Wetlands dominated by shrubs	48	Closed young stands

Pour bien ajuster avec le travail sur l'Abitibi, les images ont été coupées d'accord avec l'extension de la région, car les images de l'étude de Valeria *et al.* (2014) sont plus extensifs que la zone de cette étude. Puis, nous avons utilisé la classe nommée comme *dénudée humide* dans la classification de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016) pour faire une comparaison avec la classe de milieu humide ouvert dénommé par Valeria *et al.* (2014), en utilisant le logiciel ArcGIS. Nous avons calculé la superficie en hectares des milieux humides

ouverts afin de comparer la proportion du territoire de la région d'étude (6 422 691,12 ha) correspondant.

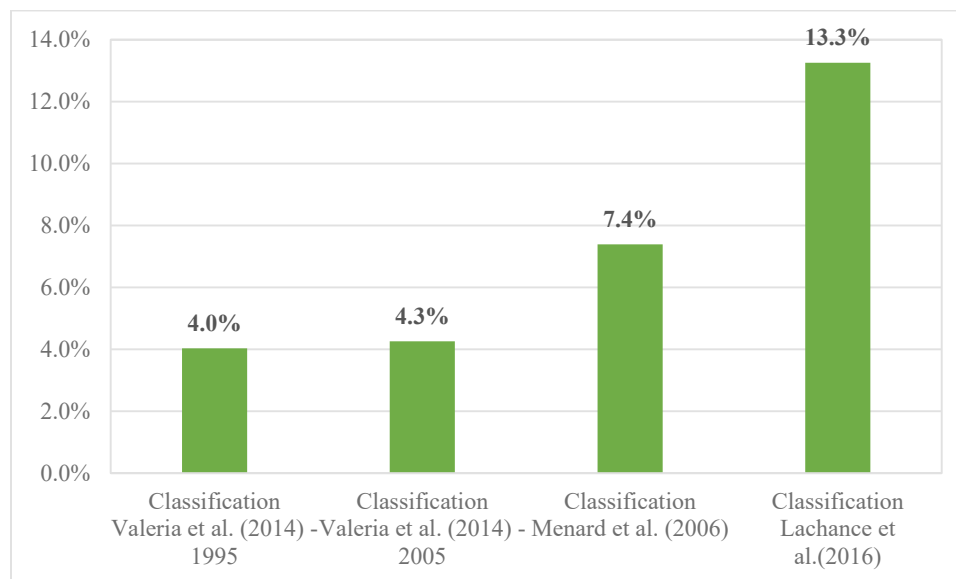


Figure 8. La proportion du territoire des milieux humides ouverts dans les images des années 1985 et 1995 (Valeria *et al.*, 2014), et des dénudés humides (Ménard *et al.*, 2006, Lachance *et al.*, 2016) dans chaque méthodologie de classification, en fonction de la zone d'étude.

C'est possible à observer dans le graphique de la figure 8 les différences entre les méthodes de classification. Valeria *et al.* (2014) ont fait une classification très générale et très orientée vers la production ligneuse, où le territoire semble n'inclure que dans la catégorie « milieux humides non productifs » que 4.0 % dans l'année 1995 et 4.3 % dans l'année 2005. En revanche les classifications de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016) captent une plus de proportion des milieux humides ouverts du territoire, avec une superficie de vers 7.4 % au 3^e Inventaire et 13.3 % au 4^e Inventaire par rapport à superficie totale de la région. Cette différence de superficie peut être justifiée aussi en raison de la difficulté d'identifier les zones de milieux humides à partir d'images satellitaires, par exemple, les étangs et l'eau peu profonde peuvent être classifiés comme simplement eau. En utilisant les données fournies par CIC, de type *shapefile*, concernant l'identification des milieux humides à partir du troisième et quatrième inventaires (Ménard *et al.*, 2006 et Lachance *et al.*, 2016), un diagnostic de la distribution

spatiale des milieux humides de la région administrative de l’Abitibi a été fait pour bien comprendre leur dynamique et répartition, qui sera démontré dans la prochaine section.

1.4 Diagnostic des milieux humides dans la région

En prenant compte des différences entre les méthodes de classification réalisée par Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016), comme l’échelle utilisée et la précision de l’unité minimale cartographiable, aussi pour faire un diagnostic des milieux humides, 5 classes ont été utilisées (dénudé humide, marécage arbustif, marécage inondé, marécage arboré pauvre et marécage arboré riche) pour comparer leur distribution et la distinction entre les deux méthodes observées dans la région de l’Abitibi.

En utilisant le logiciel ArcGIS, la superficie en hectares était calculée pour chaque classe correspondant aux milieux humides (tableau IV). Aussi, grâce à l’outil *tabulate area* du logiciel ArcGIS, un tableau croisé a été généré pour identifier les différences entre les classes dans les deux classifications, de sorte qu’il a été possible d’analyser chaque classe de manière précise. De cette façon, il est possible de savoir combien d’hectares ont été classifiés pour chaque type de milieu. Pour y arriver, nous avons comparé la classification de Ménard *et al.* (2006) (initiale) avec la classification de Lachance *et al.* (2016), le résultat est décrit dans le Tableau V, qui montre le pourcentage de changement correspondant à chaque type de transition.

Tableau IV. La superficie correspondant à chaque classe de milieu humide en ha, selon les classifications développées par CIC

Classe	Classification Menard <i>et al.</i> (2006)	Classification Lachance <i>et al.</i> (2016)
Dénudé humide	474,496	851,820
Marécage inondé	39,921	82,684
Marécage arbustif	126,867	114,694
Marécage arboré riche	199,448	250,666
Marécage arboré pauvre	372,807	728,451

Tableau V. Matrice de transition par chaque classe (%) entre les deux méthodes de classification (Ménard *et al.*, 2006 et Lachance *et al.*, 2016)

Classification de Ménard (initiale)	Classification de Lachance								
	Eau	Forêt sèche	Agriculture	Urbaine	Dénudé humide	Marécage arbustif	Marécage inondé	Marécage pauvre	Marécage riche
Eau	89,40	10,01	0,01	0,08	0,16	0,00	0,14	0,11	0,09
Forêt sèche	2,88	91,42	0,08	0,20	0,44	0,01	0,51	2,80	1,66
Agriculture	0,35	27,68	68,65	1,43	0,12	0,00	0,28	0,08	1,41
Urbaine	0,55	4,04	1,61	93,75	0,00	0,00	0,00	0,01	0,04
Dénudé humide	0,20	5,28	0,03	0,01	56,98	0,01	2,79	32,34	2,35
Marécage arbustif	0,95	34,50	0,37	0,08	8,42	4,83	21,54	9,45	19,86
Marécage inondé	1,76	14,42	0,14	0,04	3,39	0,07	77,83	0,85	1,50
Marécage pauvre	0,03	18,55	0,04	0,02	1,52	0,01	0,35	71,58	7,90
Marécage riche	0,07	28,58	0,79	0,07	0,75	0,06	1,44	13,85	54,39

1.4.1 Classe dénudée humide

La classe *dénudée humide* correspond aux milieux humides exempts d'arbres ou d'arbustes, y compris les tourbières bog et les tourbières fens non arborées, par rapport les données de Lachance *et al.* (2016). En analysant les deux classifications des milieux humides de la région étudiée, nous pouvons observer qu'il y a eu une différence entre les deux classifications, en ce qui concerne la classe *dénudée humide*, dont le territoire correspondant à cette classe a changé 377 324 ha entre les deux classifications, allant de 474 496 ha à 851 820 ha (tableau IV). Il est possible observer que le plus grand changement dans la classe *dénudée humide* concerne la classe *marécage pauvre* et celle de la *forêt sèche* (tableau V). Même s'il s'agit de la classe qui a eu la plus grande différence d'identification du territoire, c'est constaté qu'un peu plus de la moitié de sa superficie est toujours classifiée comme *dénudé humide* (tableau V).

La plupart des milieux humides de la région de l'Abitibi-Témiscamingue correspondent aux tourbières (Pellerin & Poulin, 2013). Les tourbières sont un écosystème stable et très complexe, et une fois qu'elles ont perturbé, il est très difficile de faire en sorte qu'elles retournent à leur

état initial. L'interférence humaine (par exemple, l'urbanisation, l'agriculture et la pollution) et le climat (la sécheresse) sont les principales menaces aux tourbières (Talbot, Roulet, Sonnentag, & Moore, 2014). La présente région d'étude est très peu habitée, et malgré les activités minières et sylvicoles (ce dernier surtout au sud) cette classe de milieu humide reste généralement protégée, avec des perturbations locales et autour de ces activités. Ce qui attire l'attention, c'est que 150 295 ha de la classe *dénudée humide* classifiée par Ménard *et al.* (2006) était classifié comme marécage arboré pauvre (figure 9) dans la classification de Lachance *et al.* (2016), ce qui peut être causé par une différente interprétation des données dans le processus de classification des inventaires, étant donné que l'identification des tourbières est plus précise sur le terrain que par image satellite.

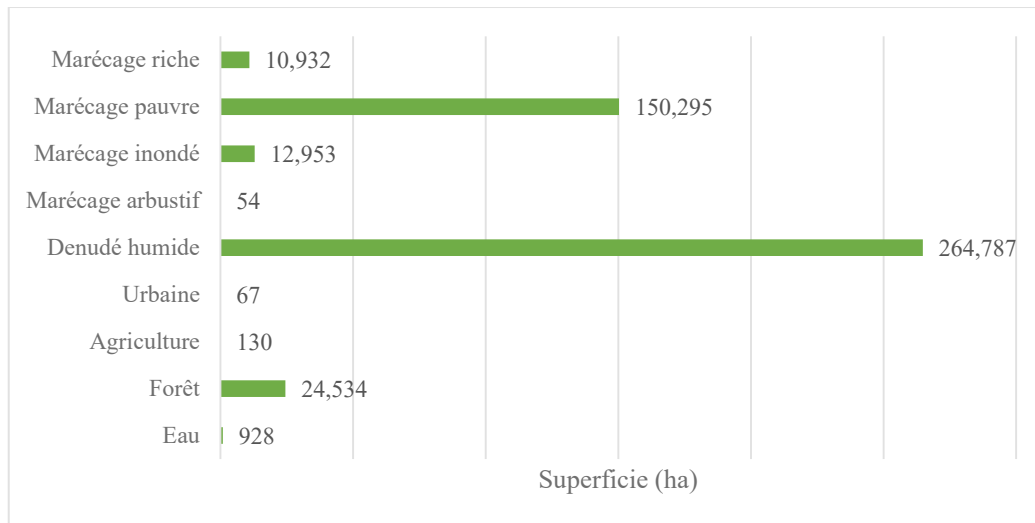


Figure 9. Graphique des différences de la classification de la classe *dénudée humide* par Ménard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016) en ha

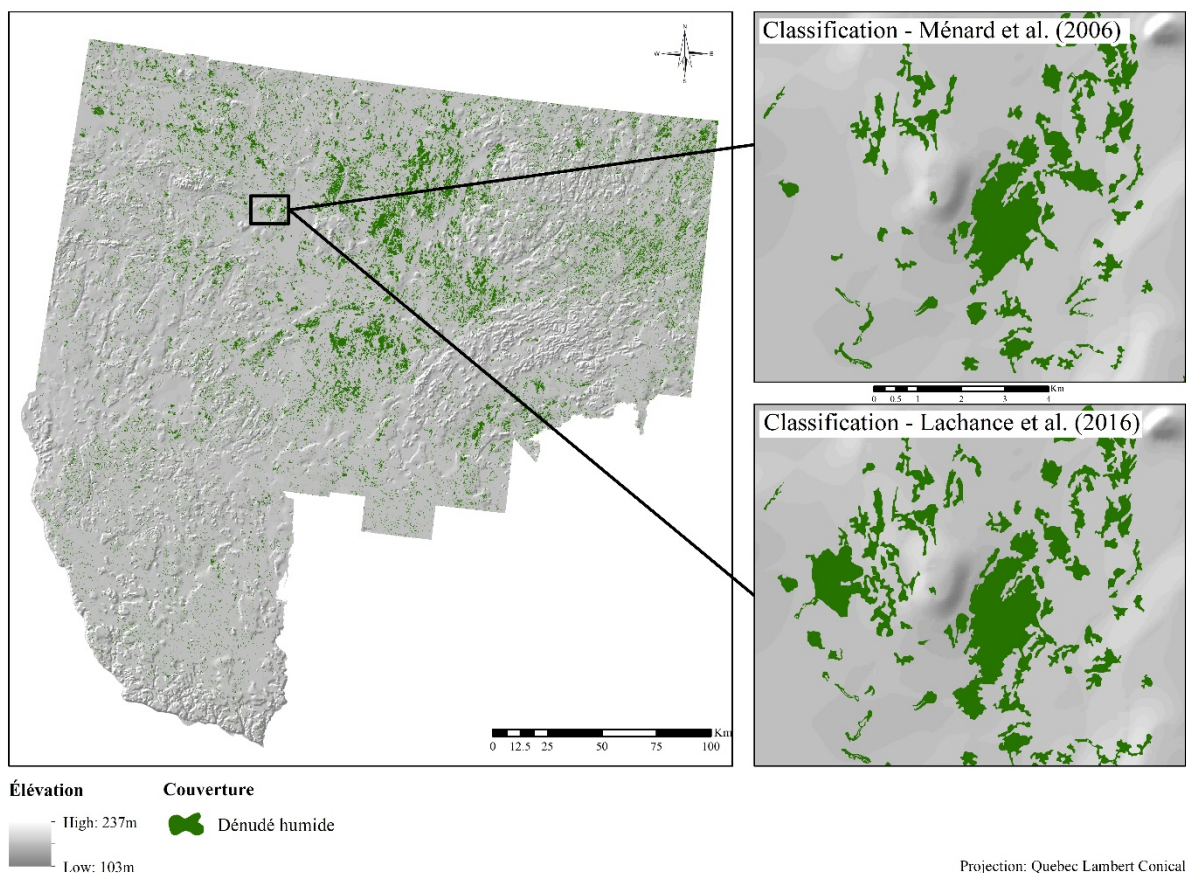


Figure 10. Différences de la superficie correspondant aux dénudés humides dans les classifications de Ménéard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016)

1.4.2 Marécage arboré pauvre et arboré riche

En observant la matrice de transition (tableau V), il appert que la plupart des classes arborées sont restées les mêmes entre les deux classifications, et qu'une partie d'entre elles a été classifiée comme *forêt sèche* selon la classification de Lachance *et al.* (2016). Aussi, en ce que concerne la classe *marécage arboré riche*, il est possible d'observer dans la matrice de transition que les changements les plus significatifs touchent les classes *marécage arboré pauvre* et *forêt sèche*.

D'autre part, les classes *arborées* sont difficiles à classifier par les images, car elles sont très similaires à la *forêt sèche*, ce n'est qu'avec la combinaison avec les données de terrain qu'être possible d'identifier précisément cette classe. Donc, les plus grands changements concernent les classes *arborées*. Dans la figure 11, il est observé que les changements concernant la classe *marécage arboré pauvre* proviennent à 263 396 ha (vers 72%) des marécages classifiés comme

tels par Lachance *et al.* (2016) selon la classe *arborée pauvre* classifiée par Ménard *et al.* (2006), tandis que 29 073 ha (environ 8%) et 68 262 ha (19%) de ces changements viennent des classes *arborées riches* et *forêt sèche* respectivement (figure 11). En outre, en ce qui concerne la classe marécage *arboré riche*, il est observé dans la fig. 12 que 103 365 ha (vers 54%) des changements ont été classifiés dans la même catégorie selon Lachance *et al.* (2016), et que 54 323 ha et 26 320 ha (figure 13) des changements font plutôt partie d'autres classes *arborées* (*forêt sèche* et *arborée pauvre* respectivement). En ce qui concerne la différence entre les classifications dans les milieux humides boisés, nous observons que dans la classe *marécage arboré pauvre*, il y a eu une différence de 355 645 ha entre les deux classifications (tableau IV), tandis que la classe *marécage arboré riche* a eu une différence de 51 218 ha. Dans les cartes des figures 12 et 14, c'est possible d'observer quelques changements dans la couverture, avec l'identification des milieux humides dans les deux classifications.

Selon le travail de Ménard *et al.* (2013), la géologie et le climat sont des facteurs décisifs à la dynamique des milieux humides au Canada, le premier contrôlant la distribution de ces écosystèmes, et le climat influençant son développement. Aussi, les perturbations anthropiques, c'est-à-dire l'urbanisation, l'écotourisme, l'agriculture, représentent des menaces au fonctionnement de ces milieux (Pellerin & Poulin, 2013). Comme la région de l'Abitibi-Témiscamingue est très peu habitée, le climat constitue la principale perturbation qui met en danger les milieux humides.

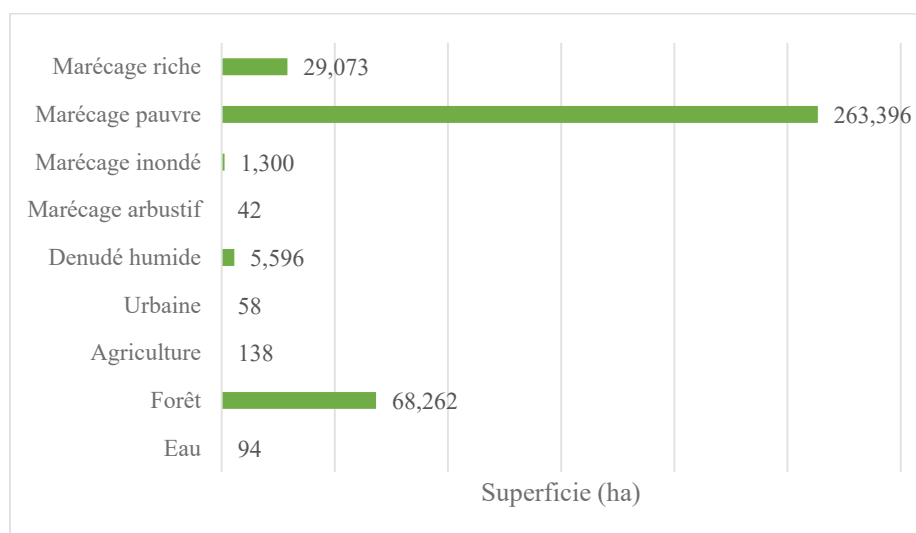


Figure 11. Graphique des différences de la classification de la classe *marécage arboré pauvre* par Ménard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016)

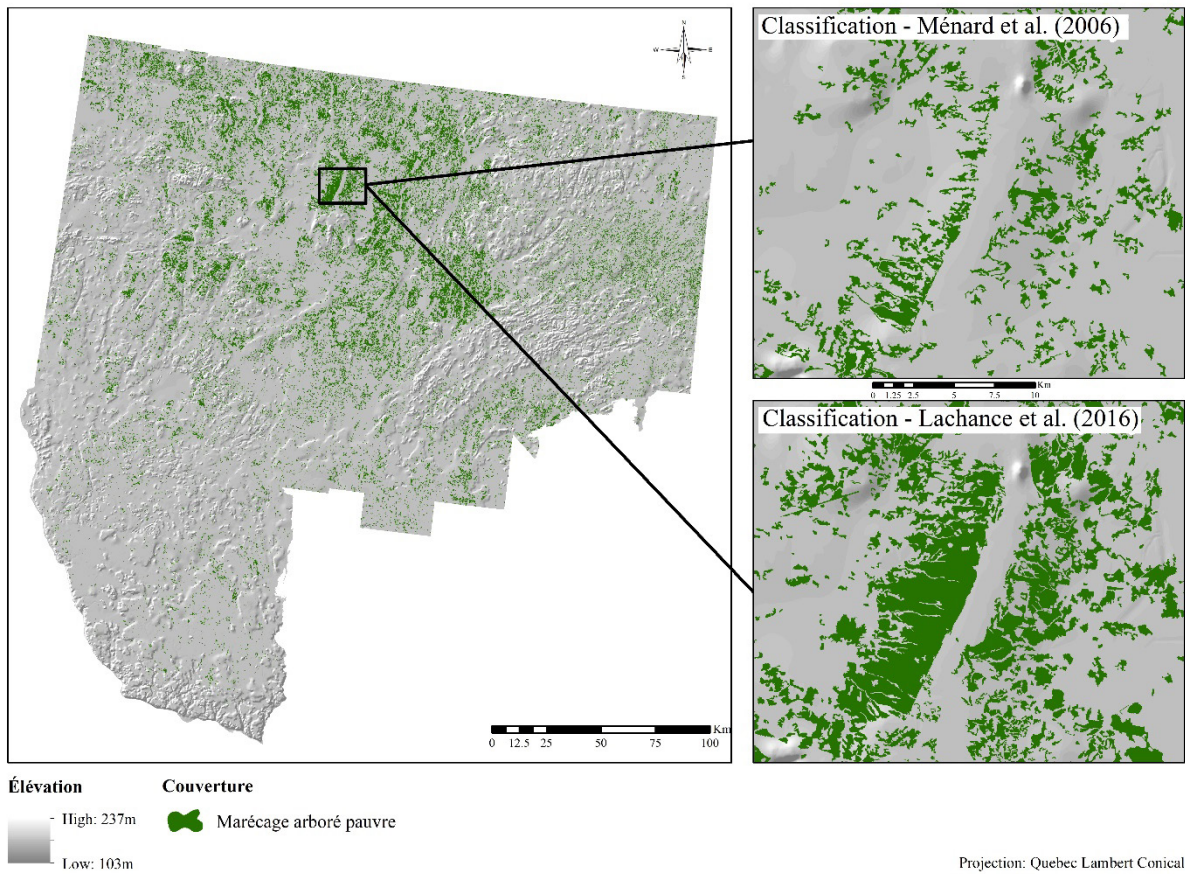


Figure 12. Différences de la superficie correspondant aux marécages arborés pauvres dans les classifications de Ménéard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016)

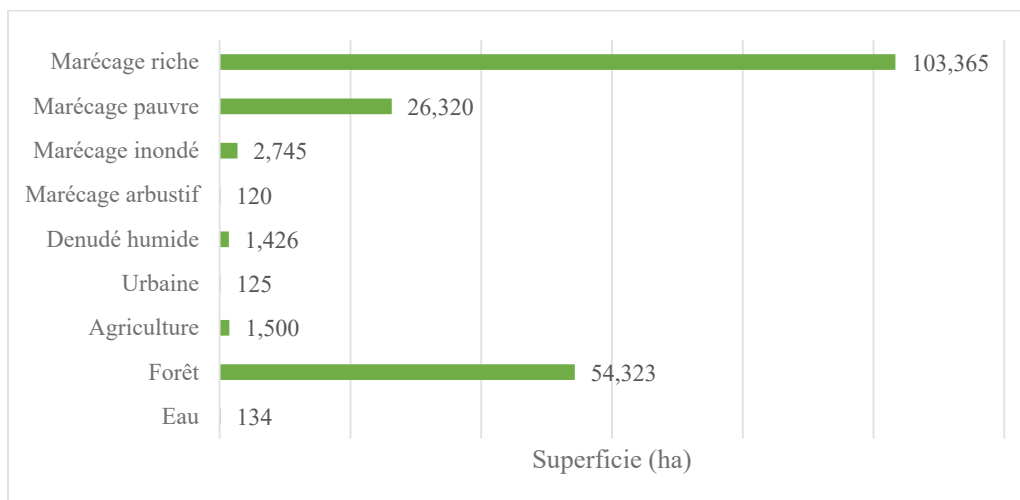


Figure 13. Graphique des différences de la classification de la classe *marécage arboré riche* par Ménéard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016)

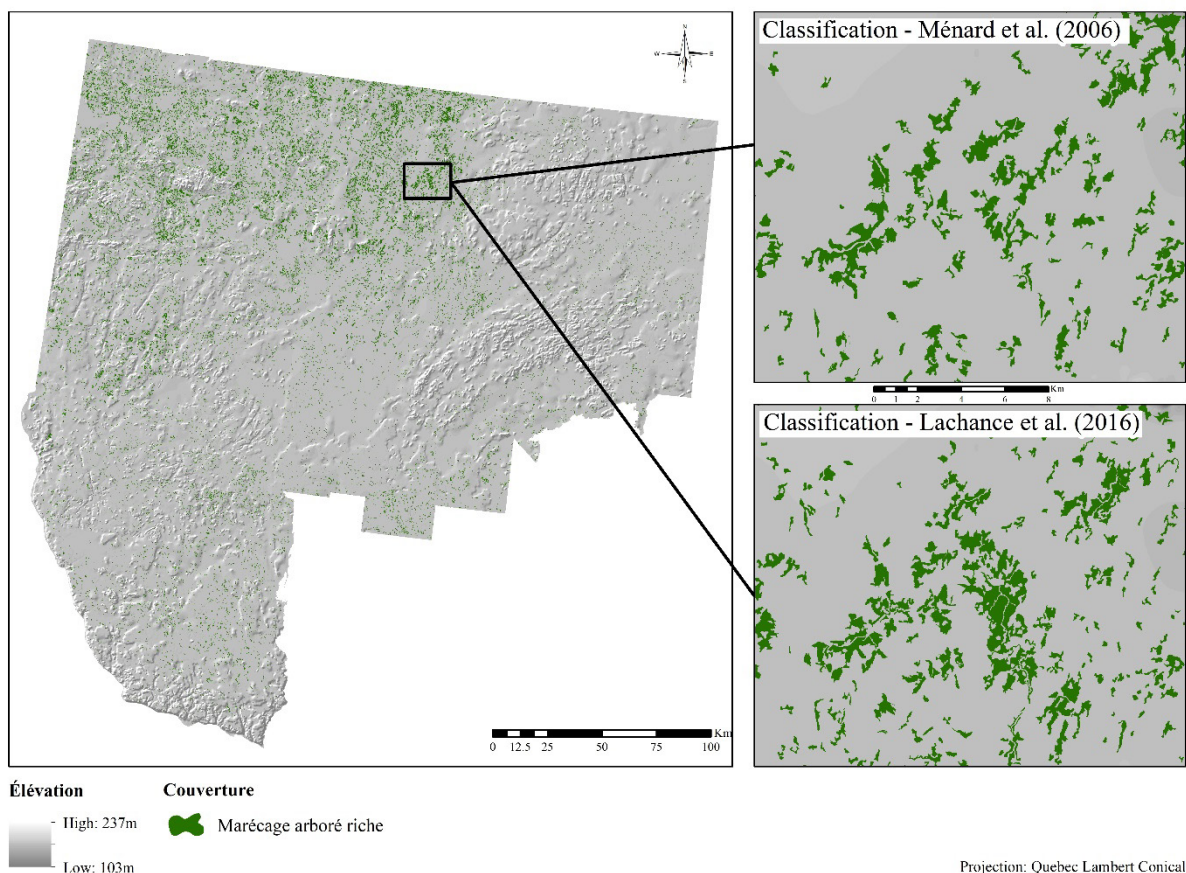


Figure 14. Différences de la superficie correspondant aux marécages arborés riches dans les classifications de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016)

1.4.3 Marécage arbustif

En ce qui a trait à la classe *marécage arbustive*, c'est possible observer une diminution de la superficie classifiée entre les deux travaux de classification (Lachance *et al.*, 2016; Ménard *et al.*, 2006). En effet, cette classe est difficile à classifier, car il s'agit d'une classe de transition, ce qui signifie qu'elle peut être classifiée comme *forêt arborée*, ou encore comme *dénudée humide*. De cette façon, il est observé dans le tableau V les changements de classification les plus significatifs qu'ont subis les classes *arborées*, comme la *forêt sèche*, le *marécage inondé* et le *marécage riche*.

Dans le graphique de la fig. 15, nous observons que 18 956 ha de la classe arbustive ont été classifiés comme *forêt sèche* dans le travail de Lachance *et al.* (2016). Cette situation peut être

justifiée par le processus de succession végétale, où l'évapotranspiration et les processus hydrologiques (par exemple, la diminution de la profondeur de l'eau et de la nappe phréatique) provoquent des changements dans la végétation et dans l'établissement de la forêt sèche (Courchesne, 2012). De l'autre côté, 11 833 ha des marécages arbustifs classifiés comme *marécage inondé* par Lachance *et al.* (2016) peuvent être causés par la construction des barrages de castor dans ce milieu.

Malgré tout, il y a une différence de 12 172 ha du territoire des marécages arbustifs classifiés entre les deux classifications (tableau IV). Dans la carte de la fig. 16, c'est noté des différences de l'identification des marécages arbustifs dans les deux méthodes de classification (Ménard *et al.*, 2006 et Lachance *et al.*, 2016).

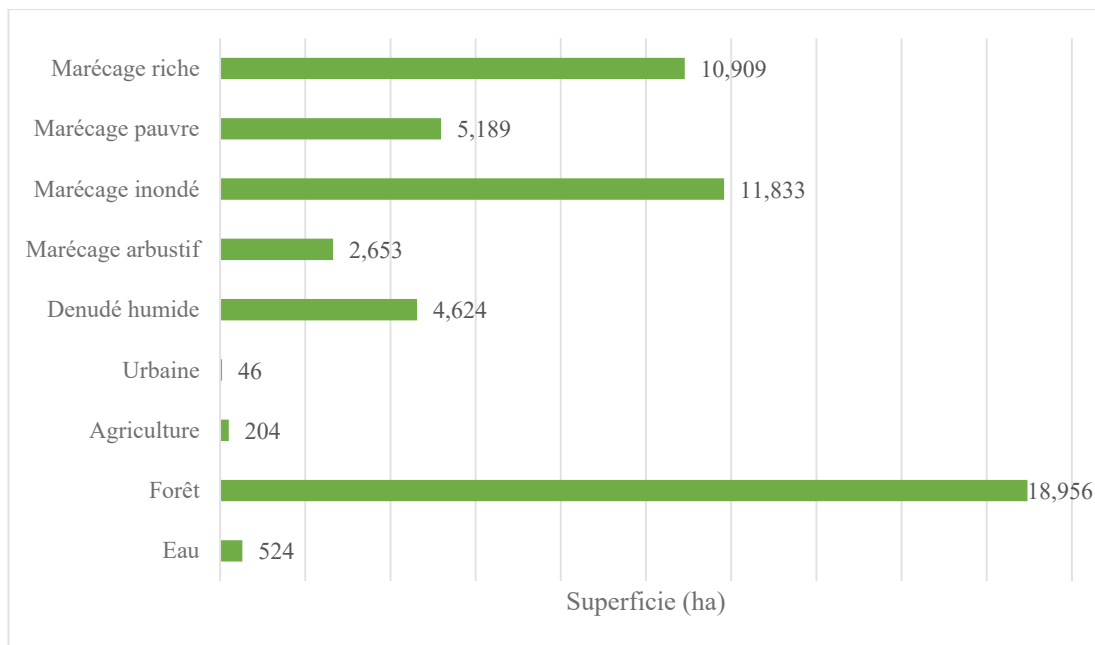


Figure 15. Graphique des différences de classification de la classe *marécage arbustif* par Ménard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016)

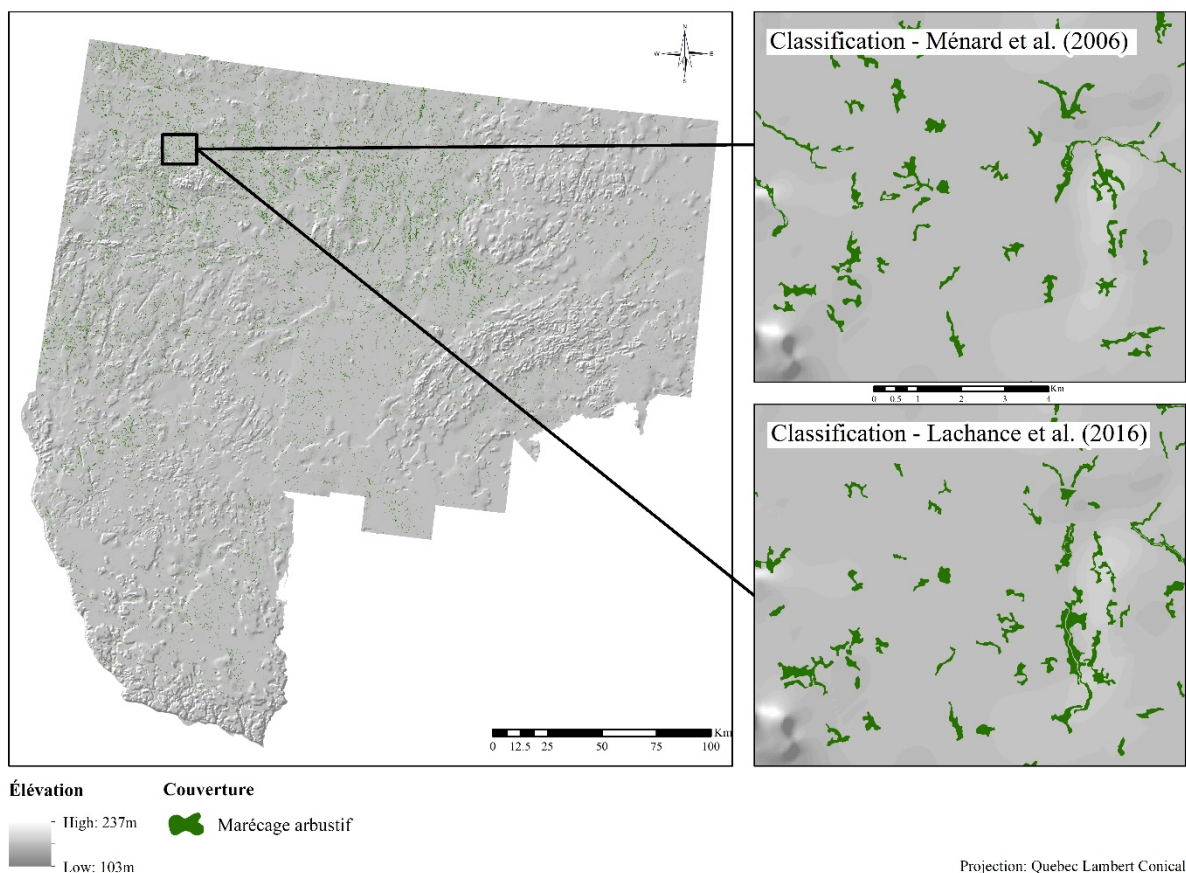


Figure 16. Différences de la superficie correspondant aux marécages arbustifs dans les classifications de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016)

1.4.4 Marécage inondé

La classe *marécage inondée* représente le plus petit territoire dans les deux classifications. C'est aussi une classe difficile à détecter, car elle est souvent confondue avec d'autres classes arborées. Dans l'analyse des changements entre les deux classifications, nous observons que la plus grande partie de la classe est classifiée comme la même, et que le changement le plus significatif concerne la classe *forêt sèche* (tableau V).

Cette classe, comme le nom le suggère, regroupe les marécages inondés, la plupart du temps par les activités du castor lors de la construction et de l'établissement de barrages. En considérant le cycle du castor à court terme (moins de 10 ans), on ne remarque pas de changement majeur dans les environs (Potvin & Breton, 1997), alors il est compréhensible que

le territoire de la classe *marécage inondé* reste 78 % classifié comme tel c'est-à-dire, 29 974 ha, étant donné que la période entre les données étudiées est d'environ 10 ans.

La superficie des marécages inondés entre les deux classifications (Lachance *et al.*, 2016; Ménard *et al.*, 2006) a varié 42 763 ha (tableau IV), ce que nous pouvons observer plus précisément dans l'ouest de la carte (Figure 18).

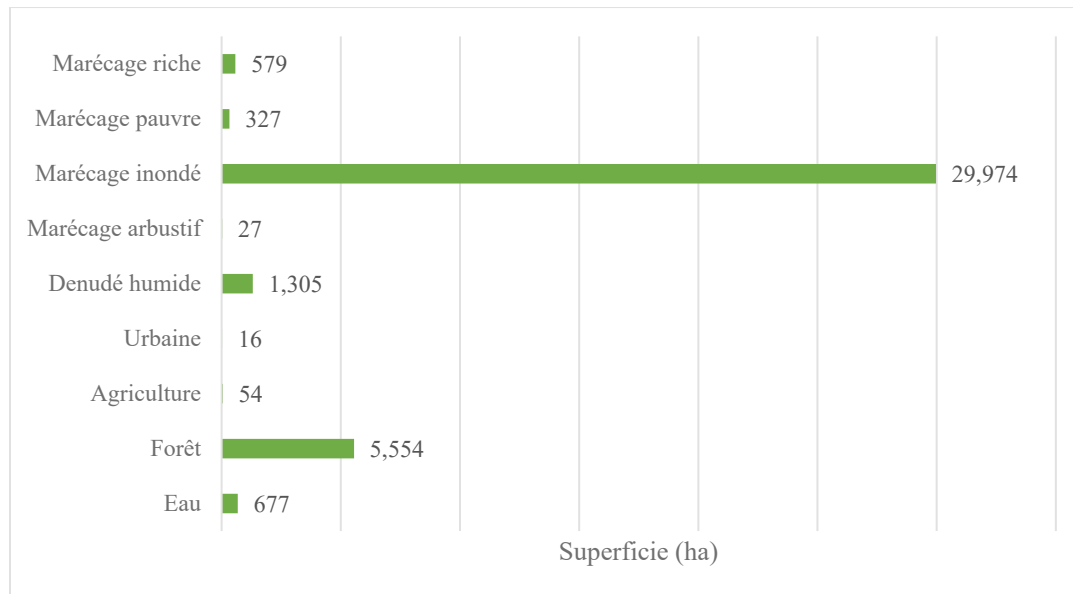


Figure 17. Graphique des différences de la classification de la classe *marécage inondé* par Ménard *et al.* (2006) à d'autres classes par Lachance *et al.* (2016)

1.4.5 Considérations finales

Premièrement, il appert que Ménard *et al.* (2006) ont fait un travail compatible aux données disponibles. D'autre part, Lachance *et al.* (2016) ont pu profiter de l'amélioration de ces données pour rendre un travail plus approfondi et plus complet. On considère notamment ce travail de comparaison des différentes méthodes de classification comme très important pour le développement du travail de recherche sur la modélisation des milieux humides de l'Abitibi, car il offre les informations nécessaires pour bien comprendre notre modèle.

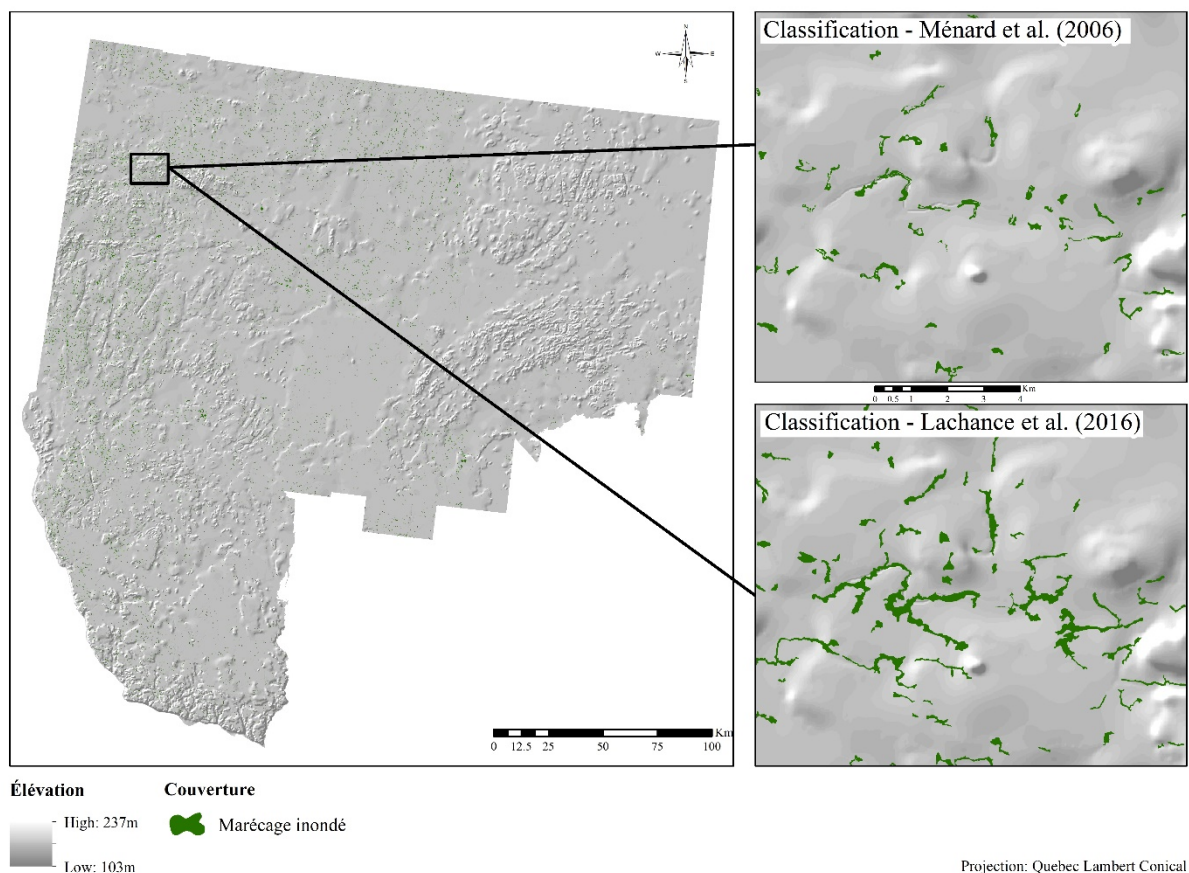


Figure 18. Différences de la superficie des marécages inondés identifiés par les classifications de Ménard *et al.* (2006) et Lachance *et al.* (2016)

Cependant, un modèle de changements spatiotemporels ne demande que 3 images des différentes périodes pour sa création : 2 images d'entrée pour extraire la tendance de changements et 1 image pour la validation (Langlois, 2008). Donc, les données satellitaires de Valeria *et al.* (2014) ont été utilisées, en raison de la nécessité d'avoir 3 différentes périodes (1985, 1995 et 2005), pour le processus de modélisation (conception, calibration et validation) des milieux humides. En sachant le fait qu'ils n'ont pas détecté le total du territoire correspondant aux milieux humides de la région, dans le cadre de ce projet de recherche, il a été considéré pour la modélisation seulement les milieux humides ouverts, dont les milieux humides non boisés (Tableau III), qui regroupent différents types de milieux humides sans arbres ni arbustes tels que les marais et la tourbière non boisée (y compris les bogs et les fens) (Menard *et al.*, 2013).

Toutefois, l'évolution spatiotemporelle des milieux humides ouverts sera modélisée et simulée en fonction de la tendance des changements observés. Il est également fondamental de considérer que l'image est une représentation statique du paysage, et que les milieux humides sont très dynamiques, ce qui signifie qu'il est toujours nécessaire de considérer l'image comme la simplification de ce qui est représenté (Menard *et al.*, 2013).

2. Article scientifique

Tiné, M., Perez, L., Molowny-Horas, R., « Hybrid spatiotemporal simulation of future changes in open wetlands: A study of the Abitibi-Témiscamingue region, Québec, Canada », soumis au *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*.

2.1 Présentation de l'article

L'article traite de la conception d'un modèle hybride de changements spatiotemporels dans les milieux humides ouverts de la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue, Québec. Le but du modèle est de simuler la dynamique de changements observés en comparant les images satellites multi spectrales LANDSAT des années 1985 et 1995, pour générer les scénarios futurs. Le modèle consiste en une combinaison des approches par les automates cellulaires, la régression logistique et la chaîne Markov, pour donner plus de précision à la simulation et rendre le modèle plus puissant. Le modèle a été validé en utilisant les indices kappa de similarité, et a obtenu des bons résultats, où la carte projetée et la carte de référence ont 80 % de similarité, ce qui a permis la simulation des scénarios pour les années de 2015, 2025, 2035, 2045 et 2055.

2.2 Accord des coauteurs

Cet article a été écrit conjointement par Mariana Tiné, première auteur, Liliana Perez, deuxième auteur et Roberto Molowny-Horas, troisième auteur. Mariana Tiné a été responsable de la rédaction, des analyses, de la création du modèle, l'interprétation des résultats et de l'écriture complète du document. Liliana Perez et Roberto Molowny-Horas ont aidé à la conceptualisation du modèle, ainsi que le choix et révision des méthodes, ont fait la correction et ont aidé aussi à la structuration de l'article.

À titre de coauteur, j'autorise Mariana Tiné à publier l'article *Hybrid spatiotemporal simulation of future changes in open wetlands : A study of the Abitibi-Témiscamingue region, Québec, Canada* dans son mémoire de maîtrise.

Liliana Perez
Coauteur

Roberto Molowny-Horas
Coauteur

2.3 Hybrid spatiotemporal simulation of future changes in open wetlands: A study of the Abitibi-Témiscamingue region, Québec, Canada

Mariana Tiné¹, Liliana Perez^{1*}, Roberto Molowny-Horas²

¹Laboratory of Environmental Geosimulation (LEDGE), Department of Geography, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada,

Pavillon 520, Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, H2V 2B8, +1 (514) 343-8003,

mariana.de.oliveira.tine@umontreal.ca, <https://www.linkedin.com/in/mariana-tiné-2425a6a1/>;
l.perez@umontreal.ca, <https://orcid.org/0000-0002-6599-9893>,

<https://www.linkedin.com/in/lilianaperezcastro/> (*Corresponding author)

²CREAF, Cerdanyola del Vallès 08193 Spain +34 (93) 581-3353, roberto@creaf.uab.cat,
<https://orcid.org/0000-0003-2626-6379>

Total number of words: 8765

Hybrid spatiotemporal simulation of future changes in open wetlands: A study of the Abitibi-Témiscamingue region, Québec, Canada

Abstract

Among the most productive ecosystems around the world, wetlands support a wide range of biodiversity such as waterfowl, fish, amphibians, plants and many other species. They also provide ecosystem services that play important roles in relation to nutrient cycling, climate mitigation and adaptation, as well as food security. In this research we examined and projected the spatiotemporal trends of change in open wetlands by coupling logistic regression, cellular automata and Markov chain methods into a hybrid geosimulation model. To study the changes in open wetlands we used multi-temporal land cover information interpreted from LANDSAT images (1985, 1995, and 2005). We predicted future spatial distributions of open wetlands in the administrative region of Abitibi-Témiscamingue, Quebec, Canada for 2015, 2025, 2035, 2045 and 2055. Modeling outcomes comparison and assessment were performed using map-comparison techniques as well as landscape metrics. Change analysis between 1985 and 2005 showed an increase of about 63% in open wetlands, while simulation results indicated that this tendency will persist into 2055 with a continuous augmentation of open wetlands in the region. The spatial distribution of predicted trends in open wetlands could provide support to local biodiversity assessments, management and conservation planning of the open wetlands in Quebec, Canada.

Keywords: spatiotemporal modeling, open wetlands, cellular automata, logistic regression, Markov-chain

2.3.1 Introduction

Wetlands are some of the most important biodiverse areas in the world; they are unique, productive ecosystems where terrestrial and aquatic habitats meet, holding greater species diversity nutrient recycling and niche specialization than most other ecosystems (Menard *et al.*, 2013; Poulin *et al.*, 2016). Wetlands provide multiple ecosystem services supporting water security and offer a wide range of benefits and values to society and the economy. Values of both coastal and inland wetland ecosystem services are typically higher than those of other ecosystem types (Gingras *et al.*, 2016). Estimates of global wetland area range from 5.3 to 12.8 million km². However, wetlands are experiencing rapid decline; researchers estimate that over 50% of the world's wetlands have disappeared (Zedler & Kercher, 2005).

Wetlands correspond to approximately 13% of Canada territory, where 25% occur in the Boreal Shield (Environment and Climate Change Canada, 2016; Menard *et al.*, 2013). Canadian wetlands play an important role in the global carbon balance because they have around 150 billion tons of carbon accumulated in the peatlands, which is 25 times the amount of fossil fuel carbon released annually in the world (Bridgham *et al.*, 2006). As these areas have shallow waters, episodes of severe droughts and higher temperatures could increase the emission of carbon into the atmosphere, causing significant effects on climate on a global scale (Frolking *et al.*, 2011). In the context of climate change, it is expected that the boreal region, whose peatlands accounts for 12% of Canada's total area (Tarnocai, 2006), will experience less seasonal variation in vegetation cover and more vegetation productivity (IPCC, 2013; Nelson *et al.*, 2014; Perez *et al.*, 2016). Thus, facing future climatic scenarios that predict both shorter winters and longer summers, we must assume that wetlands will experience major variations in extension, however we are neither certain about the rate nor the trend of change (IPCC, 2013; Tarnocai, 2006). Future spatial patterns of wetlands will not only influence the climate, but also all the species that inhabit it. For example, it is estimated that in Québec itself, 18 species of waterfowl reside in wetland areas regularly (Lemelin *et al.*, 2010). While the disappearance of wetlands in the extreme south of Canada may put some at-risk populations on the brink of extinction, mainly due to continuous land use/cover change (urban and intensive agricultural areas), the opposite could happen in some boreal areas, for example the eastern boreal forest of North America (east of the 70th parallel) where increased rainfall is expected to help the expansion of wetlands (Eamer *et al.*, 2010; Poulin *et al.*, 2004).

In response to the impacts that climate change may bring to fragile ecosystems, researchers have turned to the use of computational models that allow them to study and better understand the temporal and spatial dynamics observed in wetlands (Arsanjani *et al.*, 2015; Gong *et al.*, 2014; Hattermann *et al.*, 2008; Yu *et al.*, 2010). Computational mathematical model express through algorithms the relations observed in the ecosystem under study (Fernandes, 2016). They can be used to analyse observed dynamics, to understand their drivers and then to predict future scenarios. Not many models have been developed to study wetland changes and processes. However, among the research efforts, Maeda *et al.* (2011) proposed a spatial model to simulate the loss of wetland areas in the Brazilian Amazonia due to the expansion of pasture

and agriculture areas, with the aim of guiding public protection policies. Likewise, studies by Gong *et al.*, (2014) and Yu *et al.*, (2010) in China aim to understand the process of urbanization and agricultural expansion in wetlands. The aforementioned authors have developed predictive spatiotemporal models to help decision-making processes in the northeast China.

The complexities of the spatiotemporal change in wetland ecosystems can be modelled and simulated by integrating methodological approaches from remote sensing (RS), geographic information systems (GIS) and complex systems modeling (CSM) (Batty, 2012). The use of computational models allows the design and exploration of scenarios to better understand the dynamics and interactions within ecosystems. Models combining approaches from CSM such as cellular automata (CA), artificial intelligence techniques such as artificial neural networks (ANNs), probabilistic theory such as Markov chain (MC) and statistical methods such as logistic regressions (LR), are increasingly being used for modeling environmental systems (Arsanjani *et al.*, 2015; Chen *et al.*, 2008; Hyandye & Martz, 2017; Luo *et al.*, 2015; Qiang & Lam, 2015).

The objective of this research was to design and implement a simulation model to study the changes in the open wetlands of the Abitibi-Témiscamingue region, in Quebec, Canada. Defined as vegetated wetlands with < 25% tree cover (including meadow marshes, densely vegetated emergent marshes, riparian fens, and bogs), open wetlands (Lemelin *et al.*, 2010; Menard *et al.*, 2013; Ménard *et al.*, 2006) were the subject of modeling and simulation in this study (Valeria *et al.*, 2014). To meet the main objective of this study we:

- (1) Reclassified LANDSAT images from 1985, 1995, and 2015, and assessed the changes and trends in open wetland areas during that time lapse;
- (2) Developed the land cover transition potential maps in order to simulate changes in open wetlands.
- (3) Elaborated a hybrid cellular automata-logistic regression-Markov chain modeling approach to model and simulate wetland changes in 2015, 2025, 2035, 2045 and 2055.

2.3.2 Materials and Methods

Study Area

The administrative region of Abitibi-Témiscamingue is located in the extreme west of the province of Quebec, between parallels 46° and 49° north and between meridians 80° and 75° west, and has an area of 64,656 km² (Fig. 1A). It is a vast region characterized by boreal forests (in the north) and by mixed forests (in the south), where mining, wood extraction and agricultural activities are carried out. The climate in the region is cold and dry, (Dfc type, according to the classification of Köppen) (Kottek *et al.*, 2006), with a rainfall of about 900mm per year (MDDEP, 2012). The population density in the region is about 2.6 people per km² with more than 50% of the population inhabiting the cities of Val d'Or, Rouyn-Noranda, Amos, Ville-Marie and La Sarre (Institute de la Statistique du Québec, 2013). The region intersects three Canadian ecoregions with contrasting landscapes: the lowlands of Abitibi and James Bay, the highlands of Mistassini, and the Southern Laurentides. The wetlands in this region correspond to about 30.8 % of the total area (Menard *et al.*, 2013; Pellerin and Poulin, 2013) from which about 10 % are considered open wetlands (Lachance, 2017; Poulin *et al.*, 2016).

Remote sensing data: preparing land cover information

The model inputs were extracted from three (1985, 1995 and 2005) LANDSAT TM images (Fig. 1B). The original images obtained from the study of Valeria *et al.* (2014) were reprocessed; transformations such as the implementation of a mask to select the region of interest, a reclassification (generalization) of the land cover types and spatial resolution change (i.e. from 30x30 to 90x90m for more agility in the modeling process) were among the data preparation procedures. Valeria *et al.* (2014) assumed that the image classification accuracy of the 1985 image was similar to that of 2005, despite the fact that high resolution data (in terms of geometric and radiometric quality) were not readily available to validate the classified 1985 image. Furthermore, the mid-infrared band (Band 7) of Landsat 5 images makes it easier to identify certain features of landscapes, including wetlands (Leboeuf & Vaillancourt, 2015). Valeria *et al.* (2014) reported an estimated error associated with temporal variation by each indicator from 1985 to 2005, giving an overall accuracy of 83% among forest and non-forest lands. The Landsat

images used in this study were reclassified using the Maximum Likelihood Classifier (MLC) algorithm (Geomatica, 2015). Forest cover classes, from Valeria *et. al* (2014) classification, were generalized and only the classes of interest for the model building were kept (table 1). Within the new classification, the classes labeled as rocks, clouds, snow and shadows were discarded, and all forest cover classes were grouped into a single class, as well as wetland cover classes were grouped and renamed as open wetlands.

Table 1. Interpreted land cover classes according to Valeria *et al.* (2014) and the new reclassification created for modeling purposes.

Previous class as per Valeria <i>et al.</i> (2014)	New ID	New class
Alpine land	0	Non classified areas
Clouds/Haze		
Herb		
Lichen		
Moss		
Non classified areas		
Recent burned areas		
Recent clear cuts areas		
Rock/rubble		
Shadow		
Shrubs		
Snow		
Water : lakes, reservoirs, rivers	1	Water
Broadleaf trees	2	Forest
Closed young stands		
Dense coniferous		
Dense cover > 60 % crown closure; trees		
Medium and open density coniferous		
Open stands		
Regenerating forest areas		
Revegetating burned areas		
Revegetating cut areas		
Revegetating land		
Sparse forests (coniferous)	3	Agriculture
Sparse forests (deciduous)		
Sparse forests (mixedwood)		
Agriculture	4	Urban
Urban areas	5	Open Wetlands
Wetlands dominated by herbs		
Wetlands dominated by shrubs		
Wetlands dominated by trees		

The five reclassified land cover classes presented in Table 1 were selected due to their relevance to the open wetlands dynamics. Previous studies, have shown that overall, the most affected wetland areas are those close to urban centers or agricultural lands, as well as pasture areas (Robertson *et al.*, 2015; Gong *et al.*, 2014; Maeda *et al.*, 2011; Yu *et al.*, 2010). The pasture

areas was not considered in this study since there is practically no grazing use of the land in the study area.

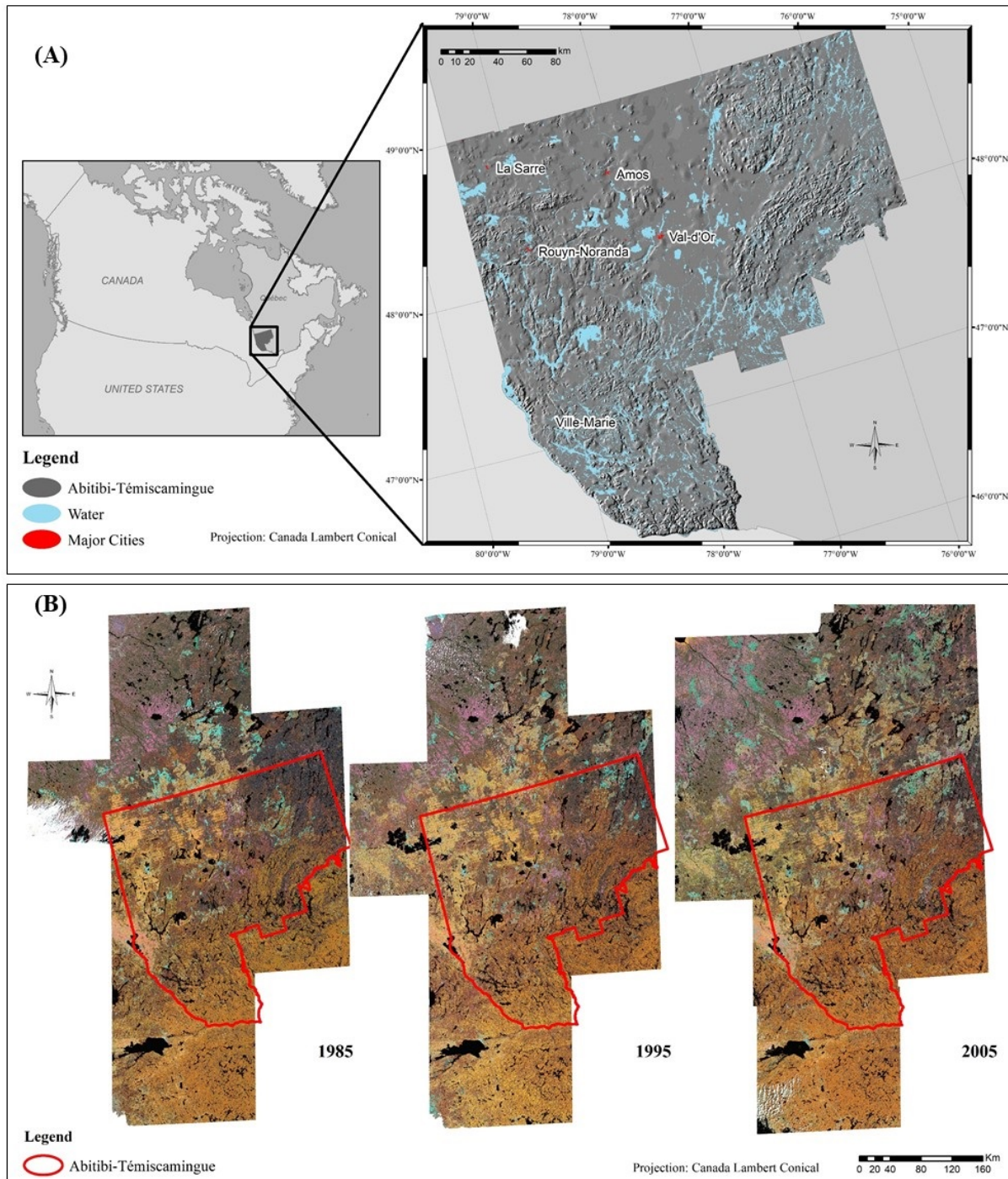


Fig. 1 : (A) Administrative region of Abitibi-Témiscamingue, Quebec, and the five major cities of the region. (B) Location of study area in the multi-temporal remote sensing data obtained from the study of Valeria *et al.* (2014)

Land Cover Change

The study was carried out with the Land Change Modeller (LCM) planning decision tool of the TerrSet Geospatial Monitoring and Modeling software (Clark Labs, 2016). LCM consists of a suite of integrated geospatial software modules and algorithms, which allows to detect and perform change analysis in land-cover maps, including determining change trends as a function of location, computing transition probabilities between cover classes, predicting future land-cover maps and assessing REDD (Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation) scenarios, among others (Mas *et al.*, 2014; Rajan, 2007). We used the LCM to implement a hybrid land-cover change model. In particular we used techniques to perform a change analysis, calculate transition potentials between land covers and simulate future changes in the spatial distribution of land covers. There are other types of hybrid models in the literature that can also be applied to land-cover change studies (for a review, see e.g. Chang-Martínez *et al.* 2015). The choice of the LCM was driven by our need for a well-documented software suite that combined several methodological approaches to address spatiotemporal dynamic process. Finally, the LCM approach to hybrid modeling has been used successfully in past research (Camacho Olmedo *et al.*, 2013; Mas *et al.*, 2014; Ozturk, 2015).

Hybrid Model

Each modeling technique of complex systems has strengths and limitations, making its suitability for spatiotemporal modeling problem-specific. In this way, hybrid models emerged from the need to integrate two or more techniques, making it possible to gain strengths and overcome weaknesses from independently used techniques, in order to make more accurate predictions of cover changes (Chen *et al.*, 2008; Hyandye & Martz, 2017). In the present study, the techniques of logistic regression (LR), Markov chain (MC) and cellular automata (CA) were integrated into a single model. Firstly, LR provided the empirical relationship between, on the one side, temporal changes in a binary response variable and, on the other side, the value of several predictor variables. This gave the probability of change between specific land use classes at every pixel (Arsanjani *et al.*, 2012). However, LR did not provide information about the spatial dynamics. For this, the CA and Markov-chain techniques, were applied to account for changes as a function of the states of neighbourhood cells.

Logistic regression

Logistic regression analysis is a widely used approach for predictive land use modeling (Arsanjani *et al.*, 2012; Feng *et al.*, 2016; Mas *et al.*, 2014). In our study, we modeled the probability of change from one single land-cover class to another, within a predefined time interval, by assuming a binomial response (0/1, i.e. no-change/change) whose probability was determined by a logistic function (i.e. a type of sigmoid curve). In turn, a carefully chosen set of continuous predictor variables or drivers (see below) was used to evaluate that probability of land cover class change. The LR procedure consisted of maximizing the logarithm of a binomial likelihood \mathcal{L} such as:

$$\log\mathcal{L}(y = 1|X) = \sum_i(y_i \cdot \log p_i - (1 - y_i) \cdot \log(1 - p_i)) \quad (\text{Eq.1})$$

where X is a matrix with rows and columns representing the observations (i.e. cover classes of interest at various spatial locations) and the predictor variables, respectively, and y_i is the (0/1) response of the i -observation. Furthermore, p_i is the probability of the response variable $y_i = 1$ for observation i and is specified via a logistic function:

$$p_i(y_i = 1) = \frac{e^{\beta \cdot x_i}}{1 + e^{\beta \cdot x_i}} \quad (\text{Eq. 2})$$

Function p_i represents the probability of a binary response, and β is a row-vector containing the unknown regression parameters. The maximization of $\log\mathcal{L}$ was carried out by varying the parameters β (e.g. with a steepest-descent method) until $\log\mathcal{L}$ could not be optimized further.

The LR approach provided us with a sub-model that yielded the probability of change for a single transition between two cover classes. However, we needed to determine those probabilities for all possible pairwise combinations of cover classes. Therefore, for those five classes indicated in Table 1, we should in principle compute $5 \times 5 = 25$ LR sub-models.

The output of the LR analysis in the LCM was a set of transition potential maps that indicated the degree of appropriateness of a spatial pixel for a given transition to take place. The transition potential maps were then given as inputs to the CA/Markov-chain algorithm (Eastman, 2015; Mas *et al.*, 2014).

CA/MARKOV-Chain model

The CA concept was developed by mathematicians Alan Turing and John Von Neumann in the 1940s (Langlois, 2008). CA models have the capability of representing complex systems based on simple and logical rules. CA models are discrete and dynamic structures that represent space and have four basic elements: cells (called pixels, in our study), states, neighbourhood, and rules. Pixels are the spatial units and have a value assigned to them, which are the states. In turn, the states have a value at each time step and at each pixel, which will determine the relations between pixel and neighbourhood. There are some possibilities for neighborhood configurations, for example, they may be immediately adjacent cells (von Neumann configuration) or a 9-cell square neighborhood (Moore configuration) (Chen *et al.*, 2008). The rules will determine the states of each pixel in the next time step (Kumar *et al.*, 2016).

A MC transition area matrix, as employed in the present study, gives us the total area (in pixels) that changes between any two land-cover classes in a given time interval. Notice that this MC matrix is not to be confused with a “transition probability matrix”; the latter, gives the probability that a pixel with a given land-cover class will change to any other class in a time interval. Unlike the CA technique, these MC transition area matrices do not yield information about the influence of neighbouring cells on those transitions (Eastman, 2015).

The LCM makes use of the CA to account for spatial contiguity in modeling land-cover transitions. The CA algorithm that arises both from the process of land allocation (i.e. the assignment of pixels from one land-cover to another, as indicated by the transition potential maps) and a contiguity constraint implemented as a spatial filter. In turn, the amount of area that changes from one land-cover class to another, at each time step, is set by a MC transition area matrix calculated from the same two images that were used to determine the transition potential maps. For further details about the CA algorithm and its implementation within TerrSet, see Rajan (2007), Adhikari and Southworth (2012), and Sang *et al.* (2011).

Modeling procedure

The simulation of land-cover change in LCM is an empirically driven process that moves in stages. In our analysis we followed these steps (Figure 2):

- (1) Perform an in-depth change analysis to identify valid class transitions and discard those that are irrelevant.
- (2) Determine and create the predictor maps to be used by the LR analysis.
- (3) Calculate LR-based pairwise transition potential maps between cover classes.
- (4) Compute predictions with transition potential maps, CA and Markov-Chain techniques.
- (5) Validation of projected maps performed via map comparison techniques.

In the first step, the most important land-cover class transitions were identified between time 1 and time 2. Land-cover maps from 1985 and 1995 were used for the change analysis. In this first stage, the most important cover changes were evaluated. To simplify the analysis, all changes taking place between cover patches less than 10 ha were ignored, because it was noted that the biggest changes were above this mark. Finally, only 15 cover class transitions were generated; all other transitions were discarded.

In the second step, a total of 6 predictor variables were prepared and used by the LR algorithm to generate the transition potential maps. The first variable consisted of distances to roads, defined as the Euclidean distance between each pixel in 1985 and the nearest road pixel. A road network raster map was selected from The National Topographic System of Canada – NTDB (available from http://ftp.geogratis.gc.ca/pub/nrcan_rncan/vector/ntdb_bndt/) and those distances were calculated with the TerrSet function DISTANCE. The other five variables corresponded to the total number of pixels of each of the 5 cover classes within a square kernel of 7x7 pixels around every pixel in the 1985 land-cover map. A spatial mask was created for each of the 5 classes, such that, in each mask, a pixel could have a 1 or 0, depending on whether or not the original pixel belonged to that class. That is, we summed around each pixel the number of surrounding pixels that belonged to each of the 5 categories.

In the third step, for each valid transition we calculated pairwise LR-based transition potential maps. To determine the regression coefficients we used those predictor variables mentioned above, and the relevant 15 class transitions between the 1985 and 1995 maps as

response variable (i.e. variable y_i in Eq. 1). We grouped the resulting 15 transition potential maps from the LR analysis into a set of 15 transition sub-models in LCM. Validation of the LR transition potentials was carried out before proceeding to the next step (see the “Model validation” section below).

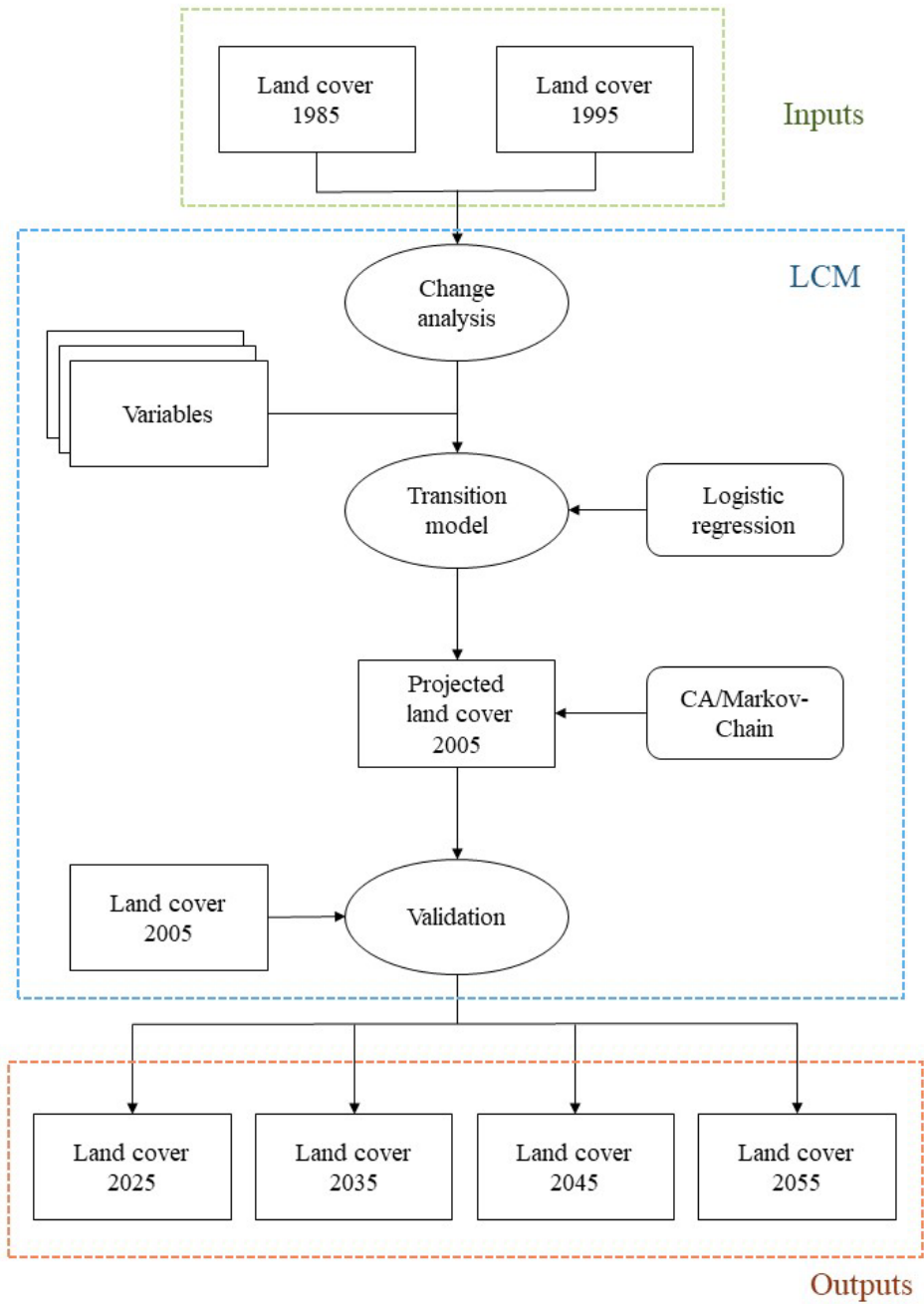


Fig. 2 : Flowchart of the general procedure use for modeling. The rectangles indicates the inputs and outputs; the circles indicates the process and the rectangles with rounded tips indicates the techniques.

In the fourth step we used those sub-models to carry out CA/Markov-Chain land-cover map projections. Those projected maps were simulated for years 2015, 2025, 2035, 2045 and 2055, starting from the observed 2005 land cover map.

Finally, in the fifth and last step, validation between projections and observations were performed by comparing the projected 2005 land-cover map with the 2005 observed map (see the “Model validation” section below).

2.3.3 Model validation

A rigorous validation of the projected results is a key step in ensuring the precision and accuracy of a modeling procedure. We validated the results from: a) the LR analyses, b) the projected land-cover maps, and c) landscape metrics of fragmentation.

LR validation

For the LR results we used the area-under-the-ROC (Receiver Operating Characteristic) curve (LCM calls it the ROC-statistics, although very often it is also known in the literature as AUC) implemented in the LCM module, which measures the explanatory power of a binary classifier and evaluates the agreement between predicted and true events (Mas, Filho, Pontius, Gutiérrez, & Rodrigues, 2013). A ROC-statistic value above 0.7 is considered good, whereas values above 0.9 are considered excellent, as it indicates the degree of the model fit (Lin *et al.*, 2011).

Land-cover projection validation

The accuracy of the projected land-cover maps results were evaluated by comparing the projected land cover image with the existing land cover map. The validation process should evaluate the ability of the modeling procedure to accurately produce quantities and locations of categories of grid cells in a map (Pontius 2000). We followed the validation methodology proposed by Pontius (2000) and Pontius and Millones (2011) in which the agreement between two maps is calculated in terms of the number of cells in each category (quantity) and the spatial location of the cells in each category (location). To calculate the location and quantity agreements Pontius (2000) first proposed a set of alternative Kappa indices that accounted for

discrepancies between two categorical land maps. In a later work, Pontius and Millones (2011) then introduced other statistics related to agreement and disagreement between the maps, claiming that the new indices were an apt substitution for the Kappa ones. In this study we decided to calculate both set of indices to best reflect agreement or disagreement between observed and simulated land cover maps.

The Kappa indices defined by Pontius (2000) are linear functions and have values on a scale from 0 to 1, where 1 means perfect agreement, and 0 means total disagreement. In our analysis we used 3 different indices for the validation: K_{standard} , K_{no} and K_{location} as described in Pontius (2000). K_{standard} measures the ability of a simulation to achieve a perfect classification given a fixed marginal distribution of cells in a category in the simulation map. It represents the usual Cohen's Kappa index (Pontius, 2000), whereas the other two Kappa indices constitute valid alternatives to it. Namely, K_{no} indicates the proportion of agreement without specifying precisely the location, and K_{location} is a measure of spatial precision associated with correct assignment of values, regardless of quantification error. On the other hand, the Quantity Disagreement (QD) and Allocation Disagreement (AD) indices proposed by Pontius and Millones (2011) are calculated through a contingency table for categorical variables. The QD index assesses the amount of disagreement between the numbers of cells in each category without taking into account spatial location, and the AD index measures the amount of disagreement between the reference map and the comparison map in relation to the spatial location of the cells in each category. The indices QD and AD vary between 0 and 1, where in this case a value of 0 indicates perfect agreement and a value of 1 shows perfect disagreement.

The open wetlands correspond to a small area in proportion to total extent of the study area. As a consequence, the true predictive ability of the simulation procedure regarding open wetland areas might be wrongly evaluated if we calculated the validation indices for the full 5-class maps. Therefore, for a more accurate validation of the projected land-cover maps, we selected the open wetland and water covers only, whereas all others were masked out by assigning a value of 0. As an example of how the validation indices changed when this selection was carried out, the K_{standard} value considering all classes gave 0.924, whereas calculating it using only water and open wetland this index became 0.7859.

Furthermore, metrics of landscape fragmentation were used to assess the model’s ability to reproduce similar patterns of habitat disconnection, specifically speaking, open wetlands connectivity and/or patchiness. The following contagion and connectivity metrics were computed (McGarigal and Marks, 1995): Aggregation Index (AI) and Patch Cohesion Index (COHESION). As metric reflects the overall clumpiness of the landscape, that is, a tendency to occur in large, aggregated or contagious distributions, COHESION refers to the degree to which a landscape facilitates or impedes ecological flows, specifically, quantifies habitat connectivity as perceived by organisms dispersing in binary landscapes. Although, the goal of using the two landscape metrics was to compare similarities between the real landscape patterns and the simulated ones, they also serve within our specific case of study to think about the ecological behaviour of open wetlands.

2.3.4 Results

Image comparison and transition probability

Results from comparing three different dates of satellite images showed that among the five reclassified land cover classes, the ones corresponding to wetlands and urban areas presented an increase in extent, whereas the classes of water, forest and agriculture showed a decrease, with emphasis on the agricultural zones, which presented the largest relative decrease (47%, corresponding to 33,363 ha of area; see Table 2).

Table 2. Area (ha) per land class and relative area increment (+) or decrement (-) in 2005 compared with 1985.

	1985	1995	2005	Increment/Decrement
Water	697,735	670,949	687,618	-1 %
Forest	5,376,289	5,317,328	5,333,655	-1 %
Agriculture	71,721	19,732	38,358	-47 %
Urban	2,438	2,987	2,532	+4 %
Open Wetland	167,461	258,517	273,791	+63 %

The open wetland cover in particular, represented 2.6% of the total Abitibi-Témiscamingue area, while in 1995 this value was 4% and in 2005 it became 4.2%, increasing in more than 1.5% in area during a period of 20 years. Considering only the open wetland cover, which extent was 697,735 ha in 1985, increases from that year in cover range represented 54%

in 1995, and 63% in 2005 confirming open wetland cover extent from area over the previous wetland area, respectively.

By using land cover maps from 1985 and 1995 a transition probability matrix was obtained. Figure 3 shows the transition probability values from one land cover to another for the five selected land covers. The relative thickness of the arrows between land cover classes is proportional to the corresponding transition probability, where the higher the value the greater the likelihood of change between two classes.

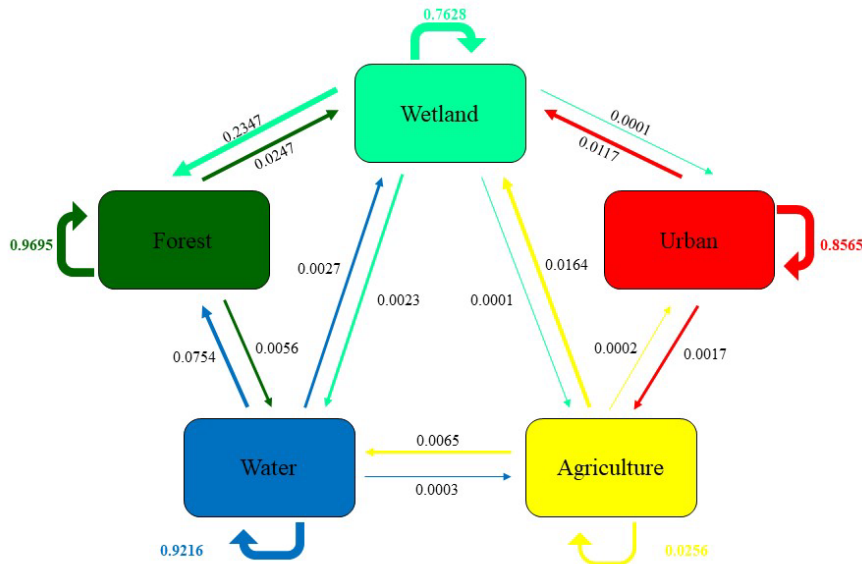


Figure 3. Land cover transition probabilities from 1985 to 1995

Validation results

Validation of the LR sub-models (Table 3) showed the ROC-statistic to be above 0.7 in all cases, with values ranging from 0.68 to 0.99 and a mean value of 0.84.

The validation indices $K_{standard}$, K_{no} , $K_{location}$, QD and AD are depicted in Table 4. Index K_{no} shows a very high value, indicating that our simulation specified quantity (i.e., the number of pixels in each class in both the actual and the simulated maps) correctly. The relatively high value of index $K_{location}$, in addition, shows that the simulation specified location (i.e. pixels of the same cover class are found in the same location in both the actual and the simulated maps) satisfactorily. Finally, the very low values of the QD and AD indices also confirmed that the

simulated cover maps agreed well with the observed ones on quantity and allocation, respectively.

Table 3. ROC-statistic (i.e. AUC values; see text) results for transition sub-models.

Sub model	ROC-statistics
Water to forest	0.86
Water to urban	0.76
Water to open wetland	0.85
Forest to water	0.88
Forest to agriculture	0.95
Forest to urban	0.71
Forest to open wetland	0.75
Agriculture to water	0.91
Agriculture to forest	0.73
Agriculture to urban	0.99
Agriculture to open wetland	0.84
Urban to forest	0.68
Open wetland to water	0.94
Open wetland to forest	0.82
Open wetland to urban	0.99

Table 4. Kappa results considering the 3 classes

Kappa indices	Results
K_{standard}	0.7859
K_{no}	0.9584
K_{location}	0.8042
QD	0.0029
AD	0.0248

Table 5 summarizes the values obtained for the calculated landscape metrics. AI equals 0 when there are no adjacencies in the landscape, there it is maximally disaggregated, whereas AI increases as the landscape is increasingly aggregated and equals 100 when the landscape consists of a single patch (McGarigal and Marks, 1995). The AI values obtained for both the classified open wetland distribution and the simulated one show a closely similar pattern of aggregation, with only four percent of difference between the observed pattern and the simulated by the model. COHESION approaches 0 as the proportion of the landscape comprised of the focal class (wetlands in this case) decreases and becomes increasingly subdivided and less physically connected. The calculated COHESION values show a great level of connectivity in

wetlands distribution for both maps (classified and simulated), which allow us to validate the capability of the model to simulate spatial landscape patterns.

Table 5. Landscape metric results comparing the real connectivity and patchiness of the open wetlands, versus the simulated by the proposed hybrid model

Metric name	Metric (unit)	Classified value (Year 2005)	Simulated value (Year 2005)
Aggregation Index	AI (%)	53.5	49.1
Patch Cohesion Index	COHESION (%)	84.3	82.2

Simulation results

After the model validation, five land cover maps were simulated, each corresponding to a decade (the model runs at time steps corresponding to ten years), from 2015 to 2055. In order to understand the results in terms of past spatiotemporal dynamics of open wetlands in the region, we calculated the total extension of open wetlands from the remote sensing data. The observed pattern of expansion captured by the Landsat imagery indicated an augmentation in open wetlands cover of over sixty percent in 2005 compared to the mapped area in 1985. Likewise, our simulation outputs based on the spatial dynamics during the two decades showed a progressive growth in the range of open wetlands coverage throughout the region, although the growth rate in extension decreases with time. Table 6 summarizes the classified and simulated changes in open wetlands land cover for the Abitibi-Témiscamingue region. Simulated land cover map for the year 2055 shows an increase in almost eighty percent of the open wetland areas with respect to the extent recorded in 1985, which means an expansion of 132,977 ha. To summarize, by 2055 the total area of open wetlands will be equivalent to 300,438 ha (Table 6), with a spatial distribution significantly oriented towards the central region of the study area (Figure 4).

Table 6. Comparison of observed and simulated changes of open wetland cover in the Abitibi-Témiscamingue region.

Open Wetlands	Classified			Simulated				
	1985	1995	2005	2015	2025	2035	2045	2055
Total area (ha)	167,461	258,517	273,791	278,552	286,565	292,564	297,053	300,438
Relative to 1985 (ha)	--	91,056	106,330	111,091	119,104	125,103	129,592	132,977
Relative to 1985 (%)	--	54.37 %	63.50 %	66.34 %	71.12 %	74.71 %	77.39 %	79.41 %

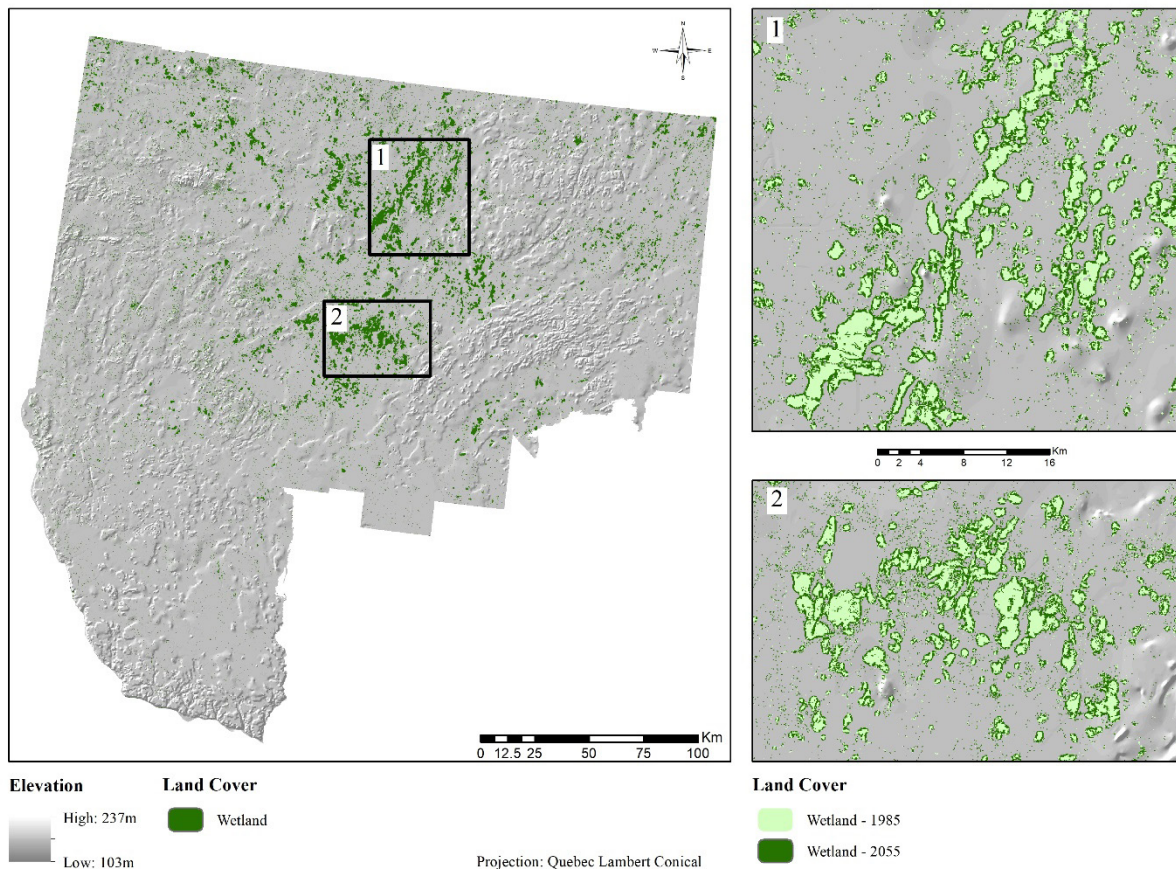


Fig 4. Mapped open wetlands (1985) and simulated distribution of future (2055) open wetlands in the Abitibi-Témiscamingue region, QC, Canada.

2.3.5 Discussion

The current analysis shows a gradual increase of the existing open wetlands in the region of study. When comparing with other works carried out in other wetland regions, such as China and Brazil (Gong *et al.*, 2014; Arsanjani *et al.*, 2015; Maeda *et al.*, 2011; H. Yu *et al.*, 2010;

Zhu & Gong, 2014), as well as in some regions of southern Québec (Pellerin & Poulin, 2013) it can be seen that the region of Abitibi-Témiscamingue is opposite to the trend observed in other areas, where there is degradation of the wetlands. In those studies, the greatest threat to wetlands is human interference, whereas in our study region the impact from human activity is almost negligible.

Given the characteristics of the studied region, the hybrid approach used in this study proved to be beneficial to understand the complex dynamics of open wetlands distribution within the region. By using a logistic regression, the model transition rules were automatically extracted from the observed datasets, rather than being deterministically defined a priori by the model developer, as it usual in cellular automata modeling. Studies undertaking the spatiotemporal modeling of wetlands have been previously developed with success, as well as hybrid CA and LR models, to analyze changes in landscape. Among them, the study by Mas *et al.* (2014) compared four different software and methods to evaluate and simulate land changes. They concluded that the LR approach is most effective when used to study stationary processes. Deterministic CA models work well when the changes are estimated in areas of high potential for transition. The use of CA together with the transition probabilities by MC was explored on the Ozah *et al.* (2010) and Gong *et al.*, (2014) with remarkable results. Yu *et al.* (2010) implemented a CA model together with decision tree algorithms to simulate changes in wetland areas. Maeda *et al.* (2011) proposed a CA model using rules extracted from a Multicriteria Evaluation Model (MCE) to evaluate and simulate wetland changes in Brazil. Moreover, hybrid models of CA-LR were successfully used to simulate urban growth by Liu *et al.* (2015), Ozturk (2015), and Feng *et al.* (2016). These works are an example of the potential of developing hybrid models combining CA, LR and MC techniques to model wetland dynamics in a wide range of geographic contexts.

When studying the open wetlands of Quebec we must take into account some factors. Firstly, the distribution and diversity of wetlands in the boreal zone is mainly defined by physical factors such as geology, topography and climate, although biological and anthropic factors can also influence this distribution (Gingras *et al.*, 2016). Secondly, the accuracy of the data used may be crucial in the results. Most open wetlands in the study area are composed of peatlands

(Lachance *et al.*, 2016), difficult to classify using only LANDSAT images. As illustrated in Table 2, the LANDSAT-based land-cover classification detected a relatively low percentage of open wetland in the study area (2.59%, 4% and 4.23% of total area in 1985, 1995 and 2005 respectively), which could contrast with other wetland studies (Lachance, 2017; Poulin *et al.*, 2016). A likely explanation for those differences could be that there are areas that should have been classified as open wetlands (e.g. shallowed water <2m areas) but that would however go remotely detected and classified as water.. Although the average mid-infrared band is able to correctly identify wetlands (Leboeuf & Vaillancourt, 2015), the best option would consequently be to combine other satellite products and terrain data. It is important to note that, whereas there is a significant increase in the area of total open wetlands cover during the first decade, in the second decade this increment becomes notoriously lower (table 2).

Various researchers have postulated that the main reason for this change in trend could be major beaver increase from ~ 1980 to 2000 (Hood & Bayley, 2008; Lafond & Pilon, 2004; St-Pierre, Labbé, Darveau, Imbeau, & Mazerolle, 2017). The beaver population may have doubled over this period (Lafond, Pilon, & Leblanc, 2003). Beavers are a well-known agent of changes in wetlands dynamics (St-Pierre *et al.*, 2017; Touihri, Labbé, Imbeau, & Darveau, 2018; Tremblay, 2009). When building the dams they imprison the water, causing the death of trees and generating new areas of wetland. Thus, beavers have a direct influence on the creation and maintenance of open wetlands (Hood & Bayley, 2008). However, beaver dams were left out of the model. While the abandonment of these dams can renew the forest of the previously affected region, in general the beaver cycle (arrival and abandonment of the site) lasts around 30 years (Lemelin and Darveau 2008), making it difficult to include this dynamic into the model. By using satellite images it is almost impossible to define at what time of the previously mentioned cycle the observation is made. In this way, there is no way to project the evolution of those dams in the simulations.

Another restriction is due to the scale used. Since the Abitibi-Témiscamingue region is vast, all changes are perceived in a global way, and there may be specific areas with different results when a smaller scale is used (i.e. in the environment of agricultural or urban areas). The Abitibi-Témiscamingue region is mostly flat, which favors the wetlands, mainly in the central

region (fig. 3). Flat terrain, impermeable soil and poor drainage promoted the emergence of these systems in most plains, being these the fundamental factors for their development (Gingras *et al.*, 2016; Menard *et al.*, 2013). Peatlands (mostly in the study area) usually develop in areas where water runoff is slow and water balance is positive (Gingras *et al.*, 2016). They are also a result of the process of terrestrialization and paludification of forests, which are influenced by physical factors (i.e. topography, geology, climate), biological factors (i.e., beaver activities) and human activity (i.e. agriculture and forestry capable of changing the water balance) (Lavoie, Paré, Fenton, Groot, & Taylor, 2005). Since the region is sparsely populated, the maintenance of these systems is somewhat preserved. In this case, the factor that most threaten this area is the climate, especially for the peatlands. Nevertheless, future studies should also include topographic variables (e.g. accurate Digital Elevation Models) as potential drivers for wetland dynamics.

The influence of climate variations on wetlands distribution, specifically for the Boreal part of the study area, was another factor that was absent in the design of the model. The Boreal forest of Canada will face important transformations due to climatic changes (Nelson *et al.*, 2014), and future simulation endeavors will benefit from adding climatic variables to the understanding of wetlands dynamics. Open wetlands, specifically peatlands, can suffer from the water imbalance caused by climate change, unless losses caused by evapotranspiration are offset by increased rainfall (Tarnocai, 2006). The imbalance in water availability in peatlands risks the carbon stocks that has accumulated for thousands of years (Bridgham *et al.*, 2006; Talbot *et al.*, 2014). The loss of carbon can increase carbon dioxide emissions into the atmosphere, generating quite significant repercussions on climate on a planetary scale (Tarnocai, 2006).

The region of Abitibi-Témiscamingue has some particularities that make it unique. The low population density, together with government and private conservation efforts, keep the wetlands stable (Gingras *et al.*, 2016). The results of this study serve as a basis to better understand the probability of changes in open wetlands and to inform decision-making processes in order to avoid major impacts on these ecosystems.

2.3.6 Conclusions

The objective of this study was to develop a model capable of simulating future scenarios of the wetlands of the Abitibi-Témiscamingue region in Quebec. The methodological approach used was that of a hybrid cellular automata-logistic regression-Markov chain model. CA models have proved to be an efficient spatiotemporal tool for studying land cover changes. On the other hand, the LR models have the advantage of qualitatively calculating the transitions, which makes this type of hybrid model an effective tool in the projection of future scenarios. Through the transition probabilities of the Markov Chain it was possible to generate these scenarios, with a time span of 10 years, starting in 2015 and ending in 2055. The projections were successfully validated by statistical methods of spatial and quantity agreement and disagreement as well as using landscape metrics to measure connectivity and patchiness.

Due to data limitations, it was not possible to include in the model important drivers of open wetlands change, such as the beaver dams. Although the simulation results showed an increasing trend in wetland surface, there are still additional considerations to take into account for future modeling studies.. For example, access to better spatial resolution in remotely sensed products will provide a more detailed information on different categories or type of wetlands that are not detected by our LANDSAT-based classification. Wetland dynamics computed with new high spatial maps might reveal different trends that are not well captured by a coarse resolution such as the one provided by the Landsat products used in this study. In addition, climate change still remains as an uncertain factor linked to changes in wetlands and it is not yet clear how wetlands can react to global warming. Therefore, further simulation efforts will greatly benefit from the inclusion of climate variables to clearly understand the dynamics between climate variations and spatial distribution changes of wetlands in the Abitibi-Témiscamingue region and the probable responses to the most varied future scenarios.

Acknowledgments

This study was funded by the FCM-CREATE (Forest Complexity Modeling - Collaborative Research and Training Experience) program, financed by the Natural Sciences and Engineering Research Council (NSERC) of Canada, through the scholarship awarded to the first author; the

Discovery Grant (NSERC) awarded to the second author; and the NEWFORESTS project (PIRSES-GA-2013-612645) from the European FP7 awarded to the third author.

References

- Abdou, M., Hamill, L., & Gilbert, N. (2012). Designing and Building an Agent-Based Model. In A. J. Heppenstall, A. T. Crooks, L. M. See, & M. Batty (Eds.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (1st ed., p. 760). Springer Netherlands. <http://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4>
- Adhikari, S., & Southworth, J. (2012). Simulating Forest Cover Changes of Bannerghatta National Park Based on a CA-Markov Model: A Remote Sensing Approach. *Remote Sensing*, 4(12), 3215–3243. <http://doi.org/10.3390/rs4103215>
- Almeida, C. M. de, & Batty, M. (2003). Stochastic cellular automata modeling of urban land use dynamics: empirical development and estimation. *Computers, Environment and Urban Systems*, 27, 481–509. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S019897150200042X>
- Arsanjani, J. J., Helbich, M., Kainz, W., & Bolorani, A. D. (2012). Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21(1), 265–275. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2011.12.014>
- Arsanjani, T. J., Javidan, R., Nazemosadat, M. J., Arsanjani, J. J., & Vaz, E. (2015). Spatiotemporal monitoring of Bakhtegan Lake's areal fluctuations and an exploration of its future status by applying a cellular automata model. *Computers and Geosciences*, 78, 37–43. <http://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.02.004>
- Aumann, C. A. (2007). A methodology for developing simulation models of complex systems. *Ecological Modelling*, 202(3–4), 385–396. <http://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.11.005>
- Azari, M., Tayyebi, A., Helbich, M., & Reveshty, M. A. (2016). Integrating cellular automata, artificial neural network, and fuzzy set theory to simulate threatened orchards: application to Maragheh, Iran. *GIScience & Remote Sensing*, 1603(January), 1–23. <http://doi.org/10.1080/15481603.2015.1137111>
- Balbi, S., Giupponi, C., Perez, P., & Alberti, M. (2013). A spatial agent-based model for assessing strategies of adaptation to climate and tourism demand changes in an alpine tourism destination. *Environmental Modelling & Software*, 45, 29–51. <http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.10.004>
- Batty, M. (2012). A Generic Framework for Computational Spatial Modelling. In A. . Heppenstall (Ed.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (pp. 19–32). Springer Science. <http://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4>
- Batty, M., & Torrens, P. M. (2005). Modelling and prediction in a complex world. *Futures*, 37(7), 745–766. <http://doi.org/10.1016/j.futures.2004.11.003>

- Berger, J.-P., & Leboeuf, A. (2013). *Norme de stratification écoforestière*. Québec: Ministère des Ressources Naturelles - Direction des inventaires forestiers.
- Bonnell, T. R., Sengupta, R. R., Chapman, C. a., & Goldberg, T. L. (2010). An agent-based model of red colobus resources and disease dynamics implicates key resource sites as hot spots of disease transmission. *Ecological Modelling*, 221(20), 2491–2500. <http://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2010.07.020>
- Breton, M.-N., Darveau, M., & Beaulieu, J. (2005). *Développement d'une méthode de classification automatisée des milieux humides et des milieux riverains en forêt boréale - Rapport technique No . Q2005-1*. Québec.
- Bridgham, S. D., Megonigal, J. P., Keller, J. K., Bliss, N. B., & Trettin, C. (2006). The carbon balance of North American wetlands. *Wetlands*, 26(4), 889–916. [http://doi.org/10.1672/0277-5212\(2006\)26\[889:TCBONA\]2.0.CO;2](http://doi.org/10.1672/0277-5212(2006)26[889:TCBONA]2.0.CO;2)
- Brown, D., & Robinson, D. (2006). Effects of heterogeneity in residential preferences on an agent-based model of urban sprawl. *Ecology and Society*. Retrieved from <http://www.ccpo.odu.edu/~klinck/Reprints/PDF/brownEcoSoc06.pdf>
- Camacho Olmedo, M. T., Paegelow, M., & Mas, J. F. (2013). Interest in intermediate soft-classified maps in land change model validation: suitability versus transition potential. *International Journal of Geographical Information Science*, 27(12), 2343–2361. <http://doi.org/10.1080/13658816.2013.831867>
- César, E. S., Valente, M. S., & Dias, P. V. (2012). Modelação Espacial de Incêndios Florestais: autómatos celulares, 1–6.
- Chang-Martínez, L., Mas, J.-F., Valle, N., Torres, P., & Folan, W. (2015). Modeling Historical Land Cover and Land Use: A Review from Contemporary Modeling. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(4), 1791–1812. <http://doi.org/10.3390/ijgi4041791>
- Chen, S. H., Jakeman, A. J., & Norton, J. P. (2008). Artificial Intelligence techniques: An introduction to their use for modelling environmental systems. *Mathematics and Computers in Simulation*, 78(2–3), 379–400. <http://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.01.028>
- Clark Labs. (2016). Clark Labs | Geospatial Software for Monitoring and Modeling the Earth System. Retrieved February 26, 2016, from <https://clarklabs.org/>
- Courchesne, G. (2012). *Déterminants de la végétation des milieux humides aménagés pour la sauvagine dans le Québec méridional*. Université de Laval.
- Crooks, A. T., & Castle, C. J. E. (2012). The Integration of Agent-Based Modelling and Geographical Information for Geospatial Simulation. In A. J. Heppenstall (Ed.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (pp. 8–10). Springer Science. <http://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4>
- Dantas, A., & Medeiros, T. (2008). Espaço e Modernidade. In *Introdução à Ciência Geográfica* (p. 176). Natal, Brésil: EDUFERN.
- Deep, S., & Saklani, A. (2014). Urban sprawl modeling using cellular automata. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 17(2), 179–187. <http://doi.org/10.1016/j.ejrs.2014.07.001>

- Dingle Robertson, L., King, D. J., & Davies, C. (2015). Assessing Land Cover Change and Anthropogenic Disturbance in Wetlands Using Vegetation Fractions Derived from Landsat 5 TM Imagery (1984–2010). *Wetlands*, 35(6), 1077–1091. <http://doi.org/10.1007/s13157-015-0696-5>
- Doyon-Blondin, A. (2013). *La valeur économique des milieux humides du Québec*. Université de Sherbrooke.
- Eamer, J., Hayes, T., & Simth, R. (2010). *Canadian Biodiversity: Ecosystem Status and Trends 2010. Federal, Provincial, and Territorial Governments of Canada*. <http://doi.org/vi+142p>.
- Eastman. (2012). IDRISI Selva Tutorial. *Idrisi Production, Clark Labs-Clark University*, 45(January), 51–63.
- Eastman, J. R. (2015). *TerrSet: Geospatial Monitoring and Modeling Software. Clark Labs* (Vol. 53). Worcester: Clark University. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Environment and Climate Change Canada. (2016). *Canadian Environmental Sustainability Indicators: Extent of Canada's Wetlands*. Gatineau, QC.
- Feng, Y., Yang, Q., Hong, Z., & Cui, L. (2016). Modelling coastal land use change by incorporating spatial autocorrelation into cellular automata models. *Geocarto International*, 6049(November), 1–19. <http://doi.org/10.1080/10106049.2016.1265597>
- Fernandes, N. F. (2016). Modeling in Physical Geography: Theory, Potentialities and Challenges. In A. M. S. M. Bicalho, A. J. T. Guerra, R. W. Ribeiro, & T. M. Silva (Eds.), *Espaço Aberto* (1st ed., pp. 209–247). Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- Filatova, T., Verburg, P. H., Parker, D. C., & Stannard, C. A. (2013). Spatial agent-based models for socio-ecological systems: Challenges and prospects. *Environmental Modelling & Software*, 45, 1–7. <http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.03.017>
- Frolking, S., Talbot, J., Jones, M. C., Treat, C. C., Kauffman, J. B., Tuittila, E.-S., & Roulet, N. (2011). Peatlands in the Earth's 21st century climate system. *Environmental Reviews*, 19(NA), 371–396. <http://doi.org/10.1139/a11-014>
- Gaudreau, J., Perez, L., & Drapeau, P. (2016). BorealFireSim: A GIS-based Cellular Automata Model of Wildfires for the Boreal Forest of Quebec in a Climate Change Paradigm. *Ecological Informatics*, 32, 12–27. <http://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.12.006>
- Geomatica. (2015). PCI Geomatics. Markham: Geomatica. Retrieved from <http://www.pcigeomatics.com/>
- Ghosh, P., Mukhopadhyay, A., Chanda, A., Mondal, P., Akhand, A., Mukherjee, S., ... Hazra, S. (2017). Application of Cellular automata and Markov-chain model in geospatial environmental modeling- A review. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 5(January), 64–77. <http://doi.org/10.1016/j.rsase.2017.01.005>
- Gingras, B., Slattery, S., Smith, K., & Darveau, M. (2016). Boreal Wetlands of Canada and the United States of America, 1–23. <http://doi.org/10.1007/978-94-007-6173-5>
- Gong, W., Yuan, L., Fan, W., & Stott, P. (2014). Analysis and simulation of land use spatial

- pattern in Harbin prefecture based on trajectories and cellular automata — Markov modelling. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 34, 207–216. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2014.07.005>
- Hamdy, O., Zhao, S., Osman, T., Salheen, M., & Eid, Y. (2016). Applying a Hybrid Model of Markov Chain and Logistic Regression to Identify Future Urban Sprawl in Abouelreesh, Aswan: A Case Study. *Geosciences*, 6(4), 43. <http://doi.org/10.3390/geosciences6040043>
- Hattermann, F. F., Krysanova, V., & Hesse, C. (2008). Modelling wetland processes in regional applications. *Hydrological Sciences Journal*, 53(5), 1001–1012. <http://doi.org/10.1623/hysj.53.5.1001>
- Hood, G. A., & Bayley, S. E. (2008). Beaver (*Castor canadensis*) mitigate the effects of climate on the area of open water in boreal wetlands in western Canada. *Biological Conservation*, 141(2), 556–567. <http://doi.org/10.1016/j.biocon.2007.12.003>
- Hosmer, D. W., Hosmer, T., Cessie, S. LE, & Lemeshow, S. (1997). A COMPARISON OF GOODNESS-OF-FIT TESTS FOR THE LOGISTIC REGRESSION MODEL. *STATISTICS IN MEDICINE Ltd. Stat. Med*, 16(16), 965–980. Retrieved from <http://www2.stat.duke.edu/~zo2/dropbox/goflogistic.pdf>
- Hyandye, C., & Martz, L. W. (2017). A Markovian and cellular automata land-use change predictive model of the Usangu Catchment. *International Journal of Remote Sensing*, 38(1), 64–81. <http://doi.org/10.1080/01431161.2016.1259675>
- Institute de la Statistique du Québec. (2013). *Le bilan démographique du Québec, Édition 2013*. Québec. Retrieved from <http://www.stat.gouv.qc.ca/statistiques/population-demographie/bilan-demographique.html>
- IPCC. (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press.
- Jun, G. (2013). Managing Wetland Complexity in the Anthropocene: The Upo Wetland. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Kamusoko, C., & Gamba, J. (2015). Simulating Urban Growth Using a Random Forest-Cellular Automata (RF-CA) Model. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(2), 447–470. <http://doi.org/10.3390/ijgi4020447>
- Kotteck, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., & Rubel, F. (2006). World map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259–263. <http://doi.org/10.1127/0941-2948/2006/0130>
- Kumar, K. S., Kumari, K. P., & Bhaskar, P. U. (2016). Application of Markov Chain & Cellular Automata based model for prediction of Urban transitions. *International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT) - 2016*, 4007–4012. <http://doi.org/10.1109/ICEEOT.2016.7755466>
- Lachance, S.-C. (2017). *Développement d'une approche de planification systématique de la*

conservation des milieux humides et de la sauvagine : étude de cas en Abitibi-Témiscamingue. Université du Québec à Montréal.

- Lachance, S.-C., Lapointe, M., Darveau, M., & Imbeau, L. (2016). *Méthode de classification des milieux humides du Québec boréal à partir de la carte écoforestière du 4e inventaire décennal*. Québec.
- Lafleur, B., Fenton, N. J., & Bergeron, Y. (2015). Forecasting the development of boreal paludified forests in response to climate change: a case study using Ontario ecosite classification. *Forest Ecosystems*, 2(1), 11. <http://doi.org/10.1186/s40663-015-0027-6>
- Lafond, R., & Pilon, C. (2004). Abondance du castor (*Castor canadensis*) au Québec . Bilan d'un programme d'inventaire aérien . *Le Naturaliste Canadien - Faune*, 128(1), 43–51.
- Lafond, R., Pilon, C., & Leblanc, Y. (2003). *Bilan du plan d'inventaire aérien des colonies de castors au Québec (1989-1994)* (Vol. 1). Québec: Société de la faune et des Parcs du Québec. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Langlois, P. (2008). Cellular automata for modeling spatial systems. *The Modeling Process in Geography: From Detreminism to Complexity*, 278–306. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/9780470611722.ch12/summary>
- Langlois, P. (2010). *Simulation des systèmes complexes en géographie : fondements théoriques et applications* (1st ed.). Paris: Lavoisier.
- Lavoie, M., Paré, D., Fenton, N., Groot, A., & Taylor, K. (2005). Paludification and management of forested peatlands in Canada: a literature review. *Environmental Reviews*, 13(2), 21–50. <http://doi.org/10.1139/a05-006>
- Leboeuf, A., & Vaillancourt, E. (2015). *Guide de photo-interprétation des essences forestières du Québec méridional*. Québec: Gouvernement du Québec. Retrieved from http://mffp.gouv.qc.ca/forets/inventaire/pdf/Photo-int_Sect1.pdf
- Lemelin, L.-V., & Darveau, M. (2008). *Les milieux humides du parc national du Canada de la Mauricie : cartographie en vue d'une surveillance de l'intégrité écologique. Rapport technique n° Q11*. Québec: Canards Illimités Canada.
- Lemelin, L. V., Darveau, M., Imbeau, L., & Bordage, D. (2010). Wetland Use and Selection by Breeding Waterbirds in the Boreal Forest of Quebec, Canada. *Society of Wetlands Scientists*, 30(2), 321–332. <http://doi.org/10.1007/s13157-010-0024-z>
- Lin, Y.-P., Chu, H.-J., Wu, C.-F., & Verburg, P. H. (2011). Predictive ability of logistic regression, auto-logistic regression and neural network models in empirical land-use change modeling – a case study. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(1), 65–87. <http://doi.org/10.1080/13658811003752332>
- Liu, Y., Dai, L., & Xiong, H. (2015). Simulation of urban expansion patterns by integrating auto-logistic regression, Markov chain and cellular automata models. *Journal of Environmental Planning and Management*, 58(6), 1113–1136. <http://doi.org/10.1080/09640568.2014.916612>
- Luo, G., Tureniguli Amuti, B., Lei Zhu, B., Bulkajyr Mambetov, B. T., Bagila Maisupova, B., Chi Zhang, B., ... Mambetov Á B Maisupova, B. T. (2015). Dynamics of landscape

- patterns in an inland river delta of Central Asia based on a cellular automata-Markov model. *Reg Environ Change*, 15, 277–289. <http://doi.org/10.1007/s10113-014-0638-4>
- Maeda, E. E., de Almeida, C. M., de Carvalho Ximenes A., A., Formaggio, A. R., Shimabukuro, Y. E., & Pellikka, P. (2011). Dynamic modeling of forest conversion: Simulation of past and future scenarios of rural activities expansion in the fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3), 435–446. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2010.09.008>
- Manson, S. M. (2001). Simplifying complexity: a review of complexity theory. *Geoforum*, 32(3), 405–414. [http://doi.org/10.1016/S0016-7185\(00\)00035-X](http://doi.org/10.1016/S0016-7185(00)00035-X)
- Mas, J.-F., Filho, B., Pontius, R., Gutiérrez, M., & Rodrigues, H. (2013). A Suite of Tools for ROC Analysis of Spatial Models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2(3), 869–887. <http://doi.org/10.3390/ijgi2030869>
- Mas, J.-F., Kolb, M., Paegelow, M., Camacho Olmedo, M. T., & Houet, T. (2014). Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. *Environmental Modelling & Software*, 51, 94–111. <http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.010>
- McGarigal, K., & Marks, B. J. (1995). *FRAGSTATS: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure*. Portland, OR.
- MDDEP. (2012). *Les milieux humides et l'autorisation environnementale*. Québec: Ministère du Développement durable, de l'Environnement et des Parcs.
- Menard, S., Darveau, M., & Imbeau, L. (2013). The importance of geology, climate and anthropogenic disturbance sin shaping boreal wetland and aquatic landscape types. *Ecoscience*, 20(4), 399–410. <http://doi.org/10.2980/20-4-3628>
- Ménard, S., Darveau, M., & Imbeau, L. (2007). Histoire de la classification des milieux humides au Québec. *Le Naturaliste Canadien*, 131(no 2 été 2007), 85–90.
- Ménard, S., Darveau, M., Imbeau, L., & Lemelin, L.-V. (2006). Méthode de classification des milieux humides du Québec boréal à partir de la carte écoforestière du 3ième inventaire décennal, 19.
- Moine, A. (2005). Le territoire comme un système complexe. Des outils pour l' aménagement et la géographie. *Septièmes Rencontres de Théo Quant, Janvier 2005*, 11 P.
- Munshi, T., Zuidgeest, M., Brussel, M., & van Maarseveen, M. (2014). Logistic regression and cellular automata-based modelling of retail, commercial and residential development in the city of Ahmedabad, India. *Cities*, 39, 68–86. <http://doi.org/10.1016/j.cities.2014.02.007>
- Nelson, T. A., Coops, N. C., Wulder, M. A., Perez, L., Fitterer, J., Powers, R., & Fontana, F. (2014). Predicting climate change impacts to the canadian boreal forest. *Diversity*, 6(1), 133–157. <http://doi.org/10.3390/d6010133>
- Ouellet d'Amours, M.-H. (2010). *Modélisation de l'habitat de la sauvagine en nidification dans le Québec forestier*. Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue.
- Ozah, a. P., Adesina, F. a., & Dami, a. (2010). A Deterministic Cellular Automata Model for Simulating Rural Land Use Dynamics: A Case Study of Lake Chad Basin. *ISPRS Archive*,

XXXVIII, 75–81.

- Ozturk, D. (2015). Urban Growth Simulation of Atakum (Samsun, Turkey) Using Cellular Automata-Markov Chain and Multi-Layer Perceptron-Markov Chain Models. *Remote Sensing*, 7(5), 5918–5950. <http://doi.org/10.3390/rs70505918>
- Pellerin, S., & Poulin, M. (2013). *Analyse de la situation des milieux humides au Québec et recommandations à des fins de conservation et de gestion durable*. Ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Faune et des Parcs.
- Perez, L., Nelson, T., Coops, N. C., Fontana, F., & Drever, C. R. (2016). Characterization of spatial relationships between three remotely sensed indirect indicators of biodiversity and climate: a 21years' data series review across the Canadian boreal forest. *International Journal of Digital Earth*, 9(7), 676–696. <http://doi.org/10.1080/17538947.2015.1116623>
- Pontius, R. (2000). Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. [http://doi.org/Cited By \(since 1996\) 180 Export Date 10 May 2012](http://doi.org/Cited%20By%20(since%201996)180%20Export%20Date%2010%20May%202012)
- Pontius, R. G., & Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407–4429. <http://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Pooyandeh, M., & Marceau, D. J. (2013). A spatial web/agent-based model to support stakeholders' negotiation regarding land development. *Journal of Environmental Management*, 129C, 309–323. <http://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.07.028>
- Potvin, F., & Breton, L. (1997). *Abondance des colonies de castor avant et après coupe à blanc de type coupe avec protection de la régénération en Abitibi-Témiscamingue*. Québec: Ministère de l'Environnement et de la Faune.
- Poulin, M., Pellerin, S., Jérôme Cimon-Morin, Sophie Lavallée, G., Youri, C., & Youri, T. (2016). Inefficacy of wetland legislation for conserving Quebec wetlands as revealed by mapping of recent disturbances. *Wetlands Ecology and Management*, 24(6), 651–665. <http://doi.org/10.1007/s11273-016-9494-y>
- Poulin, M., Rochefort, L., Pellerin, S., & Thibault, J. (2004). Threats and protection for peatlands in Eastern Canada. *Géocarrefour*, 79(4), 331–344. <http://doi.org/10.4000/geocarrefour.875>
- Qiang, Y., & Lam, N. S. N. (2015). Modeling land use and land cover changes in a vulnerable coastal region using artificial neural networks and cellular automata. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(3), 94–111. <http://doi.org/10.1007/s10661-015-4298-8>
- Quillet, A., Frohling, S., Garneau, M., Talbot, J., & Peng, C. (2013). Assessing the role of parameter interactions in the sensitivity analysis of a model of peatland dynamics. *Ecological Modelling*, 248, 30–40. <http://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2012.08.023>
- Rajan, D. (2007). Understanding the drivers affecting land use change in Ecuador: An application of the Land Change Modeler software. *University of Edinburgh, Edinburgh*. Retrieved from http://crg.ee.uct.ac.za/~aka/aka_thesis.pdf
- Ramsar, S. de la C. de. (2010). *Utilisation rationnelle et conservation des zones humides* (4e

- ed.). Gland: Secrétariat de la Convention de Ramsar.
- Rempel, R. S., Abraham, K. F., Gadawski, T. R., Gabor, S., Kenyon, R., The, S., ... Jul, N. (1997). A Simple Wetland Habitat Classification for Boreal Forest Waterfowl. *Journal of Wildlife Management*, 61(3), 746–757.
- Sang, L., Zhang, C., Yang, J., Zhu, D., & Yun, W. (2011). Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA-Markov model. *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3–4), 938–943. <http://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.11.019>
- Shafizadeh Moghadam, H., & Helbich, M. (2013). Spatiotemporal urbanization processes in the megacity of Mumbai, India: A Markov chains-cellular automata urban growth model. *Applied Geography*, 40, 140–149. <http://doi.org/10.1016/j.apgeog.2013.01.009>
- Sohl, T., Reker, R., Bouchard, M., Sayler, K., Dornbierer, J., Wika, S., ... Friesz, A. (2016). Modeled historical land use and land cover for the conterminous United States. *Journal of Land Use Science*, 11(4), 476–499. <http://doi.org/10.1080/1747423X.2016.1147619>
- St-Pierre, M. L., Labbé, J., Darveau, M., Imbeau, L., & Mazerolle, M. J. (2017). Factors Affecting Abundance of Beaver Dams in Forested Landscapes. *Wetlands*, 37(5), 941–949. <http://doi.org/10.1007/s13157-017-0929-x>
- Talbot, J., Roulet, N. T., Sonnentag, O., & Moore, T. R. (2014). Increases in aboveground biomass and leaf area 85 years after drainage in a bog. *Botany*, 92(10), 713–721. <http://doi.org/10.1139/cjb-2013-0319>
- Tarnocai, C. (2006). The effect of climate change on carbon in Canadian peatlands. *Global and Planetary Change*, 53(4), 222–232. <http://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2006.03.012>
- Tayyebi, A., Perry, P. C., & Tayyebi, A. H. (2014). Predicting the expansion of an urban boundary using spatial logistic regression and hybrid raster-vector routines with remote sensing and GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 28(4), 639–659. <http://doi.org/10.1080/13658816.2013.845892>
- Torrens, P. M., & Benenson, I. (2005). Geographic Automata Systems. *International Journal of Geographical Information Science*, 19(4), 385–412. <http://doi.org/10.1080/13658810512331325139>
- Touihri, M., Labbé, J., Imbeau, L., & Darveau, M. (2018). North American Beaver (*Castor canadensis* Kuhl) Key Habitat Characteristics: Review of the Relative Effects of Geomorphology, Food Availability and Anthropogenic Infrastructure. *Ecoscience*, 25(1), 9–23. <http://doi.org/10.1080/11956860.2017.1395314>
- Tremblay, G. (2009). *Caractérisation des paramètres de l'habitat du castor qui favorisent l'utilisation des ponceaux comme site de construction de barrage*. Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue.
- Valeria, O., Laamrani, A., & Beaudoin, A. (2014). Monitoring the state of a large boreal forest region in eastern Canada through the use of multitemporal classified satellite imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(1), 91–108. <http://doi.org/10.5589/m12-014>
- Vidal de la Blache, P. (1913). Des caractères distinctifs de la géographie. *Annales de Géographie*, 22(124), 289–299. <http://doi.org/10.3406/geo.1913.8245>

- Warner, B., & Rubec, C. (1997). *Système de classification des terres humides du Canada. Centre de recherche sur les terres humides* (2nd ed.). Waterloo: Université de Waterloo. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Système+de+classification+des+terres+humides+du+Canada#0>
- Woo, M. K., & Young, K. L. (2006). High Arctic wetlands: Their occurrence, hydrological characteristics and sustainability. *Journal of Hydrology*, 320(3–4), 432–450. <http://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.025>
- Wu, F. (2002). Calibration of stochastic cellular automata: The application to rural-urban land conversions. *International Journal of Geographical Information Science*, 16(8), 795–818. <http://doi.org/10.1080/13658810210157769>
- Yu, H., He, Z., & Pan, X. (2010). Wetlands shrink simulation using Cellular Automata: A case study in Sanjiang Plain, China. *Procedia Environmental Sciences*, 2(5), 225–233. <http://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.027>
- Yu, J., Chen, Y., Wu, J., & Khan, S. (2011). Cellular automata-based spatial multi-criteria land suitability simulation for irrigated agriculture. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(1), 131–148. <http://doi.org/10.1080/13658811003785571>
- Zedler, J. B., & Kercher, S. (2005). WETLAND RESOURCES: Status, Trends, Ecosystem Services, and Restorability. *Annual Review of Environment and Resources*, 30(1), 39–74. <http://doi.org/10.1146/annurev.energy.30.050504.144248>
- Zhu, P., & Gong, P. (2014). Suitability mapping of global wetland areas and validation with remotely sensed data. *Science China-Earth Sciences*, 57(10), 2283–2292. <http://doi.org/10.1007/s11430-014-4925-1>

3. Conclusion générale

Les objectifs de ce mémoire étaient d'analyser la dynamique de changement dans les milieux humides ouverts de la zone d'étude et de développer un modèle hybride (CA-Markov-LR) pour simuler ces changements spatiotemporels jusqu'à l'année 2055. En premier lieu, il a besoin de faire un diagnostic des milieux humides pour bien comprendre leur dynamique de changement. Puis cela a permis imiter la dynamique de ces systèmes afin de construire un modèle capable de la reconstruire, en vue de simuler l'état de ces écosystèmes au futur.

Les modèles hybrides ont la capacité de combiner plusieurs techniques, ce qui donne plus de force aux simulations et corrige les faiblesses qui peuvent survenir (Chen *et al.*, 2008). L'utilisation des modèles hybrides pour simuler les changements spatiotemporels a obtenu des résultats positifs dans travaux antérieures. Ozah *et al.* (2010) et Gong *et al.* (2014) ont utilisé l'approche CA-MC pour simuler les changements de l'utilisation de la surface. De plus, les modèles hybrides par CA-LR ont été utilisés avec réussite dans les études de l'expansion urbaine (Feng *et al.*, 2016; Liu *et al.*, 2015; Ozturk, 2015). Ces études sont des exemples d'outil efficace pour modéliser la dynamique des changements spatiotemporels de la couverture de la surface, et ainsi aider à la planification et à la création de politiques publiques de conservation de l'environnement.

Dans cette étude, le modèle conçu était bien développé et a obtenu des bons résultats, ce qui a permis leur validation. L'approche hybride a été efficace pour comprendre la dynamique des changements des milieux humides de la région. D'abord, en utilisant la régression logistique les possibles erreurs humaines sont éliminées, car les règles de transition sont générées automatiquement, plutôt que d'être définies de façon déterministe par le développeur du modèle (Munshi *et al.*, 2014). Deuxièmement, parce que les probabilités de changement ont été utilisées tout au long de l'analyse, le modèle est statistiquement plus fiable (Mas *et al.*, 2014).

Par contre, lors de l'étude des milieux humides ouverts du Québec il faut prendre en compte certains aspects. En premier lieu, leur répartition est définie par des facteurs physiques (la géologie, la topographie et le climat), par les facteurs biologiques (l'activité des castors) et humains (l'agriculture, l'urbanisation, la sylviculture) (Gingras *et al.*, 2016). En second lieu, la qualité des données utilisées est déterminante dans les résultats. Étant donné que la plupart des

milieux humides de la région est formé par les tourbières, il est fondamental de bien les représenter dans les images, bien qu'il soit difficile de les classer en utilisant uniquement des images LANDSAT, malgré la bande moyenne infrarouge permet identifier les milieux humides (Leboeuf & Vaillancourt, 2015). Pour bien considérer la plupart des milieux humides, il faut combiner d'autres produits satellitaires et des données de terrain.

Dans le diagnostic, il a été constaté que le CIC fait un travail important d'identification des zones de MH dans la région. Malheureusement, pour la construction du modèle, il n'a été pas possible d'utiliser les données complètes en ce qui concerne la totalité de MH déjà identifiés, puisqu'il a besoin de 3 périodes de temps. Pour cette raison, il a été décidé de travailler avec les données des milieux humides ouverts identifiés dans le travail de Valeria *et al.* (2014). Toutefois, la méthodologie utilisée est un exercice de modélisation et peut facilement être employée plus tard en ajustant les données générées par CIC.

Contrairement à la tendance des milieux humides de disparaître à cause de l'intervention humaine, soit à cause de l'agriculture, du développement des villes ou d'autres facteurs économiques et naturels (Doyon-Blondin, 2013; MDDEP, 2012; H. Yu *et al.*, 2010), la région de l'Abitibi-Témiscamingue présente une conservation de ces systèmes ainsi qu'une croissance graduelle du territoire destiné à ce dernier, étant donné que l'échelle utilisée comprend une vaste région qui est très peu habitée, avec un relief plat, et un faible drainage, ce qui favorise le développement de ces écosystèmes (Gingras *et al.*, 2016; Menard *et al.*, 2013). Nous pouvons également ajouter que les processus de paludification des forêts dans certaines zones de la forêt boréale provoquent la formation d'un sol organique et, par conséquent, le développement d'un milieu humide s'il n'y a pas de feu ou suite à une coupe (Lafleur, Fenton, & Bergeron, 2015; Lavoie *et al.*, 2005). D'autre part, la région de l'Abitibi a la plus grande densité de castor (*Castor canadensis*) au Québec (Tremblay, 2009). L'abondance des castors favorise la construction des barrages et par conséquent, le développement des zones humides.

Diverses études démontrent que l'augmentation du territoire des milieux humides peut être liée à l'augmentation des colonies des castors entre 1980 et 2000 (Lafond & Pilon, 2004; Touihri *et al.*, 2018; Tremblay, 2009). Les castors sont des agents capables de changer la dynamique des milieux humides, puisque lors de la construction des barrages, l'eau est emprisonnée causant la mort des arbres et générant des nouvelles zones humides, ainsi, les castors ont une influence directe sur la création et maintien de ces écosystèmes (Hood & Bayley, 2008). Cependant,

l'activité des castors a été exclue du modèle, car est difficile à représenter les barrages dans le modèle en utilisant les images LANDSAT.

Le modèle n'a pas considéré les changements climatiques. En observant les scénarios climatiques prévus, la région d'étude peut avoir une augmentation de la verdure pendant l'année, d'ici à 2080 (Nelson *et al.*, 2014). Cependant, il est difficile de savoir comment les milieux humides réagiront à ces changements, les tourbières peuvent souffrir du déséquilibre hydrique causé par les changements climatiques (Tarnocai, 2006). Ce déséquilibre de l'eau dans les tourbières menace les stocks de carbone accumulés depuis des milliers d'années (Bridgham *et al.*, 2006; Talbot *et al.*, 2014), la perte de carbone peut augmenter les émissions de dioxyde de carbone dans l'atmosphère, générant des répercussions assez importantes sur le climat à l'échelle planétaire (Tarnocai 2006).

Pour cette raison, c'est nécessaire maintenir le suivi ainsi que développer des modèles qui prennent en compte les scénarios climatiques. Néanmoins, la Convention de Ramsar traite les changements climatologiques comme une grande menace aux milieux humides (Ramsar, 2010), également, Woo & Young (2006) attestent que le réchauffement climatique influence directement ces écosystèmes. D'abord il a été prévu une diminution du territoire des milieux humides à cause de l'augmentation de la température, basée sur les études à propos de ce sujet (Pellerin & Poulin, 2013). Par contre, les milieux humides ouverts de la région de l'Abitibi-Témiscamingue ont vu leur superficie augmenter entre les années 1985 et 2005, par conséquent la simulation a suivi la même tendance, en démontrant une augmentation du territoire jusqu'à 2055.

Les résultats de cette étude servent comme une guide pour bien comprendre les possibles altérations dans ces riches écosystèmes, et de cette façon, anticiper les décisions prises pour leur préservation. D'autre part, les efforts de la politique de protection et de conservation de l'habitat, mise en œuvre dans les dernières années, sont très importants pour la maintenance de ces systèmes, de plus, l'amélioration des données utilisées pourra fournir plus de précision quant à la superficie occupée par les milieux humides.

Les milieux humides sont très importants pour la conservation et l'emménagement de l'eau en temps de réchauffement climatique, mais aussi comme habitat de plusieurs espèces animales et végétales. Connaître leur dynamique et les surveiller est fondamental à la protection de tous les milieux humides et pour le bon équilibre des ressources naturelles du monde.

Bibliographie

- Abdou, M., Hamill, L., & Gilbert, N. (2012). Designing and Building an Agent-Based Model. In A. J. Heppenstall, A. T. Crooks, L. M. See, & M. Batty (Eds.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (1st ed., p. 760). Springer Netherlands. <http://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4>
- Adhikari, S., & Southworth, J. (2012). Simulating Forest Cover Changes of Bannerghatta National Park Based on a CA-Markov Model: A Remote Sensing Approach. *Remote Sensing*, 4(12), 3215–3243. <http://doi.org/10.3390/rs4103215>
- Almeida, C. M. de, & Batty, M. (2003). Stochastic cellular automata modeling of urban land use dynamics: empirical development and estimation. *Computers, Environment and Urban Systems*, 27, 481–509. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S019897150200042X>
- Arsanjani, J. J., Helbich, M., Kainz, W., & Bolorani, A. D. (2012). Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21(1), 265–275. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2011.12.014>
- Arsanjani, T. J., Javidan, R., Nazemosadat, M. J., Arsanjani, J. J., & Vaz, E. (2015). Spatiotemporal monitoring of Bakhtegan Lake's areal fluctuations and an exploration of its future status by applying a cellular automata model. *Computers and Geosciences*, 78, 37–43. <http://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.02.004>
- Aumann, C. A. (2007). A methodology for developing simulation models of complex systems. *Ecological Modelling*, 202(3–4), 385–396. <http://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.11.005>
- Azari, M., Tayyebi, A., Helbich, M., & Reveshty, M. A. (2016). Integrating cellular automata, artificial neural network, and fuzzy set theory to simulate threatened orchards: application to Maragheh, Iran. *GIScience & Remote Sensing*, 1603(January), 1–23. <http://doi.org/10.1080/15481603.2015.1137111>
- Balbi, S., Giupponi, C., Perez, P., & Alberti, M. (2013). A spatial agent-based model for assessing strategies of adaptation to climate and tourism demand changes in an alpine

- tourism destination. *Environmental Modelling & Software*, 45, 29–51.
<http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.10.004>
- Batty, M. (2012). A Generic Framework for Computational Spatial Modelling. In A. . Heppenstall (Ed.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (pp. 19–32). Springer Science. <http://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4>
- Batty, M., & Torrens, P. M. (2005). Modelling and prediction in a complex world. *Futures*, 37(7), 745–766. <http://doi.org/10.1016/j.futures.2004.11.003>
- Berger, J.-P., & Leboeuf, A. (2013). *Norme de stratification écoforestière*. Québec: Ministère des Ressources Naturelles - Direction des inventaires forestiers.
- Bonnell, T. R., Sengupta, R. R., Chapman, C. a., & Goldberg, T. L. (2010). An agent-based model of red colobus resources and disease dynamics implicates key resource sites as hot spots of disease transmission. *Ecological Modelling*, 221(20), 2491–2500. <http://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2010.07.020>
- Breton, M.-N., Darveau, M., & Beaulieu, J. (2005). *Développement d'une méthode de classification automatisée des milieux humides et des milieux riverains en forêt boréale - Rapport technique No . Q2005-1*. Québec.
- Bridgham, S. D., Megonigal, J. P., Keller, J. K., Bliss, N. B., & Trettin, C. (2006). The carbon balance of North American wetlands. *Wetlands*, 26(4), 889–916. [http://doi.org/10.1672/0277-5212\(2006\)26\[889:TCBONA\]2.0.CO;2](http://doi.org/10.1672/0277-5212(2006)26[889:TCBONA]2.0.CO;2)
- Brown, D., & Robinson, D. (2006). Effects of heterogeneity in residential preferences on an agent-based model of urban sprawl. *Ecology and Society*. Retrieved from <http://www.ccpo.odu.edu/~klinck/Reprints/PDF/brownEcoSoc06.pdf>
- Camacho Olmedo, M. T., Paegelow, M., & Mas, J. F. (2013). Interest in intermediate soft-classified maps in land change model validation: suitability versus transition potential. *International Journal of Geographical Information Science*, 27(12), 2343–2361. <http://doi.org/10.1080/13658816.2013.831867>
- César, E. S., Valente, M. S., & Dias, P. V. (2012). Modelação Espacial de Incêndios Florestais: autómatos celulares, 1–6.
- Chang-Martínez, L., Mas, J.-F., Valle, N., Torres, P., & Folan, W. (2015). Modeling Historical Land Cover and Land Use: A Review from Contemporary Modeling. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(4), 1791–1812. <http://doi.org/10.3390/ijgi4041791>

- Chen, S. H., Jakeman, A. J., & Norton, J. P. (2008). Artificial Intelligence techniques: An introduction to their use for modelling environmental systems. *Mathematics and Computers in Simulation*, 78(2–3), 379–400. <http://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.01.028>
- Clark Labs. (2016). Clark Labs | Geospatial Software for Monitoring and Modeling the Earth System. Retrieved February 26, 2016, from <https://clarklabs.org/>
- Courchesne, G. (2012). *Déterminants de la végétation des milieux humides aménagés pour la sauvagine dans le Québec méridional*. Université de Laval.
- Crooks, A. T., & Castle, C. J. E. (2012). The Integration of Agent-Based Modelling and Geographical Information for Geospatial Simulation. In A. J. Heppenstall (Ed.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (pp. 8–10). Springer Science. <http://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4>
- Dantas, A., & Medeiros, T. (2008). Espaço e Modernidade. In *Introdução à Ciência Geográfica* (p. 176). Natal, Brésil: EDUFRN.
- Deep, S., & Saklani, A. (2014). Urban sprawl modeling using cellular automata. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 17(2), 179–187. <http://doi.org/10.1016/j.ejrs.2014.07.001>
- Dingle Robertson, L., King, D. J., & Davies, C. (2015). Assessing Land Cover Change and Anthropogenic Disturbance in Wetlands Using Vegetation Fractions Derived from Landsat 5 TM Imagery (1984–2010). *Wetlands*, 35(6), 1077–1091. <http://doi.org/10.1007/s13157-015-0696-5>
- Doyon-Blondin, A. (2013). *La valeur économique des milieux humides du Québec*. Université de Sherbrooke.
- Eamer, J., Hayes, T., & Simth, R. (2010). *Canadian Biodiversity: Ecosystem Status and Trends 2010. Federal, Provincial, and Territorial Governments of Canada*. <http://doi.org/vi+142p>.
- Eastman. (2012). IDRISI Selva Tutorial. *Idrisi Production, Clark Labs-Clark University*, 45(January), 51–63.
- Eastman, J. R. (2015). *TerrSet: Geospatial Monitoring and Modeling Software. Clark Labs* (Vol. 53). Worcester: Clark University. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Environment and Climate Change Canada. (2016). *Canadian Environmental Sustainability Indicators: Extent of Canada's Wetlands*. Gatineau, QC.

- Feng, Y., Yang, Q., Hong, Z., & Cui, L. (2016). Modelling coastal land use change by incorporating spatial autocorrelation into cellular automata models. *Geocarto International*, 6049(November), 1–19. <http://doi.org/10.1080/10106049.2016.1265597>
- Fernandes, N. F. (2016). Modeling in Physical Geography: Theory, Potentialities and Challenges. In A. M. S. M. Bicalho, A. J. T. Guerra, R. W. Ribeiro, & T. M. Silva (Eds.), *Espaço Aberto* (1st ed., pp. 209–247). Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- Filatova, T., Verburg, P. H., Parker, D. C., & Stannard, C. A. (2013). Spatial agent-based models for socio-ecological systems: Challenges and prospects. *Environmental Modelling & Software*, 45, 1–7. <http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.03.017>
- Frolking, S., Talbot, J., Jones, M. C., Treat, C. C., Kauffman, J. B., Tuittila, E.-S., & Roulet, N. (2011). Peatlands in the Earth's 21st century climate system. *Environmental Reviews*, 19(NA), 371–396. <http://doi.org/10.1139/a11-014>
- Gaudreau, J., Perez, L., & Drapeau, P. (2016). BorealFireSim: A GIS-based Cellular Automata Model of Wildfires for the Boreal Forest of Quebec in a Climate Change Paradigm. *Ecological Informatics*, 32, 12–27. <http://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.12.006>
- Geomatica. (2015). PCI Geomatics. Markham: Geomatica. Retrieved from <http://www.pcigeomatics.com/>
- Ghosh, P., Mukhopadhyay, A., Chanda, A., Mondal, P., Akhand, A., Mukherjee, S., ... Hazra, S. (2017). Application of Cellular automata and Markov-chain model in geospatial environmental modeling- A review. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 5(January), 64–77. <http://doi.org/10.1016/j.rsase.2017.01.005>
- Gingras, B., Slattery, S., Smith, K., & Darveau, M. (2016). Boreal Wetlands of Canada and the United States of America, 1–23. <http://doi.org/10.1007/978-94-007-6173-5>
- Gong, W., Yuan, L., Fan, W., & Stott, P. (2014). Analysis and simulation of land use spatial pattern in Harbin prefecture based on trajectories and cellular automata — Markov modelling. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 34, 207–216. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2014.07.005>
- Hamdy, O., Zhao, S., Osman, T., Salheen, M., & Eid, Y. (2016). Applying a Hybrid Model of Markov Chain and Logistic Regression to Identify Future Urban Sprawl in Abouelreesh, Aswan: A Case Study. *Geosciences*, 6(4), 43. <http://doi.org/10.3390/geosciences6040043>

- Hattermann, F. F., Krysanova, V., & Hesse, C. (2008). Modelling wetland processes in regional applications. *Hydrological Sciences Journal*, 53(5), 1001–1012. <http://doi.org/10.1623/hysj.53.5.1001>
- Hood, G. A., & Bayley, S. E. (2008). Beaver (*Castor canadensis*) mitigate the effects of climate on the area of open water in boreal wetlands in western Canada. *Biological Conservation*, 141(2), 556–567. <http://doi.org/10.1016/j.biocon.2007.12.003>
- Hosmer, D. W., Hosmer, T., Cessie, S. LE, & Lemeshow, S. (1997). A COMPARISON OF GOODNESS-OF-FIT TESTS FOR THE LOGISTIC REGRESSION MODEL. *STATISTICS IN MEDICINE Ltd. Stat. Med*, 16(16), 965–980. Retrieved from <http://www2.stat.duke.edu/~zo2/dropbox/goflogistic.pdf>
- Hyandye, C., & Martz, L. W. (2017). A Markovian and cellular automata land-use change predictive model of the Usangu Catchment. *International Journal of Remote Sensing*, 38(1), 64–81. <http://doi.org/10.1080/01431161.2016.1259675>
- Institute de la Statistique du Québec. (2013). *Le bilan démographique du Québec, Édition 2013*. Québec. Retrieved from <http://www.stat.gouv.qc.ca/statistiques/population-demographie/bilan-demographique.html>
- IPCC. (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press.
- Jun, G. (2013). Managing Wetland Complexity in the Anthropocene: The Upo Wetland. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Kamusoko, C., & Gamba, J. (2015). Simulating Urban Growth Using a Random Forest-Cellular Automata (RF-CA) Model. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(2), 447–470. <http://doi.org/10.3390/ijgi4020447>
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., & Rubel, F. (2006). World map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259–263. <http://doi.org/10.1127/0941-2948/2006/0130>
- Kumar, K. S., Kumari, K. P., & Bhaskar, P. U. (2016). Application of Markov Chain & Cellular Automata based model for prediction of Urban transitions. *International Conference on*

- Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT) - 2016*, 4007–4012.
<http://doi.org/10.1109/ICEEOT.2016.7755466>
- Lachance, S.-C. (2017). *Développement d'une approche de planification systématique de la conservation des milieux humides et de la sauvagine: étude de cas en Abitibi-Témiscamingue*. Université du Québec à Montréal.
- Lachance, S.-C., Lapointe, M., Darveau, M., & Imbeau, L. (2016). *Méthode de classification des milieux humides du Québec boréal à partir de la carte écoforestière du 4e inventaire décennal*. Québec.
- Lafleur, B., Fenton, N. J., & Bergeron, Y. (2015). Forecasting the development of boreal paludified forests in response to climate change: a case study using Ontario ecosite classification. *Forest Ecosystems*, 2(1), 11. <http://doi.org/10.1186/s40663-015-0027-6>
- Lafond, R., & Pilon, C. (2004). Abondance du castor (*Castor canadensis*) au Québec . Bilan d'un programme d'inventaire aérien . *Le Naturaliste Canadien - Faune*, 128(1), 43–51.
- Lafond, R., Pilon, C., & Leblanc, Y. (2003). *Bilan du plan d'inventaire aérien des colonies de castors au Québec (1989-1994)* (Vol. 1). Québec: Société de la faune et des Parcs du Québec. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Langlois, P. (2008). Cellular automata for modeling spatial systems. *The Modeling Process in Geography: From Determinism to Complexity*, 278–306. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/9780470611722.ch12/summary>
- Langlois, P. (2010). *Simulation des systèmes complexes en géographie : fondements théoriques et applications* (1st ed.). Paris: Lavoisier.
- Lavoie, M., Paré, D., Fenton, N., Groot, A., & Taylor, K. (2005). Paludification and management of forested peatlands in Canada: a literature review. *Environmental Reviews*, 13(2), 21–50. <http://doi.org/10.1139/a05-006>
- Leboeuf, A., & Vaillancourt, E. (2015). *Guide de photo-interprétation des essences forestières du Québec méridional*. Québec: Gouvernement du Québec. Retrieved from http://mffp.gouv.qc.ca/forets/inventaire/pdf/Photo-int_Sect1.pdf
- Lemelin, L.-V., & Darveau, M. (2008). *Les milieux humides du parc national du Canada de la Mauricie : cartographie en vue d'une surveillance de l'intégrité écologique. Rapport technique n° Q11*. Québec: Canards Illimités Canada.
- Lemelin, L. V., Darveau, M., Imbeau, L., & Bordage, D. (2010). Wetland Use and Selection by

- Breeding Waterbirds in the Boreal Forest of Quebec, Canada. *Society of Wetlands Scientists*, 30(2), 321–332. <http://doi.org/10.1007/s13157-010-0024-z>
- Lin, Y.-P., Chu, H.-J., Wu, C.-F., & Verburg, P. H. (2011). Predictive ability of logistic regression, auto-logistic regression and neural network models in empirical land-use change modeling – a case study. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(1), 65–87. <http://doi.org/10.1080/13658811003752332>
- Liu, Y., Dai, L., & Xiong, H. (2015). Simulation of urban expansion patterns by integrating auto-logistic regression, Markov chain and cellular automata models. *Journal of Environmental Planning and Management*, 58(6), 1113–1136. <http://doi.org/10.1080/09640568.2014.916612>
- Luo, G., Tureniguli Amuti, B., Lei Zhu, B., Bulkajyr Mambetov, B. T., Bagila Maisupova, B., Chi Zhang, B., ... Mambetov Á B Maisupova, B. T. (2015). Dynamics of landscape patterns in an inland river delta of Central Asia based on a cellular automata-Markov model. *Reg Environ Change*, 15, 277–289. <http://doi.org/10.1007/s10113-014-0638-4>
- Maeda, E. E., de Almeida, C. M., de Carvalho Ximenes A., A., Formaggio, A. R., Shimabukuro, Y. E., & Pellikka, P. (2011). Dynamic modeling of forest conversion: Simulation of past and future scenarios of rural activities expansion in the fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3), 435–446. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2010.09.008>
- Manson, S. M. (2001). Simplifying complexity: a review of complexity theory. *Geoforum*, 32(3), 405–414. [http://doi.org/10.1016/S0016-7185\(00\)00035-X](http://doi.org/10.1016/S0016-7185(00)00035-X)
- Mas, J.-F., Filho, B., Pontius, R., Gutiérrez, M., & Rodrigues, H. (2013). A Suite of Tools for ROC Analysis of Spatial Models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2(3), 869–887. <http://doi.org/10.3390/ijgi2030869>
- Mas, J.-F., Kolb, M., Paegelow, M., Camacho Olmedo, M. T., & Houet, T. (2014). Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. *Environmental Modelling & Software*, 51, 94–111. <http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.010>
- McGarigal, K., & Marks, B. J. (1995). *FRAGSTATS: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure*. Portland, OR.
- MDDEP. (2012). *Les milieux humides et l'autorisation environnementale*. Québec: Ministère

du Développement durable, de l'Environnement et des Parcs.

- Menard, S., Darveau, M., & Imbeau, L. (2013). The importance of geology, climate and anthropogenic disturbance in shaping boreal wetland and aquatic landscape types. *Ecoscience*, 20(4), 399–410. <http://doi.org/10.2980/20-4-3628>
- Ménard, S., Darveau, M., & Imbeau, L. (2007). Histoire de la classification des milieux humides au Québec. *Le Naturaliste Canadien*, 131(no 2 été 2007), 85–90.
- Ménard, S., Darveau, M., Imbeau, L., & Lemelin, L.-V. (2006). Méthode de classification des milieux humides du Québec boréal à partir de la carte écoforestière du 3^{ième} inventaire décennal, 19.
- Moine, A. (2005). Le territoire comme un système complexe. Des outils pour l' aménagement et la géographie. *Septième Rencontres de Théo Quant, Janvier 2005*, 11 P.
- Munshi, T., Zuidgeest, M., Brussel, M., & van Maarseveen, M. (2014). Logistic regression and cellular automata-based modelling of retail, commercial and residential development in the city of Ahmedabad, India. *Cities*, 39, 68–86. <http://doi.org/10.1016/j.cities.2014.02.007>
- Nelson, T. A., Coops, N. C., Wulder, M. A., Perez, L., Fitterer, J., Powers, R., & Fontana, F. (2014). Predicting climate change impacts to the Canadian boreal forest. *Diversity*, 6(1), 133–157. <http://doi.org/10.3390/d6010133>
- Ouellet d'Amours, M.-H. (2010). *Modélisation de l'habitat de la sauvagine en nidification dans le Québec forestier*. Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue.
- Ozah, a. P., Adesina, F. a., & Dami, a. (2010). A Deterministic Cellular Automata Model for Simulating Rural Land Use Dynamics: A Case Study of Lake Chad Basin. *ISPRS Archive*, XXXVIII, 75–81.
- Ozturk, D. (2015). Urban Growth Simulation of Atakum (Samsun, Turkey) Using Cellular Automata-Markov Chain and Multi-Layer Perceptron-Markov Chain Models. *Remote Sensing*, 7(5), 5918–5950. <http://doi.org/10.3390/rs70505918>
- Pellerin, S., & Poulin, M. (2013). *Analyse de la situation des milieux humides au Québec et recommandations à des fins de conservation et de gestion durable*. Ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Faune et des Parcs.
- Perez, L., Nelson, T., Coops, N. C., Fontana, F., & Drever, C. R. (2016). Characterization of spatial relationships between three remotely sensed indirect indicators of biodiversity and climate: a 21years' data series review across the Canadian boreal forest. *International*

- Journal of Digital Earth*, 9(7), 676–696. <http://doi.org/10.1080/17538947.2015.1116623>
- Pontius, R. (2000). Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. [http://doi.org/Cited By \(since 1996\) 180 Export Date 10 May 2012](http://doi.org/Cited%20By%20(since%201996)180%20Export%20Date%2010%20May%202012)
- Pontius, R. G., & Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407–4429. <http://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Pooyandeh, M., & Marceau, D. J. (2013). A spatial web/agent-based model to support stakeholders' negotiation regarding land development. *Journal of Environmental Management*, 129C, 309–323. <http://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.07.028>
- Potvin, F., & Breton, L. (1997). *Abondance des colonies de castor avant et après coupe à blanc de type coupe avec protection de la régénération en Abitibi-Témiscamingue*. Québec: Ministère de l'Environnement et de la Faune.
- Poulin, M., Pellerin, S., Jérôme Cimon-Morin, Sophie Lavallée, G., Youri, C., & Youri, T. (2016). Inefficacy of wetland legislation for conserving Quebec wetlands as revealed by mapping of recent disturbances. *Wetlands Ecology and Management*, 24(6), 651–665. <http://doi.org/10.1007/s11273-016-9494-y>
- Poulin, M., Rochefort, L., Pellerin, S., & Thibault, J. (2004). Threats and protection for peatlands in Eastern Canada. *Géocarrefour*, 79(4), 331–344. <http://doi.org/10.4000/geocarrefour.875>
- Qiang, Y., & Lam, N. S. N. (2015). Modeling land use and land cover changes in a vulnerable coastal region using artificial neural networks and cellular automata. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(3), 94–111. <http://doi.org/10.1007/s10661-015-4298-8>
- Quillet, A., Froking, S., Garneau, M., Talbot, J., & Peng, C. (2013). Assessing the role of parameter interactions in the sensitivity analysis of a model of peatland dynamics. *Ecological Modelling*, 248, 30–40. <http://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2012.08.023>
- Rajan, D. (2007). Understanding the drivers affecting land use change in Ecuador: An application of the Land Change Modeler software. *University of Edinburgh, Edinburgh*. Retrieved from http://crg.ee.uct.ac.za/~aka/aka_thesis.pdf
- Ramsar, S. de la C. de. (2010). *Utilisation rationnelle et conservation des zones humides* (4e ed.). Gland: Secrétariat de la Convention de Ramsar.

- Rempel, R. S., Abraham, K. F., Gadawski, T. R., Gabor, S., Kenyon, R., The, S., ... Jul, N. (1997). A Simple Wetland Habitat Classification for Boreal Forest Waterfowl. *Journal of Wildlife Management*, 61(3), 746–757.
- Sang, L., Zhang, C., Yang, J., Zhu, D., & Yun, W. (2011). Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA-Markov model. *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3–4), 938–943. <http://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.11.019>
- Shafizadeh Moghadam, H., & Helbich, M. (2013). Spatiotemporal urbanization processes in the megacity of Mumbai, India: A Markov chains-cellular automata urban growth model. *Applied Geography*, 40, 140–149. <http://doi.org/10.1016/j.apgeog.2013.01.009>
- Sohl, T., Reker, R., Bouchard, M., Sayler, K., Dornbierer, J., Wika, S., ... Friesz, A. (2016). Modeled historical land use and land cover for the conterminous United States. *Journal of Land Use Science*, 11(4), 476–499. <http://doi.org/10.1080/1747423X.2016.1147619>
- St-Pierre, M. L., Labbé, J., Darveau, M., Imbeau, L., & Mazerolle, M. J. (2017). Factors Affecting Abundance of Beaver Dams in Forested Landscapes. *Wetlands*, 37(5), 941–949. <http://doi.org/10.1007/s13157-017-0929-x>
- Talbot, J., Roulet, N. T., Sonnentag, O., & Moore, T. R. (2014). Increases in aboveground biomass and leaf area 85 years after drainage in a bog. *Botany*, 92(10), 713–721. <http://doi.org/10.1139/cjb-2013-0319>
- Tarnocai, C. (2006). The effect of climate change on carbon in Canadian peatlands. *Global and Planetary Change*, 53(4), 222–232. <http://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2006.03.012>
- Tayyebi, A., Perry, P. C., & Tayyebi, A. H. (2014). Predicting the expansion of an urban boundary using spatial logistic regression and hybrid raster-vector routines with remote sensing and GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 28(4), 639–659. <http://doi.org/10.1080/13658816.2013.845892>
- Torrens, P. M., & Benenson, I. (2005). Geographic Automata Systems. *International Journal of Geographical Information Science*, 19(4), 385–412. <http://doi.org/10.1080/13658810512331325139>
- Touihri, M., Labbé, J., Imbeau, L., & Darveau, M. (2018). North American Beaver (*Castor canadensis* Kuhl) Key Habitat Characteristics: Review of the Relative Effects of Geomorphology, Food Availability and Anthropogenic Infrastructure. *Ecoscience*, 25(1), 9–23. <http://doi.org/10.1080/11956860.2017.1395314>

- Tremblay, G. (2009). *Caractérisation des paramètres de l'habitat du castor qui favorisent l'utilisation des ponceaux comme site de construction de barrage*. Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue.
- Valeria, O., Laamrani, A., & Beaudoin, A. (2014). Monitoring the state of a large boreal forest region in eastern Canada through the use of multitemporal classified satellite imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(1), 91–108. <http://doi.org/10.5589/m12-014>
- Vidal de la Blache, P. (1913). Des caractères distinctifs de la géographie. *Annales de Géographie*, 22(124), 289–299. <http://doi.org/10.3406/geo.1913.8245>
- Warner, B., & Rubec, C. (1997). *Système de classification des terres humides du Canada*. Centre de recherche sur les terres humides (2nd ed.). Waterloo: Université de Waterloo. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Système+de+classification+des+terres+humides+du+Canada#0>
- Woo, M. K., & Young, K. L. (2006). High Arctic wetlands: Their occurrence, hydrological characteristics and sustainability. *Journal of Hydrology*, 320(3–4), 432–450. <http://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.025>
- Wu, F. (2002). Calibration of stochastic cellular automata: The application to rural-urban land conversions. *International Journal of Geographical Information Science*, 16(8), 795–818. <http://doi.org/10.1080/13658810210157769>
- Yu, H., He, Z., & Pan, X. (2010). Wetlands shrink simulation using Cellular Automata: A case study in Sanjiang Plain, China. *Procedia Environmental Sciences*, 2(5), 225–233. <http://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.027>
- Yu, J., Chen, Y., Wu, J., & Khan, S. (2011). Cellular automata-based spatial multi-criteria land suitability simulation for irrigated agriculture. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(1), 131–148. <http://doi.org/10.1080/13658811003785571>
- Zedler, J. B., & Kercher, S. (2005). WETLAND RESOURCES: Status, Trends, Ecosystem Services, and Restorability. *Annual Review of Environment and Resources*, 30(1), 39–74. <http://doi.org/10.1146/annurev.energy.30.050504.144248>
- Zhu, P., & Gong, P. (2014). Suitability mapping of global wetland areas and validation with remotely sensed data. *Science China-Earth Sciences*, 57(10), 2283–2292. <http://doi.org/10.1007/s11430-014-4925-1>