



Département de géomatique appliquée
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

Activité pédagogique GAE724 - Essai en géomatique appliquée

Cartographie actuelle et rétrospective de l'occupation du territoire du bassin versant de la rivière Coaticook à l'aide d'une classification orientée-objet et selon un nouveau système hiérarchique de classes d'occupation

Xiomara Fernández Gutiérrez

Dans la cadre d'une maîtrise en sciences géographique avec cheminement de type cours en géodéveloppement durable (M.Sc.)

Septembre 2019

Table des matières

Liste des figures	iii
Liste des tableaux	v
Liste des annexes	vi
Abréviations	vii
1. Introduction	1
1.1. Contexte.....	1
1.2. Problématique.....	2
1.3. Objectifs.....	4
2. Cadre théorique	5
2.1. La classification de la couverture du sol	5
3. Matériel et Méthodes	6
3.1. Zone d'étude	6
3.2. Données	8
3.3. Méthodologie.....	12
3.3.1. Description des classes d'occupation du territoire	13
3.3.2. Segmentation.....	19
3.3.3. Zones d'entraînement.....	20
3.3.4. Classification.....	21
3.3.5. Validation de la classification	22
3.3.5.1 L'échantillonnage	22
3.3.5.2 La matrice de confusion	23
3.3.6. Changement 1984 – 2000 – 2016.....	24
4. Résultats	25
4.1. La segmentation.....	25
4.2. Les règles de classification.....	27
4.3. L'évaluation des résultats	30
4.4. Analyse rétrospective de l'occupation du territoire.....	32

5. Discussion.....37
5.1. La classification orientée objet.....37
5.2. Le système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.....38

6. Conclusion40

7. Références.....42

8. Annexes49

Liste des figures

Figure 3.1 : Localisation de la zone d'étude : le bassin versant de la rivière Coaticook.	7
Figure 3.2 : Comparaison des bandes des capteurs TM et OLI (USGS, 2018c).....	10
Figure 3.3 : Système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional (adapté de Uhde <i>et al.</i> , 2014).....	14
Figure 3.4 : Exemple de la classe « surface artificielle » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional	15
Figure 3.5 : Exemple de la classe « terres agricoles du nouveau » système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional	15
Figure 3.6 : Exemple de la classe « étendues d'arbustes » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.	16
Figure 3.7 : Exemple de la classe « milieux humides boisés » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.	16
Figure 3.8 : Exemple de la classe milieux humides herbacés ou arbustifs du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.....	17
Figure 3.9 : Exemple de la classe « plans et cours d'eau intérieure » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.....	17
Figure 3.10 : Exemple de la classe « forêts de conifères » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.	18
Figure 3.11 : Exemple de la classe « forêts de feuillus » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.	18
Figure 3.12 : Exemple de la classe « forêts mixtes » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.	19
Figure 3.13 : Exemple de zones d'entraînement de l'année 2016.	21

Figure 3.14 : Types d'échantillonnage (adapté de Chuvieco, 2008). L'échantillonnage aléatoire simple (1) a été appliqué à la validation des résultats.	22
Figure 3.15 : Structure d'une matrice de confusion (adapté de Chuvieco, 2008).	23
Figure 4.1 : Exemples des objets obtenus lors de la segmentation pour les années 1984, 2000 et 2016.	27
Figure 4.2 : Analyse du NDVI moyen par classe d'occupation de l'année 2016.	28
Figure 4.3 : Analyse de la variation de l'NDVI de l'année 2016.	29
Figure 4.4 : Distribution des hauteurs de canopée en mètres par classe d'occupation.	30
Figure 4.5 : Données de superficie en pourcentage par année.	33
Figure 4.6 : Carte d'occupation du territoire de l'année 1984.	34
Figure 4.7 : Carte d'occupation du territoire de l'année 2000.	35
Figure 4.8 : Carte d'occupation du territoire de l'année 2016.	36

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : Distribution de la superficie du bassin versant Coaticook par municipalité.	6
Tableau 3.2 : Liste des données utilisées.	9
Tableau 3.3 : Comparaison des capteurs des satellites Landsat 5 et Landsat 8 (USGS, 2016)	10
Tableau 3.4 : Exemple de segmentation en fonction de différents paramètres de forme, compacité et échelle.....	19
Tableau 4.1 : Valeurs utilisées lors de l'étape de segmentation.	26
Tableau 4.2 : Matrice d'erreur de l'année 1984.	31
Tableau 4.3 : Matrice d'erreur de l'année 2000.	31
Tableau 4.4 : Matrice d'erreur de l'année 2016.	32
Tableau 4.5 : Données de superficie en hectares par année.	33
Tableau 7.1 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Juin 1984.....	49
Tableau 7.2 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation - Octobre 1984. .	49
Tableau 7.3 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation - Septembre 2000.	49
Tableau 7.4 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation - Octobre 2000. .	50
Tableau 7.5 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Avril 2016.....	50
Tableau 7.6 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Juin 2016.....	50
Tableau 7.7 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Août 2016.	51
Tableau 7.8 : Attributs utilisés pour la classification – 2000.	51
Tableau 7.9 : Attributs utilisés pour la classification – 1984.	52
Tableau 7.10 : Attributs utilisés pour la classification – 2016.	52

Liste des annexes

Annexe 1 : Analyse de la séparabilité des classes d'occupation du territoire.....	49
Annexe 2 : Attributs utilisés pour la classification.	51

Abréviations

BDPPAD	Base de Données des Parcelles et Productions Agricoles Déclarées
BVRC	Bassin versant de la rivière Coaticook
CEHQ	Centre d'expertise hydrique du Québec
COGESAF	Conseil de gouvernance de l'eau des bassins versants de la rivière Saint-François
FADQ	Financière Agricole du Québec
GEOBIA	Geographic Object-Based Image Analysis
LANDSAT	Land Remote-Sensing Satellite
LIDAR	Light detection and ranging
MDDELCC	Ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Faune et de la Lutte contre les Changements Climatiques
MERN	Ministère d'Énergie et Ressources naturelles
MFFP	Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs du Québec
MHC	Modèle de Hauteur de Canopée
MNT	Modèle Numérique de Terrain
MRC	Municipalité Régionale de Comté
MRNF	Ministère des Ressources naturelles et de la Faune
MTMDET	Ministère de Transports, Mobilité durable et Électrification des transports
OBIA	Object-based Image Analysis
OLI	Operational Land Imager
SNRC	Système National de Référence Cartographique
SQRC	Système Québécois de Référence Cartographique
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper (Landsat 5)
USGS	United States Geological Survey
WRS	Worldwide Reference System

1. Introduction

1.1. Contexte

Cartographier la composition et l'utilisation du territoire s'avère essentiel pour la gestion du celui-ci. Ce besoin historique implique la mise en place de méthodes cartographiques efficaces pour établir l'occupation du territoire. Traditionnellement, ces méthodes sont liées à plusieurs applications géographiques comme « *la surveillance environnementale, la modélisation hydrologique, la détection des changements et la gestion de ressources* » (Stehman 1998, Goetz *et al.*, 2003, cité par Magee (2011)). Un grand nombre de méthodes de classification sont présentement disponibles pour établir des cartes d'occupation du territoire et l'analyse du changement d'occupation (Desclée *et al.*, 2006; Lu *et al.*, 2004; Mas, 1999). La détection des changements est sous-jacente de la dynamique temporelle du territoire. Selon Fournier *et al.* (2013), l'analyse rétrospective ou multitemporelle des images satellites permet de suivre l'évolution des changements de végétation ou d'occupation du territoire. Les avancées technologiques en télédétection nous permettent d'accéder à une vaste base de données des images satellites des capteurs tels que Landsat MSS et TM, ETM+, OLI, AVHRR et GOES prises depuis les années 80 (Wulder *et al.*, 2018). La classification de ces images satellites en classes d'occupation du territoire est une pratique commune qui permet de comprendre l'environnement et les relations spatiales de ses composantes en facilitant aux êtres humains la gestion efficace des ressources qui les entourent (Chuvienco, 2010). Les cartes obtenues par les méthodes de classification des images satellites sont primordiales pour la gestion du territoire (López *et al.*, 2005).

La classification traditionnelle des images satellites est basée sur la valeur numérique de chaque bande correspondant à un pixel (Aguirre-Gutiérrez *et al.*, 2012; Bhaskaran *et al.*, 2010; Langlois, 2012). Ces valeurs numériques représentent la réponse spectrale du territoire dans le pixel (Chuvienco, 2010). La classification pixel-par-pixel se réalise par un processus de groupement des pixels selon leurs valeurs spectrales et des calculs statistiques (Rittl *et al.*, 2013). La classification basée sur le pixel présente toutefois des limitations. Par exemple, la classification pixel-par-pixel génère fréquemment des résultats qui sont spatialement incohérents ayant un effet pixélisé ou de bruit (López *et al.*, 2005; Perea *et al.*, 2009). Ces résultats peuvent se corriger par des corrections manuelles a posteriori de la classification.

La classification orientée-objet (COO) est basée sur la segmentation et l'identification des objets, ceux-ci correspondent à « *des régions homogènes et significatives capables de présenter efficacement les entités et relations présentes dans l'image* » (López *et al.*, 2005). Les objets sont définis en utilisant « *des informations contextuelles comme la texture et la couleur, en conjonction avec les relations topologiques, comme la contiguïté* » (Aguirre-Gutiérrez *et al.*, 2012). Différents auteurs ont constaté que la COO permet d'augmenter la qualité des résultats. En évaluant différents types de classification, López *et al.* (2005) ont obtenu de meilleurs résultats par la COO par rapport à la classification pixel-par-pixel. La cartographie thématique est normalement le produit résultant de la classification des images satellites : chaque regroupement de pixels ou d'objets représente une classe thématique d'occupation du territoire.

Lors de classification d'images satellitaires, un système de classes du territoire doit être défini. Puisque différents systèmes de classification existent, le professionnel ou l'équipe responsable doit prendre la décision de créer un système de classes ou d'utiliser un système existant. Par exemple, Langlois (2012) a adapté dans son étude le système proposé par l'United States Geological Survey (USGS), le Land-Use/Land-Cover Classification System (Anderson *et al.*, 1976). Cette réalité a un impact direct sur les initiatives de cartographie du territoire sans dupliquer les efforts. L'intégration de cartes de couverture terrestre qui ont été créées avec différentes méthodologies et différents systèmes de classes peut devenir une tâche impossible. En Espagne, Chuvieco (2010) a analysé 28 travaux de cartographie de l'utilisation des terres et a constaté qu'aucune des légendes n'avait de critères communs. Aux États-Unis le Land-Use/Land-Cover Classification System c'est un système hiérarchique à quatre niveaux, conçu pour être utilisé avec des produits dérivés de la télédétection, sa légende inclut l'utilisation et l'occupation du terrain (Chuvieco, 2010). En Europe, le système utilisé par le projet CORINE Land Cover a été créé pour standardiser la cartographie de l'utilisation et de la couverture des terres et faciliter la prise de décision des politiques territoriales (Martínez-Fernández *et al.*, 2019).

1.2. Problématique

La zone d'étude choisie fait partie du bassin versant de la rivière Coaticook, situé dans la région de l'Estrie. Le bassin versant comprend des portions de plusieurs municipalités, principalement celles de Coaticook, Compton et Dixville. Avec une superficie d'environ 36 000 hectares, le territoire présente une diversité des classes d'occupation du territoire propice pour réaliser un exercice de

cartographie rétrospective. Suite aux inondations de 2015, ce bassin versant a été observé de plus près par les gestionnaires du bassin versant, dont un partenaire de cet essai, le Conseil de gouvernance de l'eau des bassins versants de la rivière Saint-François (COGESAF). Cet organisme est un conseil de gouvernance participative où œuvrent différents acteurs publics, privés et communautaires. La méthodologie de la cartographie actuelle et rétrospective de l'occupation du territoire avec des images Landsat gratuites est une contribution attendue de cet essai. Ceci permettra aux acteurs d'étudier la dynamique temporelle de ce bassin versant.

Des produits cartographiques de qualité sont requis pour comprendre d'abord les dynamiques spatio-temporelles de l'occupation du territoire, mais aussi pour appuyer les décisions sur la gestion du territoire. La COO s'avère être une méthode adaptée à ce besoin de cartes de qualité mais qui diverge du paradigme traditionnel de la classification pixel-par-pixel (Bhaskaran *et al.*, 2010). L'application de la COO impose l'apprentissage de nouvelles techniques de classification spécifiques, lesquelles sont plus conformes à la perception humaine des éléments qui composent le territoire (López *et al.*, 2005). Cet essai propose la mise en œuvre d'une COO pour obtenir des cartes d'occupation du territoire avec un haut niveau d'exactitude du territoire couvert par le bassin versant de la rivière Coaticook. Les cartes exigées incluent une carte de référence de l'occupation du territoire autour de 2016, et deux cartes rétrospectives (entre 1984 et 2000).

Cet essai vise aussi à compléter la démarche de la création d'un nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional par Uhde *et al.* (2014). Cette initiative est née du besoin d'offrir un système aux professionnels qui produisent la cartographie thématique de l'occupation du territoire au Québec. Actuellement, les professionnels sont confrontés à chercher ailleurs un système ou à le créer étant donné qu'au Québec, il n'existe pas de système de classes officiel (Fournier, 2017). Parmi que les inconvénients provoqués par l'absence d'un système de classes officiel dans la province, on note la création de produits cartographiques qui ne sont pas comparables entre eux ainsi que l'effort de créer dans chaque projet un nouveau système de classes.

1.3. Objectifs

Cet essai a comme objectif principal de mettre en place une méthode de COO pour faire la cartographie actuelle et rétrospective du bassin versant de la rivière Coaticook. Un objectif secondaire vise toutefois à valider un nouveau système de classes de l'occupation du territoire proposé pour le Québec méridional par la classification actuelle et rétrospective. Trois objectifs spécifiques ont été définis pour atteindre l'objectif principal et secondaire :

- Adapter la méthode de COO pour produire une carte de l'occupation pour l'année 2016, d'un bassin versant avec une exactitude globale supérieure à 75% et une exactitude supérieure à 60% pour toutes les classes;
- Développer une approche pour une cartographie rétrospective de l'occupation du territoire de la zone d'étude pour les années 1984 et 2000 à l'aide de la méthode de COO et menant à une exactitude globale supérieure à 75% et une exactitude supérieure à 60% pour toutes les classes;
- Valider la pertinence d'un nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional (Fournier *et al.*, 2016) en identifiant ses forces et faiblesses par une application pratique.

2. Cadre théorique

2.1. La classification de la couverture du sol

La surveillance de la Terre par télédétection est une activité commune et quotidienne. La variété des données disponibles croit chaque jour; des images satellites, des photographies aériennes et des données lidar sont de plus en plus accessibles pour l'analyse actuelle et rétrospective. Les banques des données des images satellites donnent une grande opportunité pour analyser et quantifier les changements du territoire; l'analyse spatiale de cette information permet d'avoir une analyse au-delà de la perception humaine. La cartographie est un instrument pour la découverte, la planification et la gestion du territoire qui joue un rôle indiscutable pour le développement humain. Des auteurs comme *Wulder et al. (2018)*, *Gómez et al. (2016)* et *Townshend (1992)*, se sont intéressés à l'état et les enjeux de la cartographie de la couverture terrestre en soulignant son importance dans les champs environnementaux, scientifiques et politiques. La Terre est en constant changement, les zones urbaines se développent, les activités anthropiques se sont intensifiées grâce à la technologie et les grands massifs de forêt ont été fragmentés. Ces changements où l'être humain interagit avec l'environnement peuvent dévoiler des phénomènes aléatoires ainsi que des tendances spatiales et temporelles. Ces tendances peuvent être étudiées par des séries chronologiques (time-series) (*Du et al., 2014*).

Les séries de satellites Landsat (Landsat 4 (1982), Landsat 5 (1984), Landsat 7 (1999) et Landsat 8 (2013)) sont les satellites de résolution moyenne les plus couramment utilisés dans l'analyse des séries chronologiques ((*Hermosilla et al., 2018*; *Müller et al., 2011*; *Phiri et Morgenroth, 2017*). Ces capteurs sont reconnus par avoir une résolution spectrale adaptée, capable de distinguer les principales couvertures de la Terre; aussi, un intervalle de revisite court de 16 jours et une résolution spatiale de 30 mètres capable de différencier clairement les paysages moins fragmentés. De leurs origines, les missions Landsat avaient l'objectif de surveiller la Terre, mais en 2008 un tournant historique a transformé complètement son utilisation, l'accès aux banques des images était gratuit (*Wulder et al., 2016*). Cela a évidemment produit une croissance de connaissances et de la recherche. Landsat est le programme le plus long et ininterrompu d'observation de la Terre (*Phiri et Morgenroth, 2017*). La richesse des données gratuites historiques (et la continuité des missions Landsat dans le futur rend ces images satellites les plus polyvalentes pour l'analyse rétrospective de la Terre. Il est important pourtant de remarquer ses limites, étant un produit de résolution spatiale moyenne, il n'est pas conçu pour donner une classification détaillée du territoire.

3. Matériel et Méthodes

3.1. Zone d'étude

La zone d'étude choisie correspond à la portion canadienne du bassin versant de la rivière Coaticook (BVRC). Avec environ 53 600 hectares, ce bassin versant se situe au Canada, dans le sud de la province du Québec, à la limite de la frontière des États-Unis (Figure 3.1). La zone d'étude avec environ 36 300 hectares se situe dans la région administrative de l'Estrie au Québec et partage les limites de six différentes municipalités, notamment les plus importantes sont les municipalités de Coaticook, Compton et Dixville (Tableau 3.1).

Tableau 3.1 : Distribution de la superficie du bassin versant Coaticook par municipalité.

MRC	Municipalité	Hectares	%
Coaticook	Coaticook	13 070	36
Coaticook	Compton	12 472	34
Coaticook	Dixville	6 838	19
Coaticook	Waterville	2 291	6
Coaticook	Saint-Herménégilde	1 054	3
Memphrémagog	Hatley	576	2
Total		36 301	

Selon le programme des écosystèmes forestiers du ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs (MFFP, 2016), le BVRC se situe dans la zone Z1, qui correspond à la végétation tempérée nordique, plus spécifiquement dans la sous-zone de forêt décidue caractérisée par « *l'abondance de forêts de feuillus* » (Gosselin, 2005).

En analysant les données du quatrième inventaire écoforestier du Québec méridional, réalisé par le MFFP, la zone d'étude est occupée pour 43% de forêt, divisée en trois types : la forêt mixte représente la plus grande partie avec 23% de la zone d'étude; suivie par la forêt feuillue et la forêt résineuse avec 14% et 7%, respectivement. Les données écoforestières montrent aussi qu'en superficie, la principale activité économique de la zone d'étude est l'agriculture avec une occupation de 47% du territoire. Les autres activités anthropiques comme les zones urbaines et routes représentent 3% de la zone d'étude.

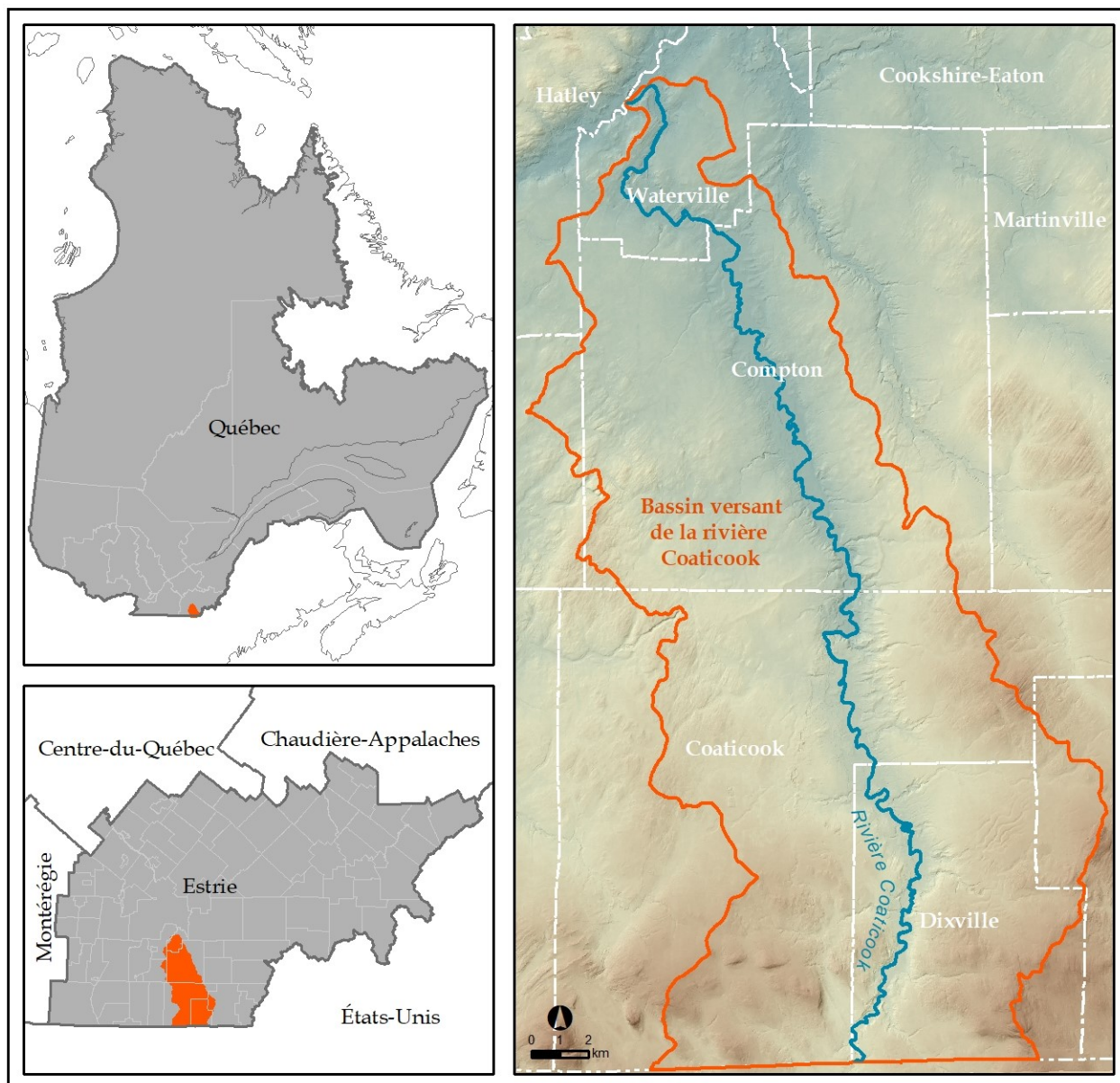


Figure 3.1 : Localisation de la zone d'étude : le bassin versant de la rivière Coaticook.

Le modèle numérique de terrain de la zone d'étude réalisée par le Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles en 2016 montre des élévations entre 145 et 713 mètres, les zones plus élevées se trouvent au sud-est et sud-ouest et les plus basses au nord de la zone d'étude (Figure 3.1). Le bassin versant étudié est traversé par la rivière Coaticook, principalement en direction sud-nord avec une longueur d'environ 60 kilomètres dans la zone d'étude, en 2015 cette rivière a présenté plusieurs débordements causant des inondations et l'évacuation des citoyens.

Selon les normales climatiques du Québec entre 1981 et 2010 (MDDELCC, 2018), la zone d'étude présente une température annuelle moyenne de 5,7°C, janvier étant le mois plus froid avec une moyenne - 9,8°C et juillet le mois plus chaud avec une moyenne de 19,3. La zone d'étude reçoit des précipitations annuelles totales de 1 181,4 mm, avec 910,4 mm de pluie et 272,7 cm de neige. Les mois avec plus et moins des précipitations sont août avec 130,1 mm et février avec 70 mm.

3.2. Données

Pour l'analyse rétrospective du territoire, les images satellites Landsat ont été choisies en raison de leur disponibilité multi-temporelle et leur normalisation relative en réflectance. Ces images sont largement utilisées pour l'analyse et la cartographie de l'occupation du territoire (Millington *et al.*, 2003; Müller *et al.*, 2011; Toure *et al.*, 2018). Les satellites Landsat ont eu sept missions effectives qui permettent d'étudier la Terre depuis 1972 jusqu'à aujourd'hui (NASA, 2018). Les images gratuites ont été obtenues sur demande à partir de la plateforme Internet Earth Explorer de l'United States Geological Survey. Ces images sont cataloguées selon le Worldwide Reference System (WRS) (Uhde et Keith, 2017). Le WRS-1 est utilisé pour les missions de Landsat 1, 2 et 3; le WRS-2 pour les missions Landsat 4, 5, 7 et 8. Ce système crée une grille codifiée sur la planète en lignes/colonnes, le path/row. La zone d'étude se situe sur la grille 013-029. Les images choisies, détaillées dans le Tableau 3.2, correspondent aux produits des données de niveau 2, soient les images en réflectance au sommet de l'atmosphère (USGS, 2018a, 2018b).

Tableau 3.2 : Liste des données utilisées.

Données		Format de données	Description
Images satellites	16 octobre 1984	Matricielles	Landsat 5 TM, produites par l'USGS
	10 juin 1984		
	10 septembre 2000		
	12 octobre 2000		Landsat 8 OLI, produites par l'USGS
	15 avril 2016		
	18 juin 2016		
	5 août 2016		
Cartographie écoforestière - 3° - 4°		Vectorielles	Produits numériques cartographiques regroupant des données forestières produites par le MERN
Cartographie écoforestière - 2°		Matricielles	Orthophotographies en noir et blanc d'une résolution d'environ 64 cm (échelle 1:15 000). Produites par la photcartothèque québécoise
Photographies aériennes 1979-1980			Orthophotographies en noir et blanc d'une résolution de 1 m (échelle 1:40 000). Produites par le MRNF
Photographies aériennes 2000			Orthophotographies en couleur d'une résolution de 21 cm (échelle 1:15 000). Produites par le MRNF
Photographies aériennes 2007			Service WMTS des orthophotographies historiques de l'inventaire écoforestier du Québec méridional (IEQM). Produite par le MFFP
Photographies aérienne 2018			Images blanc et noires d'une résolution de 1 m. Produites par XEOS Imagerie mandaté par le MERN. Réalisé les 4, 5 et 18 novembre de 2015
Modèle numérique de terrain			Produit par XEOS Imagerie mandaté par le MERN, à 1 m de résolution
Modèle de hauteur de canopée			
Cartes d'occupation du territoire 2013			Vectorielles
Cartes d'occupation du territoire 2000		Couverture du sol, circa 2000. Produit par DB Geoservices Inc. et Agriculture et Agroalimentaire Canada. Échelle 1:50 000	
Milieux humides		Classification des milieux humides dans le Québec forestier. Produit par Canard Illimité	
Milieux agricoles 2003-2011, 2014-2016		Base de données des parcelles et productions agricoles déclarées. Produit par la Financière agricole du Québec.	
Lieux habités		Couche de lieux habités. Produit par le MTMDET	
Réseau routier		Géobase routière produit par Adresses Québec	
Divisions administratives		Base de données géographiques et administratives à l'échelle de 1:1 000 000 produit par le MERN	
Hydrographie linéaire et surfacique		Réseau hydrographique du Québec (GRHQ) - Produit par le MDDELCC et le MERN	
Bassin versant		Bassins hydrographiques du Québec à l'échelle 1:20 000. Produit par le CEHQ	

Le satellite Landsat 5 porte le capteur TM (*Thematic Mapper*) et le satellite Landsat 8 porte le capteur OLI (*Operational Land Imager*) et TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) (USGS, 2016). Le Tableau 3.3 montre chaque bande et la correspondance entre les missions de Landsat 5 et 8, ainsi que leurs résolutions spectrales et spatiales. La Figure 3.2 montre graphiquement l'amplitude spectrale des bandes; l'axe des ordonnées indique la réflectance et l'axe des abscisses la longueur d'onde en micromètres. Il est possible d'observer en bleu les bandes du capteur TM et en rouge les bandes du capteur OLI. En analysant le graphique, il est possible d'observer que la résolution spectrale est semblable (Vogelmann *et al.*, 2016). Les différences les plus remarquables se situent aux bandes du proche infrarouge et du moyen infrarouge 2 où le capteur OLI (bandes 5 et 6) ont des étendues spectrales plus étroites que celles des bandes correspondantes (bandes 4 et 5) du capteur TM.

Tableau 3.3 : Comparaison des capteurs des satellites Landsat 5 et Landsat 8 (USGS, 2016)

Capteur TM			Capteurs OLI/TIRS				
Bande	Résolution		Bande	Résolution			
	Spectrale μm	Spatiale m		Spectrale μm	Spatiale m		
1	Bleu	0,45 - 0,52	30	1	Côtier/Aérosol	0,44 - 0,45	30
2	Vert	0,52 - 0,60	30	2	Bleu	0,45 - 0,51	30
3	Rouge	0,63 - 0,69	30	3	Vert	0,53 - 0,59	30
4	Proche infrarouge	0,76 - 0,90	30	4	Rouge	0,64 - 0,67	30
5	Moyen infrarouge 1	1,55 - 1,75	30	5	Proche infrarouge	0,85 - 0,88	30
7	Moyen infrarouge 2	2,08 - 2,35	30	6	Moyen infrarouge 1	1,57 - 1,65	30
				7	Moyen infrarouge 2	2,11 - 2,29	30
				8	Panchromatique	0,50 - 0,68	15
				9	Cirrus	1,36 - 1,38	30
6	Infrarouge thermique	10,40 - 12,50	120	10	Infrarouge thermique	10,60 - 11,19	100
				11	Infrarouge thermique	11,50 - 12,51	100

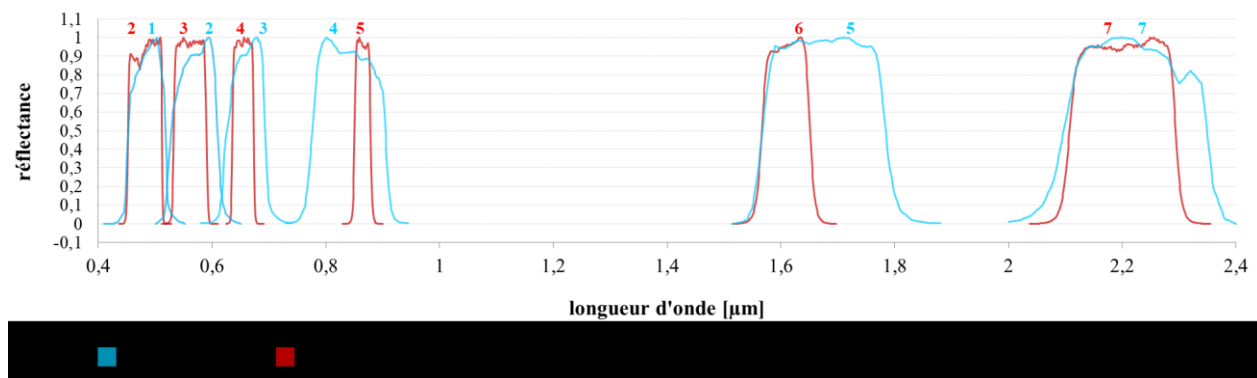


Figure 3.2 : Comparaison des bandes des capteurs TM et OLI (USGS, 2018c).

Plusieurs jeux de données de différentes sources ont été compilés, ceux-ci ont aidé aux étapes méthodologiques comme la reconnaissance générale de la zone d'étude, la sélection de zones d'entraînement pour alimenter l'étape de classification et la validation des résultats. Ces données sont présentées dans le Tableau 3.2. La plupart des données ont été obtenues de la cartothèque de la Bibliothèque de l'Université de Sherbrooke ou de façon gratuite depuis les sites Web des institutions qui ont produits les données. Selon le Système québécois de référence cartographique (SQRC) et le Système national de référence cartographique (SNRC), la zone d'étude se situe dans les feuillets 021E04 et 021E05, cette codification est utilisée par les institutions gouvernementales du Québec pour le découpage des données géomatiques à une échelle de 1 :50 000.

Les cartes écoforestières du Québec sont produites et gérées présentement par le MFFP. Cette étude a utilisé les données du quatrième (2001 à 2019), troisième (1991 à 2003) et deuxième (1981 à 1994) inventaire forestier (MFFP, 2018). Les années des photographies aériennes utilisées pour la création des cartes écoforestières de la zone d'étude sont 1995 pour le 3^e inventaire et 2007 pour le 4^e inventaire. À une échelle de 1:20 000, les cartes écoforestières, en général, donnent l'information sur : le type de couvert (feuillu, résineux et mélangé), le groupement d'essences, la densité, la hauteur, l'origine, les perturbations, l'âge, la pente, le dépôt de surface, le drainage, le type de terrain et le type écologique. Les données des inventaires écoforestières de Québec méridional sont ouvertes et gratuites depuis décembre 2017. Dans le cas des données écoforestières à jour, elles peuvent être téléchargées avec l'application IGO-Navigateur et les données du 1^e, 2^e et 3^e inventaire sont disponibles sur demande sur le site des données ouvertes du Québec.

Les photographies aériennes sélectionnées proviennent des images numérisées et orthorectifiées dont les distorsions liées à la topographie et au capteur ont été éliminées. Puisqu'elles ont une résolution spatiale plus fine que les images satellites, les orthophotographies aident à mieux interpréter les classes de couvertures de la zone d'étude ainsi que sélectionner les sites d'entraînement et validation pour la classification. Pour l'analyse de l'année 2016, des images synthèses obtenues des données lidar ont été utilisées. Le Tableau 3.2 procure les caractéristiques, la source et la date des photos choisies.

Le modèle de hauteur de canopée (MHC) produit à l'aide de la donnée lidar à 1 m de résolution par le MERN est une excellente source d'information; il permet de différencier facilement certaines classes d'occupation du territoire comme les zones boisées et non boisées, le sol nu et les zones de végétation herbacée.

Plusieurs sources complémentaires de données ont été aussi choisies pour l'évaluation des cartes produites par la classification COO :

- La cartographie des milieux humides, produite par Canard illimité du Canada à partir de travail sur le terrain et de la photo-interprétation, est une cartographie détaillée des milieux humides du territoire du BVRC en Estrie.
- La base de données des parcelles et productions agricoles déclarées (BDPPAD) montre les parcelles agricoles assurées des clients de la Financière Agricole du Québec (FADQ).
- La carte d'occupation du territoire de l'année 2000 réalisée à échelle du Canada à partir de la classification et de la vectorisation des orthoimages Landsat 5 et Landsat 7.
- La carte d'occupation du territoire de 2013 réalisée par la MRC de Coaticook à une échelle de 1:5 000.

La principale contrainte de ces données est le manque de disponibilité pour les trois années d'analyse (Tableau 3.2). Des données générales comme le modèle numérique de terrain (MNT), les lieux habités, le réseau routier, les limites administratives, l'hydrographie et limites de bassin versant ont été utilisées pour la reconnaissance de la zone d'étude et la création de la cartographie des résultats.

3.3. Méthodologie

La cartographie de l'occupation du territoire des années 1984, 2000 et 2016 a été obtenue en réalisant une classification dirigée des images satellites Landsat avec l'approche de COO. La COO a été faite avec le logiciel *eCognition Developer*, celui-ci est un logiciel développé pour l'extraction d'information des images à partir d'objets spatiaux créés par une segmentation. Le logiciel a été entraîné pour reconnaître les classes d'occupation du territoire requis pour finalement assigner une classe à chaque objet obtenu dans l'étape de la segmentation.

3.3.1. Description des classes d'occupation du territoire

Le choix des classes d'occupation du territoire dans la zone d'étude a été réalisé en utilisant le « Nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional » qui a pour objectif d'offrir un système aux professionnels réalisant des produits cartographiques de l'occupation du territoire au Québec. Ce système peut être utilisé à différentes échelles en fonction du niveau hiérarchique et de la résolution spatiale des images satellites utilisées. La Figure 3.3 montre le système hiérarchique complet proposé par Uhde *et al.* (2014). Sur la base de ce système, et en interprétant les images Landsat disponibles, il a été déterminé que sept classes du premier niveau hiérarchique sont présentes dans le territoire;

- Surfaces artificielles
- Terres agricoles
- Étendues d'arbustes
- Milieux humides boisés
- Milieux humides herbacés ou arbustifs
- Plans et cours d'eau intérieure
- Forêts

Dans le cas de la classe Forêts, un deuxième niveau hiérarchique a été utilisé parce qu'il a été déterminé que les images Landsat et les cartes écoforestières donnent suffisamment d'information pour permettre la classification et la validation. Dans le cas des classes des milieux humides, il a été constaté que leur identification s'avère difficile dû à la taille des milieux humides, en fonction de l'échelle de travail (Dronova, 2015) et au manque d'information de validation pour les années 1984 et 2000. Des exemples des classes d'occupation sont donnés aux Figures 3.4 à 3.12 par une orthophotographie couleur et une image Landsat 8 avec la combinaison des bandes 6,5,4 (moyen infrarouge, proche infrarouge, rouge). Ces figures permettent d'apprécier les textures de chacune des classes.

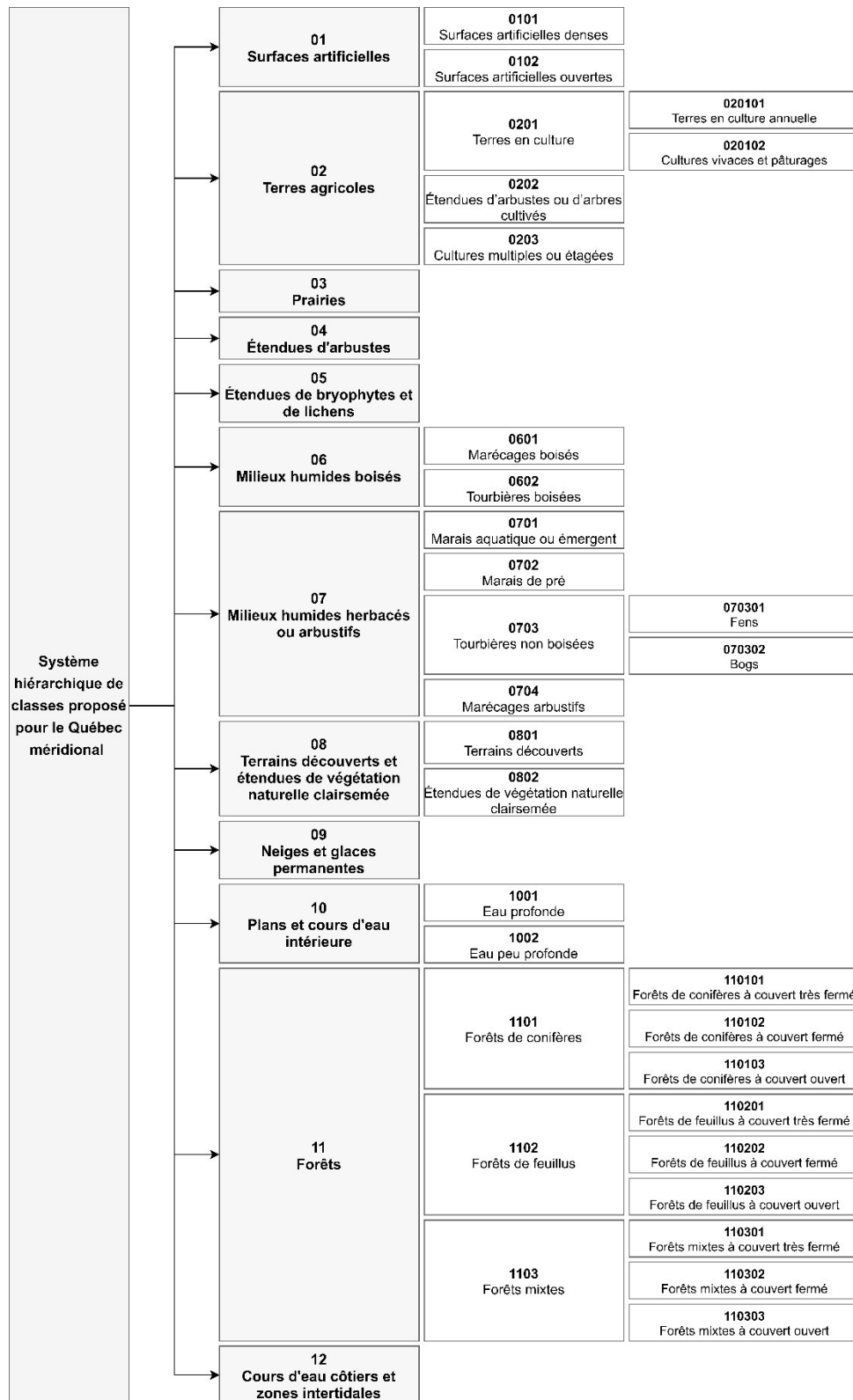


Figure 3.3 : Système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional (adapté de Uhde *et al.*, 2014).

La description des classes a été prise littéralement du « Nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional » (Uhde *et al.*, 2014).

Surfaces artificielles : *Étendues abiotiques d'origine artificielle où la densité du couvert végétal est inférieure à 10 % (incluant : zones industrielles, dépotoirs, sites d'extraction).*

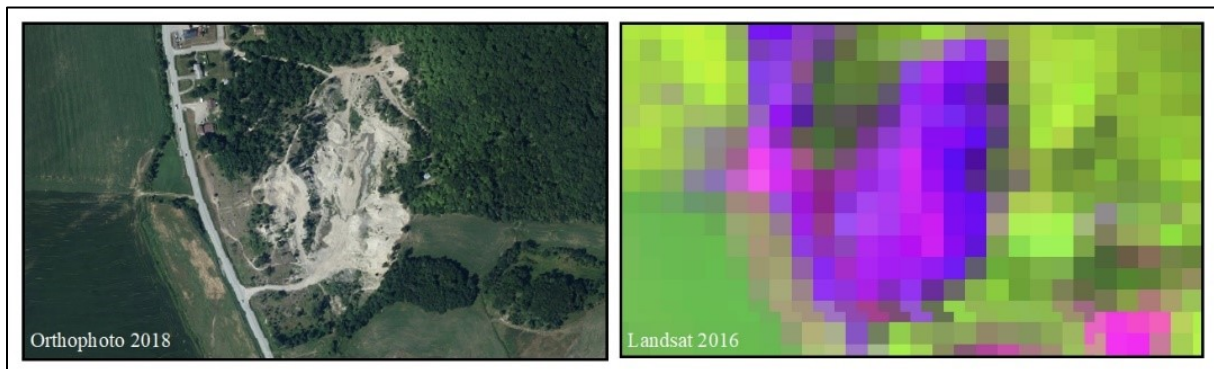


Figure 3.4 : Exemple de la classe « surface artificielle » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional

Terres agricoles : *Étendues de plantes herbacées, d'arbustes ou d'arbres cultivés.*

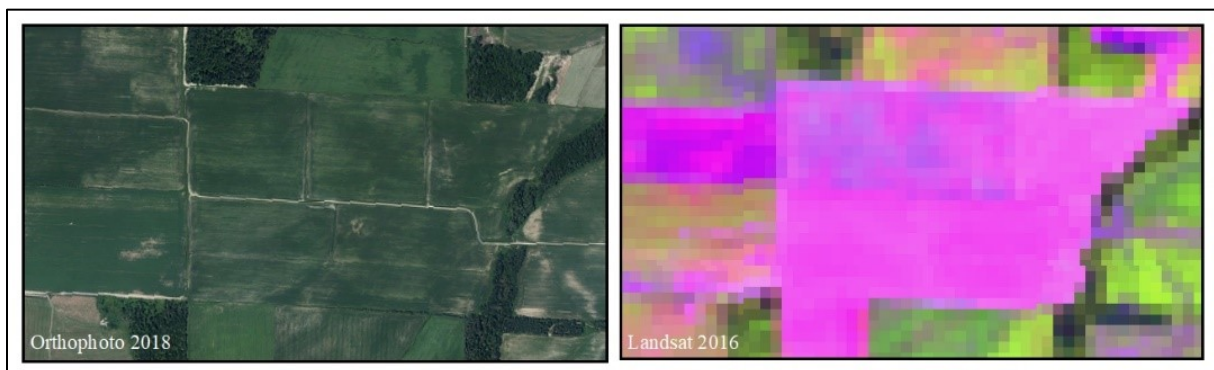


Figure 3.5 : Exemple de la classe « terres agricoles du nouveau » système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional

Étendues d'arbustes : *Étendues d'arbustes naturels dont la densité du couvert est d'au moins 10 % et où la densité du couvert forestier est inférieure à 10 %. Excluant les milieux humides.*

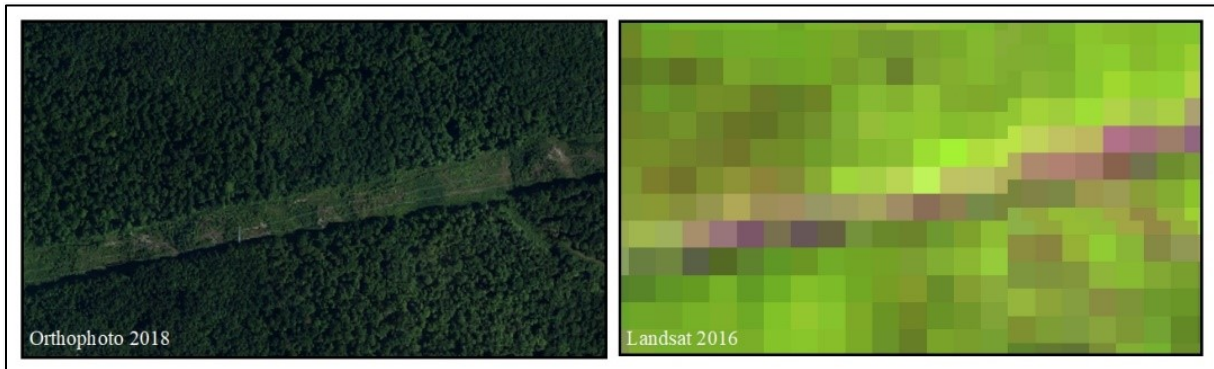


Figure 3.6 : Exemple de la classe « étendues d'arbustes » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

Milieux humides boisés : *Étendues boisées dont la densité du couvert est d'au moins 10 % dans des zones aquatiques ou inondées où l'eau persiste pendant au moins deux mois par année.*

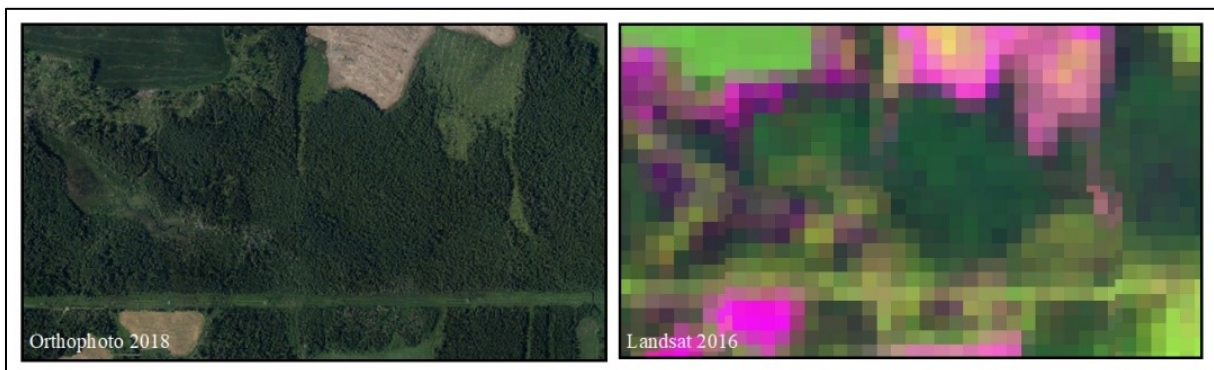


Figure 3.7 : Exemple de la classe « milieux humides boisés » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

Milieux humides herbacés ou arbustifs : *Étendues de plantes herbacées ou d'arbustes dont la densité du couvert est d'au moins 10 % dans des zones aquatiques ou inondées où l'eau persiste pendant au moins deux mois par année et où la densité du couvert forestier est inférieure à 10 %.*

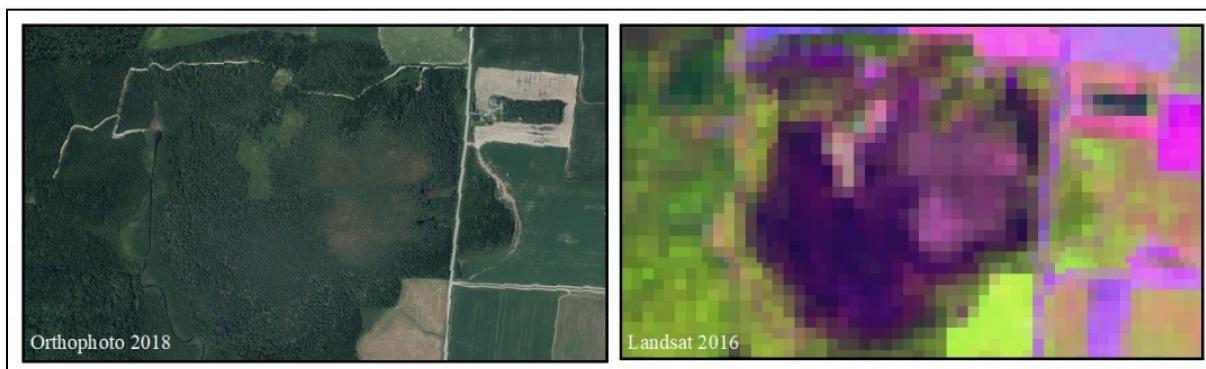


Figure 3.8 : Exemple de la classe milieux humides herbacés ou arbustifs du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

Plans et cours d'eau intérieure : *Plans et cours d'eau intérieure permanents.*

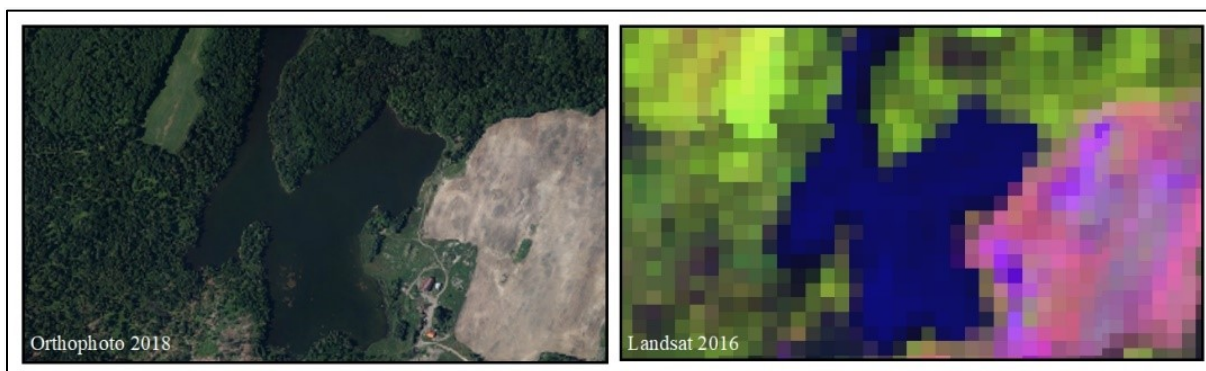


Figure 3.9 : Exemple de la classe « plans et cours d'eau intérieure » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

Forêts : *Étendues boisées dont la densité du couvert est d'au moins 10 %. Excluant les milieux humides.*

- **Forêts de conifères :** *Forêts dont la densité du couvert est d'au moins 10 % et où les conifères occupent au moins 75 % de la surface terrière.*

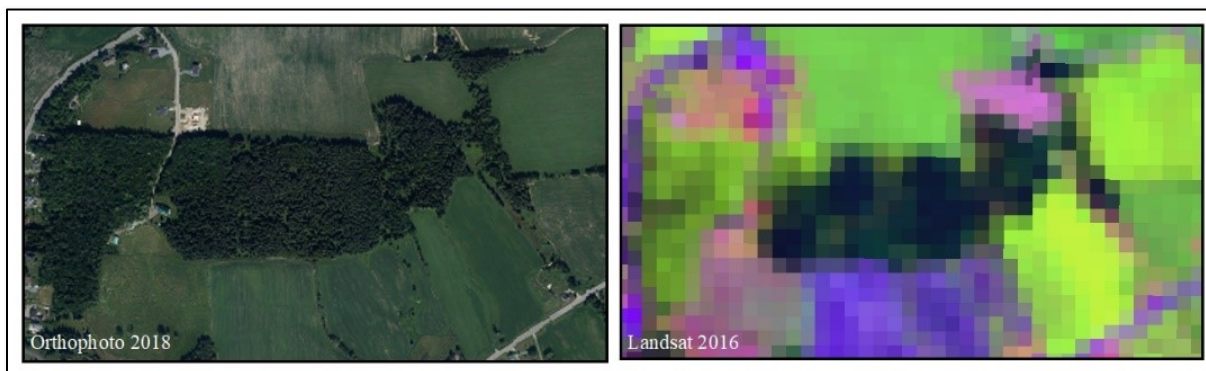


Figure 3.10 : Exemple de la classe « forêts de conifères » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

- **Forêts de feuillus :** *Étendues boisées dont la densité du couvert est d'au moins 10 % et où les arbres feuillus occupent au moins 75 % de la surface terrière.*



Figure 3.11 : Exemple de la classe « forêts de feuillus » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

Forêts mixtes : Étendues boisées dont la densité du couvert est d'au moins 10 % et où aucun des deux grands types d'arbres n'occupe 75 % ou plus de la surface terrière.

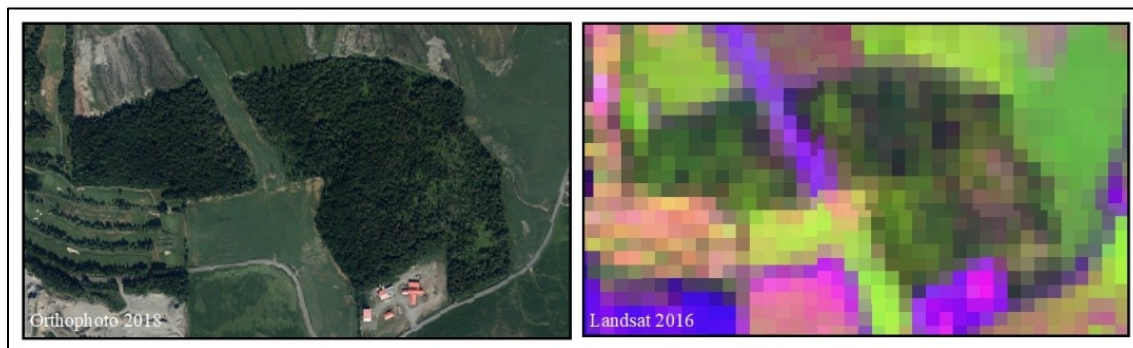


Figure 3.12 : Exemple de la classe « forêts mixtes » du nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional.

3.3.2. Segmentation

La segmentation a été réalisée en fonction des paramètres de forme, de texture, de couleur et d'échelle à l'aide de l'algorithme de segmentation multirésolution proposé par Baatz et Schäpe (2000), disponible dans le logiciel *eCognition* © et largement utilisé dans la littérature consultée (El-naggar, 2018; Perea *et al.*, 2009; Silveira *et al.*, 2018; Toure *et al.*, 2018). Le Tableau 3.4 montre la relation directe entre les paramètres et le nombre d'objets, dans ce cas, un test réalisé avec les images satellites de 2016.

Tableau 3.4 : Exemple de segmentation en fonction de différents paramètres de forme, compacité et échelle.

Paramètre d'échelle Scale parameter	Compacité Compactness	Forme Shape	Nombre d'objets
100	0,1	0,9	11 648
100	0,9	0,9	11 910
100	0,5	0,8	15 302
100	0,5	0,5	48 853
100	0,8	0,5	48 972
100	0,1	0,1	87 867
100	0,9	0,1	87 914

Le choix des valeurs a été obtenu de façon empirique en prenant en compte deux aspects : tout d'abord, permettre aux objets d'être aussi proches que possible de l'analyse visuelle des images matricielles et des objets identifiés dans la cartographie écoforestière et deuxièmement, en essayant d'éviter une segmentation trop fine qui divise les objets spatiaux ou trop grossière qui englobe plusieurs objets. Deux situations peuvent donc se produire à ce stade: la sous-segmentation et la sur-segmentation. Dans le second cas, vous pouvez obtenir plus d'objets que nécessaire, mais dans le premier cas, vous perdez des informations impossibles à récupérer au cours du processus (Marpu *et al.*, 2010).

Il n'existe pas une méthode de validation reconnue, semblable à la matrice de confusion, applicable à cette étape. Certaines méthodes d'évaluation sont suggérées dans la littérature avec ou sans validation sur le terrain (Drăguț *et al.*, 2014; Drăguț *et al.*, 2010; Vicente Martín, 2015), néanmoins, elles ont été évalués dans des conditions spécifiques et généralement en utilisant des images à très fine résolution spatiale. En ne trouvant pas une méthode de validation convenable, ne nécessitant pas un niveau élevé d'expertise et convenant à cet exercice académique, l'analyse visuelle a été privilégiée afin de définir les paramètres de création des objets. Baatz (2000) indique que : « *Aucun résultat de segmentation, même s'il est testé quantitativement, ne convaincra pas s'il ne satisfait pas l'œil humain* ».

3.3.3. Zones d'entraînement

Les photographies aériennes, les cartes écoforestières, les cartes d'occupation du territoire et les données de zones agricoles décrites dans le Tableau 3.2, ont été utilisées pour choisir les zones d'entraînement qui alimentent l'étape de la classification. Chaque zone d'entraînement est un objet obtenu dans la segmentation. Dix zones d'entraînement par classe d'occupation ont été choisies en cherchant des zones représentatives des classes d'occupation du territoire. La Figure 3.13 présente trois zones sélectionnées et utilisées dans la classification de l'année 2016. La séparabilité des classes des zones d'entraînement a été analysée avec la distance statistique de Jeffries-Matusita, où, les valeurs supérieures à 1,9 sont considérées bonnes et les inférieures à ce seuil ne donneront pas de bons résultats. Magee (2011) indique que pour les valeurs inférieures à 1,9, des données complémentaires doivent être utilisées pour accroître la séparabilité.

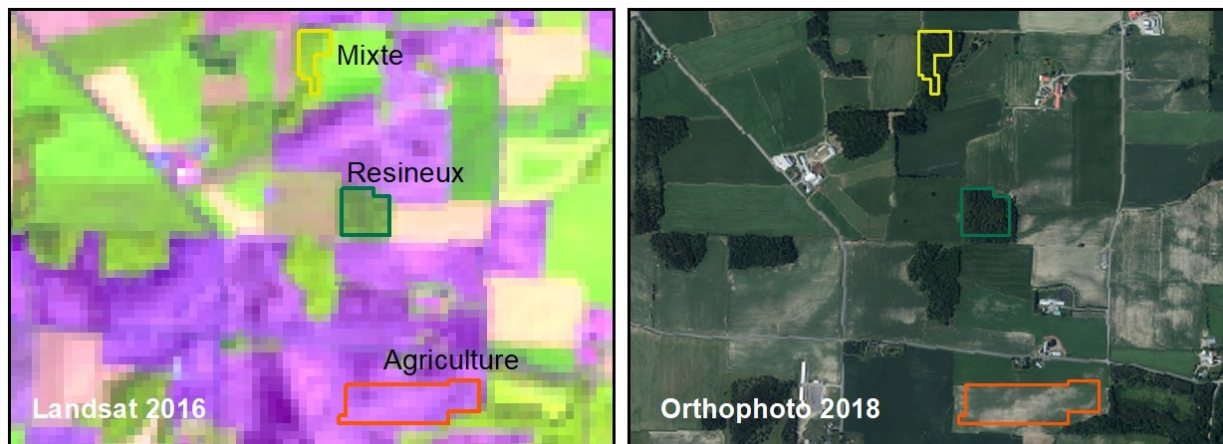


Figure 3.13 : Exemple de zones d'entraînement de l'année 2016.

3.3.4. Classification

À cette étape, les attributs utilisés par *eCognition* pour effectuer la classification ont été définis.

Différents attributs disponibles dans *eCognition* ont été testés :

- *Layer values* : mean, quantile, standard deviation, skewness, hue, saturation, intensity
- *Geometry – Shape* : asymmetry, border index, compactness, density, elliptic fit, roundness et shape index
- *Texture – Texture after Haralick* : GLCM homogeneity, GLCM contrast, GLCM dissimilarity, GLCM entropy, GLCM mean, GLCM stddev, GLCM correlation.

Ces attributs ont été analysés à plusieurs reprises pour chaque classe à l'aide de l'outil *Feature space optimization* qui évalue statistiquement les attributs qui distinguent le mieux la classe (Langlois, 2012). Cette analyse a privilégié les attributs spectraux (*Layer values*) par rapport aux attributs de texture (*Texture*) et de géométrie (*Geometry*). Postérieurement la classification a été effectuée en utilisant l'algorithme du plus proche voisin, car il permet d'utiliser les zones d'entraînement pour déterminer la classe de chaque objet permettant de maintenir une approche de classification dirigée et appliquée aux objets. Après un premier classement, il a été décidé d'incorporer dans la classe, "terres agricoles" des seuils (*Threshold condition*) pour classer directement des objets répondant à certaines caractéristiques, par exemple, avec un ndvi < 0,5 ou un ndvi entre 0,1 et 0,2. Les seuils ont été incorporés dans la description de classe (*Class description*) et sont exécutés avant l'algorithme du plus proche voisin.

3.3.5. Validation de la classification

3.3.3.5.1 L'échantillonnage

Pour évaluer l'exactitude de chaque classification, un échantillonnage aléatoire stratifié a été réalisé. Dans ce type d'échantillonnage, les points de validation sont choisis par région et par strate, dans le contexte de cet essai, les strates représentent les classes d'occupation du territoire. Il est possible d'évaluer statistiquement l'erreur pour chaque classe d'occupation (Chuvieco, 2010). Congalton (1991) et Hay (1979) indiquent qu'au moins 50 pixels par classe classifiée doivent être évalués pour avoir une estimation fiable de l'erreur.

Pour évaluer l'exactitude de la classification, 20 points aléatoires par classe d'occupation, ont été créés. Ces points ont été utilisés pour sélectionner 20 objets classifiés. L'utilisation des objets garantit le minimum de 50 pixels mentionnées antérieurement. Les objets classés ont été mis en contraste avec le matériel de support pour déterminer la classe réelle, laquelle a été déterminée à l'aide du matériel de support, tels que les cartes écoforestières, les photographies aériennes orthorectifiées, les cartes d'occupation des années 2000 et 2013 du territoire et la cartographie agricole (Tableau 3.2).

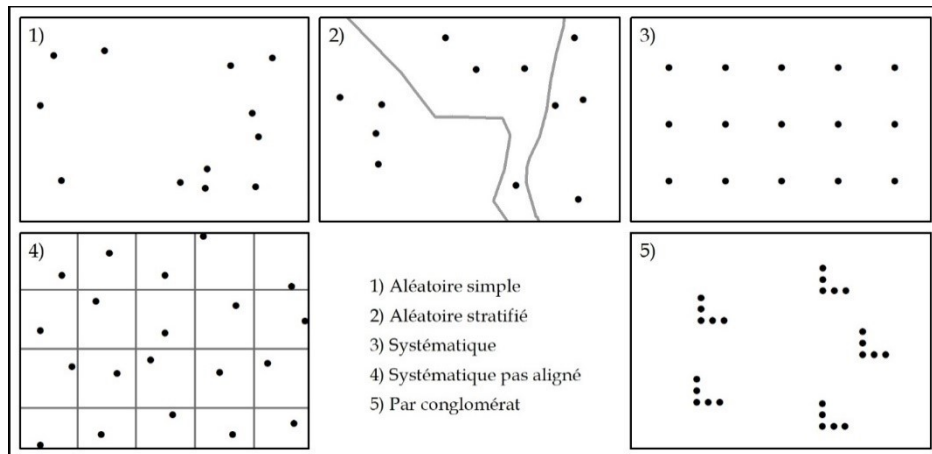


Figure 3.14 : Types d'échantillonnage (adapté de Chuvieco, 2008). L'échantillonnage aléatoire simple (1) a été appliqué à la validation des résultats.

3.3.3.5.2 La matrice de confusion

La majorité des études sur le traitement d'images numériques utilisent la matrice de confusion pour évaluer la qualité des résultats des images classifiés (Aguirre-Gutiérrez *et al.*, 2012; Dronova, 2015; Li *et al.*, 2016). Cette matrice compare les points de validation avec les résultats de la classification pour identifier la proportion de points correctement classés et ceux qui ne le sont pas. La Figure 3.15 montre de quelle façon la matrice permet d'identifier l'erreur entre les catégories ou classes utilisées et s'il existe un conflit spécifique.

		Données de référence						
		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe n	Total	Précision de l'utilisateur	Erreur de comission
Données classées	Classe 1	X_{11}	X_{21}	X_{31}		X_{1+}	X_{11}/X_{1+}	$1-X_{11}/X_{1+}$
	Classe 2	X_{12}	X_{22}	X_{32}		X_{2+}	X_{22}/X_{2+}	$1-X_{22}/X_{2+}$
	Classe 3	X_{13}	X_{23}	X_{33}		X_{3+}	X_{33}/X_{3+}	$1-X_{33}/X_{3+}$
	Classe n	X_{14}	X_{24}	X_{34}	X_{nn}	X_{n+}	X_{nn}/X_{n+}	$1-X_{nn}/X_{n+}$
	Total	X_{+1}	X_{+2}	X_{+3}	X_{+n}	$\sum X_{ij}$		
Précision du producteur		X_{11}/X_{+1}	X_{22}/X_{+2}	X_{33}/X_{+3}	X_{nn}/X_{+n}			
Erreur d'omission		$1-X_{11}/X_{+1}$	$1-X_{22}/X_{+2}$	$1-X_{33}/X_{+3}$	$1-X_{nn}/X_{+n}$			

Figure 3.15 : Structure d'une matrice de confusion (adapté de Chuvieco, 2008).

La matrice d'erreur, largement expliquée par Congalton et Green (2010), permet d'obtenir des mesures statistiques pour valider les résultats. Le calcul de la précision globale de la classification est simple à obtenir, il s'agit du simple ratio des points de validation bien classés sur le nombre total de point utilisé. Néanmoins, cette valeur peut cacher des problèmes dans la classification d'une classe particulière. Ainsi, l'erreur d'omission et de commission aide à détailler la qualité des résultats. L'erreur d'omission se produit lorsqu'un pixel n'a pas été classifié dans une classe alors qu'il appartenait à cette classe. L'erreur de commission se produit lorsqu'un pixel a été classifié dans une classe, mais qu'il n'y appartenait pas. Chuvieco (2010) explique que si une classe a une erreur d'omission faible, il existe une grande probabilité de que la superficie occupée réellement par cette classe soit représentée dans les résultats finaux, alors un succès pour le producteur. Cependant, si l'erreur de commission de cette classe est élevée, il y aura une possibilité faible de que les zones classifiées avec cette classe soient correctes, donc un grand risque pour l'utilisateur de ces résultats. La somme de l'erreur de commission, la précision de l'utilisateur ainsi que la somme de l'erreur d'omission et la précision du producteur (exprimée les quatre en pourcentage) doit être de 100%.

Le coefficient Kappa est une mesure qui complète l'analyse de validation des résultats, il « délimite le degré d'ajustement dû seulement à la précision de la classification, indépendamment de ce qui est causé par des facteurs aléatoires » (Chuvienco, 2010). La valeur Kappa (κ) est calculée avec la formule de Hudson et Ramn (1987):

$$\hat{\kappa} = \frac{n \sum_{i=1,n} X_{ii} - \sum_{i=1,n} X_{i+} X_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1,n} X_{i+} X_{+i}}$$

En utilisant la matrice de confusion de la Figure 2.2, n indique la taille de l'échantillon, $\sum_{i=1,n} X_{ii}$ correspond à la somme des valeurs de la diagonale et $\sum_{i=1,n} X_{i+} X_{+i}$ est la somme du produit du total des lignes et des colonnes de chaque classe. Cette formule donne des valeurs entre 0 et 1, les valeurs plus près de 1 étant celles qui ont plus de concordance entre les résultats et la réalité.

3.3.6. Changement 1984 – 2000 – 2016

À partir de la cartographie résultante, une analyse comparative des surfaces par classe d'occupation du territoire a été réalisée. Pour cette analyse, la quantification de chacune des classes d'occupation par année est réalisée. Il est important de prendre en compte que cette analyse est purement didactique puisqu'il n'y a pas eu de travail de terrain ou de validation au-delà de l'interprétation visuelle des informations disponibles et de l'expertise de l'utilisateur. Il est important de remarquer que chaque résultat cartographique présente un degré de fiabilité spécifique. Ainsi, chaque année analysée présente une erreur associée. Chuvienco (2010), citant Fernández-Gustiz (2001), explique qu'il existe une matrice de confusion spécifiques pour les suivis des changements, cette matrice duplique les classes et les divise en « stable » et « changement ». Néanmoins, même cette méthode est directement affectée par l'accès et la qualité des données de validation, et cela complique le processus parce que le nombre de classes doit être augmenté.

4. Résultats

4.1. La segmentation

Le processus méthodologique de segmentation est effectué de manière itérative, ceci parce qu'il s'agit d'un exercice d'apprentissage, où le COO a été appliqué pour la première fois. Pour cette raison les attributs et les valeurs des paramètres permettant d'effectuer la segmentation et la classification change tout au long de l'exercice.

La première étape de segmentation a été réalisée afin d'obtenir les zones d'entraînement. Une fois obtenues, elles ont été évaluées selon leur séparabilité avec la distance statistique de Jeffries-Matusita, l'Annexe 1 montre les analyses de séparabilités réalisées. Cette analyse démontre ce qui a été trouvé dans la pratique : les classes de superficie artificielle et les étendues des arbustes sont difficiles à séparer entre elles et entre les zones agricoles et les forêts. L'Annexe 1 permet aussi de remarquer la variabilité saisonnière de la séparabilité des zones d'entraînement. Par exemple, en 1984, les valeurs de séparabilité entre la forêt mixte et la forêt de conifères sont faibles mais, en octobre la valeur est encore plus faible s'approchant de la valeur de 1.

La sélection des zones d'entraînement a permis une validation visuelle des objets créés, en les analysant par rapport à l'image satellite mais également par rapport aux classes identifiables dans les orthophotographies. Cela a permis de mieux interpréter l'image satellite parce que chaque classe d'occupation a été identifiée plusieurs fois et visualisée à différentes années et saisons. Grâce à cela, il a été perçu que l'utilisation d'images satellitaires provenant de différentes saisons pourrait aider à mieux définir les objets. Pour cette raison, il a été décidé d'utiliser les images satellites disponibles à toutes les années. Par exemple, à l'image d'avril 2016, les zones de forêts feuillues étaient claires à l'œil humain, de même que les zones de forêts de conifères, ce qui n'était pas le cas en juin. La Figure 4.1, aide à comprendre ce comportement saisonnier.

D'autres approches ont également été expérimentées pour améliorer la définition des objets, telles que l'analyse en composantes principales et l'analyse Tasseled Cap, car elles réduisent les informations dans quelques bandes en éliminant les informations redondantes. L'analyse en composantes principales n'a pas été conservée, contrairement aux analyses des bandes de *brightness* (luminosité), de *greenness* (couverture végétale) et de *wetness* (humidité) de l'analyse Tasseled Cap, car il a été constaté qu'en utilisant ces informations à la place des bandes d'origine,

la définition des objets était améliorée. Bien entendu, comme indiqué dans la méthodologie, il s'agit d'une affirmation empirique mais non validée quantitativement.

Le Tableau 4.1 montre les valeurs finales utilisées pour la création des objets de chaque année et la Figure 4.2 illustre des exemples de segmentation dans la zone d'étude par année. Les objets uniformes ou réguliers ont été favorisés, néanmoins pour l'année 2016, il n'a pas été possible d'atteindre le même objectif qu'en 1984 et 2000, cela a eu un impact négatif sur le résultat final. Les objets obtenus pour l'année 2016 étaient très irréguliers, comme il est possible de visualiser dans la Figure 4.2. Les objets irréguliers peuvent contenir différentes classes d'occupation du territoire, contrairement aux objets réguliers de 1984 et 2000 où près de 100% de l'objet correspond à un seul type de classe d'occupation. Cela a rendu difficile la phase de validation, par exemple, quand un point de validation devait être attribué comme correct ou incorrect, mais à l'intérieur de l'objet il y avait deux classes d'occupation. La cause de ce problème n'a pas été trouvée, mais il existe des différences dans la résolution spatiale et spectrale des images. L'image de 2016, Landsat 8, contient beaucoup plus d'informations que ses prédécesseurs.

Tableau 4.1 : Valeurs utilisées lors de l'étape de segmentation.

Année	Forme Shape	Compacité Compactness	Paramètre d'échelle Scale parameter	Attribut Image layer
1984	0,4	0,9	4	Tasseled Cap Juin bande 1 Tasseled Cap Juin bande 2 Tasseled Cap Octobre bande 1 Tasseled Cap Octobre bande 2
2000	0,4	0,9	4	Tasseled Cap Septembre bande 1 Tasseled Cap Septembre bande 2 Tasseled Cap Octobre bande 1 Tasseled Cap Octobre bande 2
2016	0,4	0,8	90	Tasseled Cap Avril bande 1 Tasseled Cap Avril bande 2 Tasseled Cap Juin bande 1 Tasseled Cap Juin bande 2 Tasseled Cap Août bande 1 Tasseled Cap Août bande 2

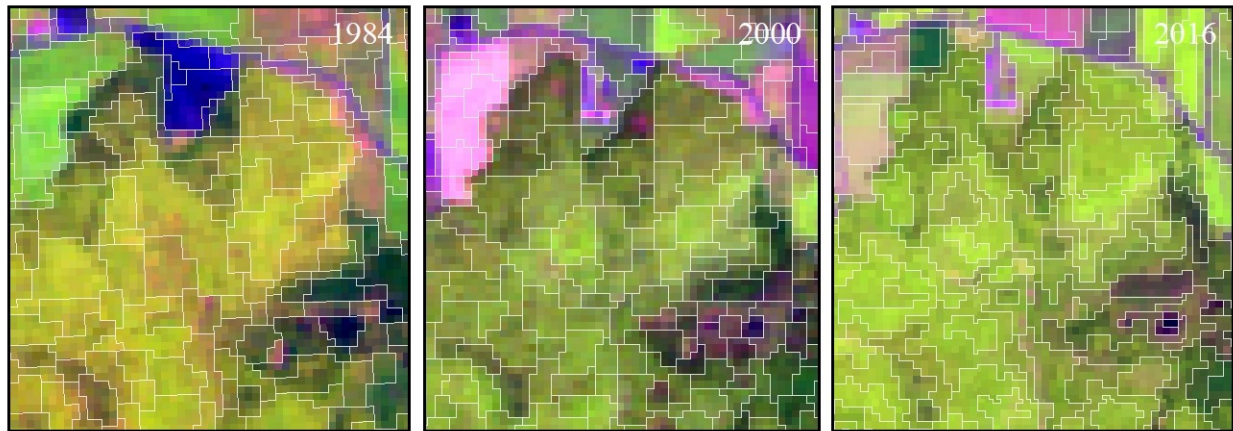


Figure 4.1 : Exemples des objets obtenus lors de la segmentation pour les années 1984, 2000 et 2016.

4.2. Les règles de classification

À cette étape, les couches d'informations utilisées dans la classification ont été définies avec l'objectif principal d'augmenter la séparabilité entre les classes. Elles ont été analysées à l'aide de l'outil *Feature space optimization* qui évalue statistiquement les attributs qui distinguent le mieux les classes. Cet outil a privilégié les attributs spectraux par rapport aux attributs de forme.

Dans les trois années analysées, les couches suivantes ont été utilisées :

- Les bandes des capteurs Landsat de chaque image : bleu, vert, proche infrarouge, moyen infrarouge 1 et moyen infrarouge 2.
- Tasseled Cap, bandes 1, 2, 3
- NDVI
- NDWI
- La variation del'NDVI
- La transformation HSI d'*eCognition*
- Hauteur de la canopée (seulement pour l'année 2016)

L'Annexe 2 expose les valeurs spécifiques utilisées à chaque année lesquelles ont été choisies par l'optimiseur d'espace d'*eCognition (Feature space optimization)* qui utilise toutes les couches d'informations à l'aide des zones d'entraînement, calcule toutes les variables d'entrée et sélectionne

celles qui garantissent une séparabilité maximale. Pour la classe des zones agricoles, des seuils ont été établis, fixés et appliqués avant la classification du plus proche voisin.

Dans une première étape, une tentative de cartographier les milieux humides boisés et non boisés de la zone d'étude a été entreprise. Différentes approches ont été tentées, mais la faible séparabilité des milieux humides n'a jamais permis de trouver des valeurs acceptables. En outre, il n'existait aucune donnée permettant de valider les informations des années 1984 et 2000. La Figure 4.1 montre les valeurs moyennes de NDVI de chaque classe d'occupation présente dans la zone d'étude dans les mois d'avril, juin et août 2016. Il est possible d'observer que les trois types de forêts et les milieux humides ont des valeurs et comportements similaires. Cette figure explique aussi que chaque classe a un comportement saisonnier similaire entre août et juin, cependant la classe des cultures agricoles montre un comportement différent pendant le mois d'août.

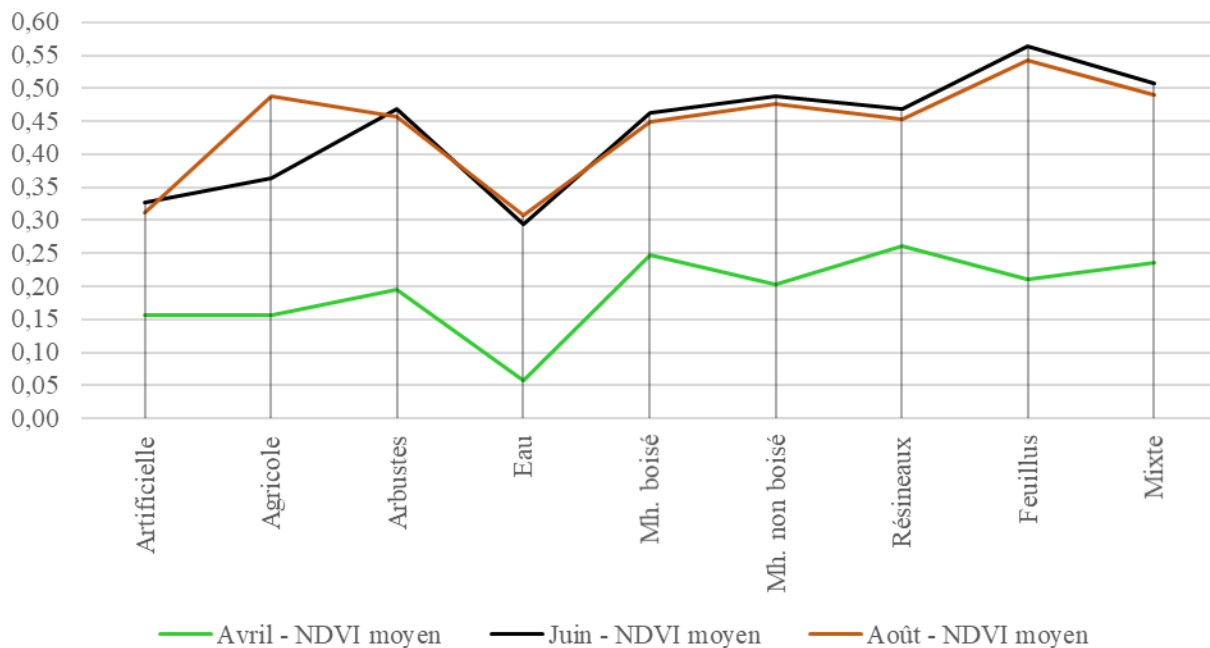


Figure 4.2 : Analyse du NDVI moyen par classe d'occupation de l'année 2016.

Comme mentionné par ARMVFPBSL (2013), il est possible d'identifier les zones agricoles grâce à la haute variabilité temporelle de leur activité photosynthétique. Dans un court période de temps, les zones agricoles seront identifiées dans l'analyse de la variation du NDVI. La Figure 4.3, met

en évidence ce phénomène. Par exemple, il est possible de fixer un seuil entre 0.015 et 0,05 dans la variation de NDVI et les objets obtenus correspondront aux zones agricoles. Cette affirmation a été testée à l'aide d'analyses par échantillonnage de l'exactitude. L'important est de bien fixer le seuil et d'éviter de prendre en compte d'autres classes comme la forêt feuillue qui n'auront pas une aussi grande activité photosynthétique en plein été. Dans l'année 2016, la hauteur de canopée a été utilisée pour aider à définir les étendues d'arbustes, une classe difficile à gérer aux années 1984 et 2000. La hauteur de canopée (Figure 4.4) a été testée dans les autres classes, mais c'est une couche d'informations à une résolution de 1 mètre qui a créé des conflits d'interprétation, en particulier dans les zones limitrophes entre la zone agricole et la forêt, par exemple.

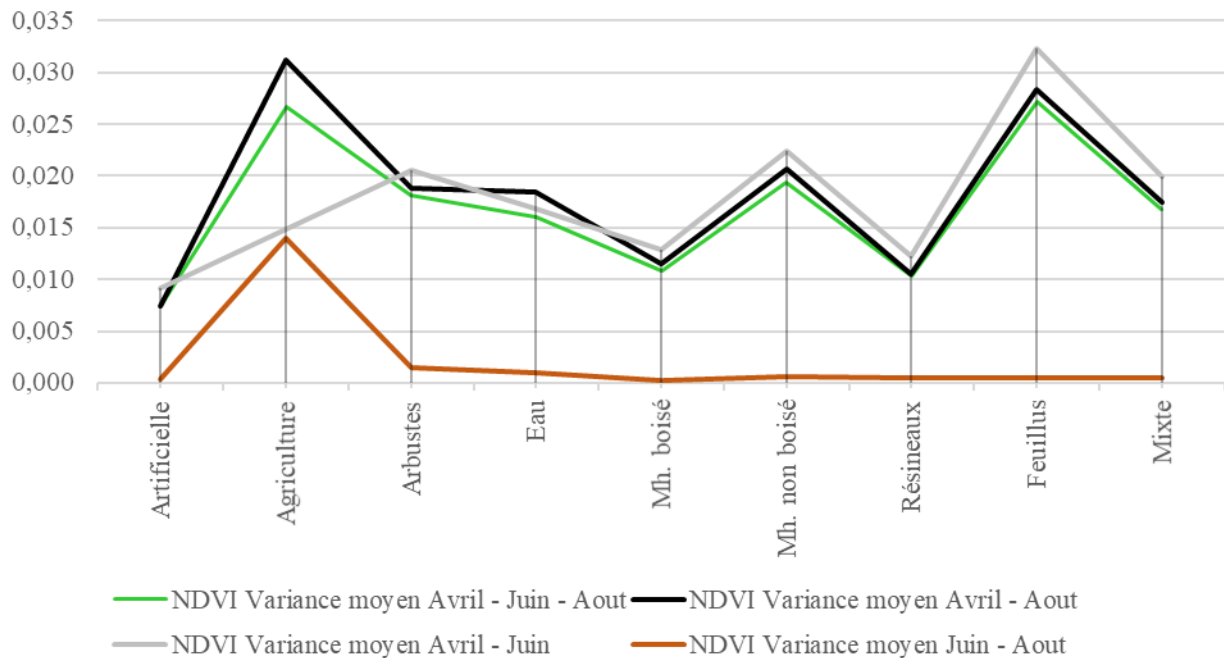


Figure 4.3 : Analyse de la variation de l'NDVI de l'année 2016.

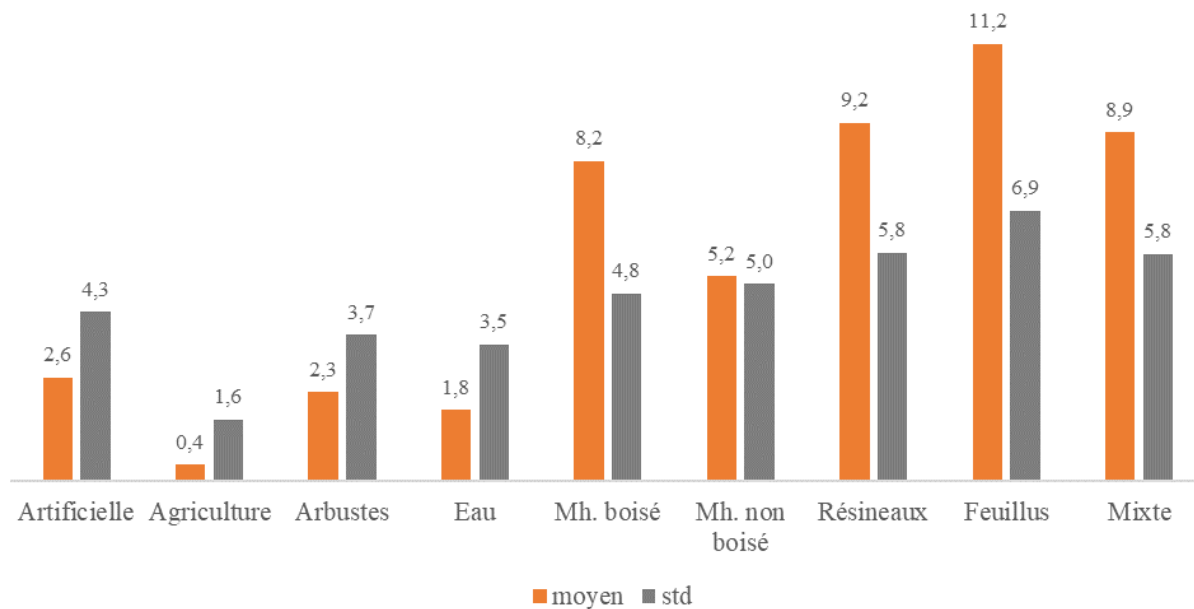


Figure 4.4 : Distribution des hauteurs de canopée en mètres par classe d'occupation.

4.3. L'évaluation des résultats

Chaque résultat a été évalué à l'aide de la matrice de confusion avec un total de 20 zones par classe, les Tableaux 4.2, 4.3 et 4.4 présentent les matrices des années 1984, 2000 et 2016. Comme il est possible constater dans ces tableaux, chaque exercice a obtenu une efficacité globale et kappa de :

- 2016 : 78% et 0,74
- 2000 : 81% et 0,78
- 1984 : 77% et 0,75

Les classes plus problématiques dans l'analyse de 1984 (Figure 4.6) ont été la surface artificielle avec un 50% de précision ce qui est très bas et inacceptable pour l'utilisation de la carte, mais ce n'est pas seulement dans cette classe que le problème se pose, la classe de forêt mixte n'atteint que 55% de précision. Dans l'année 2000 (Figure 4.7), la précision a été améliorée avec un 70% dans les classes Artificielle et Feuillus. Finalement en 2016 (Figure 4.8), la classe de surface artificielle obtient de nouveau 55% de précision, suivi de la classe de forêt de conifères. À chaque année, il y a un type de forêt en conflit. Les valeurs de kappa sont acceptables statistiquement, néanmoins les valeurs sont assez faibles afin que la cartographie puisse être utilisée pour une analyse ultérieure.

Tableau 4.2 : Matrice d'erreur de l'année 1984.

		Données de référence							Précision de l'utilisateur	Erreur de comission	
		Agricole	Arbustes	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte	Resineux			Total
Données classées	Agricole	19	1						20	95%	5%
	Arbustes	1	16				3		20	80%	20%
	Artificielle	8		10	1		1		20	50%	50%
	Eau				20				20	100%	0%
	Feuillus	1	2			16	1		20	80%	20%
	Mixte	1	6	1		1	11		20	55%	45%
	Resineux		2				2	18	22	82%	18%
	Total	30	27	11	21	17	18	18	142		
	Précision du producteur	63%	59%	91%	95%	94%	61%	100%		Efficacité global	77,46%
	Erreur d'omission	37%	41%	9%	5%	6%	39%	0%		Kappa	0,75

Tableau 4.3 : Matrice d'erreur de l'année 2000.

		Données de référence							Précision de l'utilisateur	Erreur de comission	
		Agricole	Arbustes	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte	Resineux			Total
Données classées	Agricole	20							20	100%	0%
	Arbustes	2	16				2		20	80%	20%
	Artificielle	1	4	14	1				20	70%	30%
	Eau				18			2	20	90%	10%
	Feuillus	6				14			20	70%	30%
	Mixte		1				16	3	20	80%	20%
	Resineux						5	15	20	75%	25%
	Total	29	21	14	19	14	23	20	140		
	Précision du producteur	69%	76%	100%	95%	100%	70%	75%		Efficacité globale	80,70%
	Erreur d'omission	31%	24%	0%	5%	0%	30%	25%		Kappa	0,78

Tableau 4.4 : Matrice d'erreur de l'année 2016.

		Données de référence							Précision de l'utilisateur	Erreur de comission	
		Agricole	Arbustes	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte	Resineux			Total
Données classées	Agricole	20							20	100%	0%
	Arbustes		17				3		20	85%	15%
	Artificielle	6	1	11			1	1	20	55%	45%
	Eau			1	19				20	95%	5%
	Feuillus	1	3			14	2		20	70%	30%
	Mixte	1				2	16	1	20	80%	20%
	Resineux						8	12	20	60%	40%
	Total	28	21	12	19	16	30	14	140		
	Précision du producteur	71%	81%	92%	100%	88%	53%	86%		Efficacité global	77,86%
	Erreur d'omission	29%	19%	8%	0%	13%	47%	14%		Kappa	0,74

4.4. Analyse rétrospective de l'occupation du territoire

Le Tableau 4.2 et la Figure 4.5 permettent de visualiser la variation de la superficie par classe d'occupation par année, les résultats sont difficiles à interpréter, la forêt feuillue a augmenté dans l'année 2000 mais a décliné en 2016, néanmoins statistiquement, 2000 est l'année la plus fiable.

La classe agricole a un comportement à la hausse, étant la classe avec la plus grande surface dans la zone d'étude, la forêt mixte a augmenté et diminué, tandis que la forêt de conifères, a diminué en 2000 et augmente en 2016. Les variations de surface entre les trois types de forêt est très difficile à interpréter, la définition des objets a un grand poids sur cette problématique, parce que les objets analysés ont changé à chaque année. Finalement la classe de surface artificielle a diminué, ce qui ne semble pas être un résultat conforme à la réalité. Les surfaces artificielles posent un grave problème de discrimination par rapport aux sols nus qui sont des zones agricoles. La classe de plan d'eau a augmenté et diminué.

Tableau 4.5 : Données de superficie en hectares par année.

Classe	1984	2000	2016
Agricole	11 611	13 365	14 633
Arbustes	4 580	3 192	931
Artificielle	2 907	2 601	2 477
Eau	114	272	204
Feuillus	3 141	5 324	3 818
Mixte	11 442	9 831	12 294
Resineux	2 482	1 727	1 945

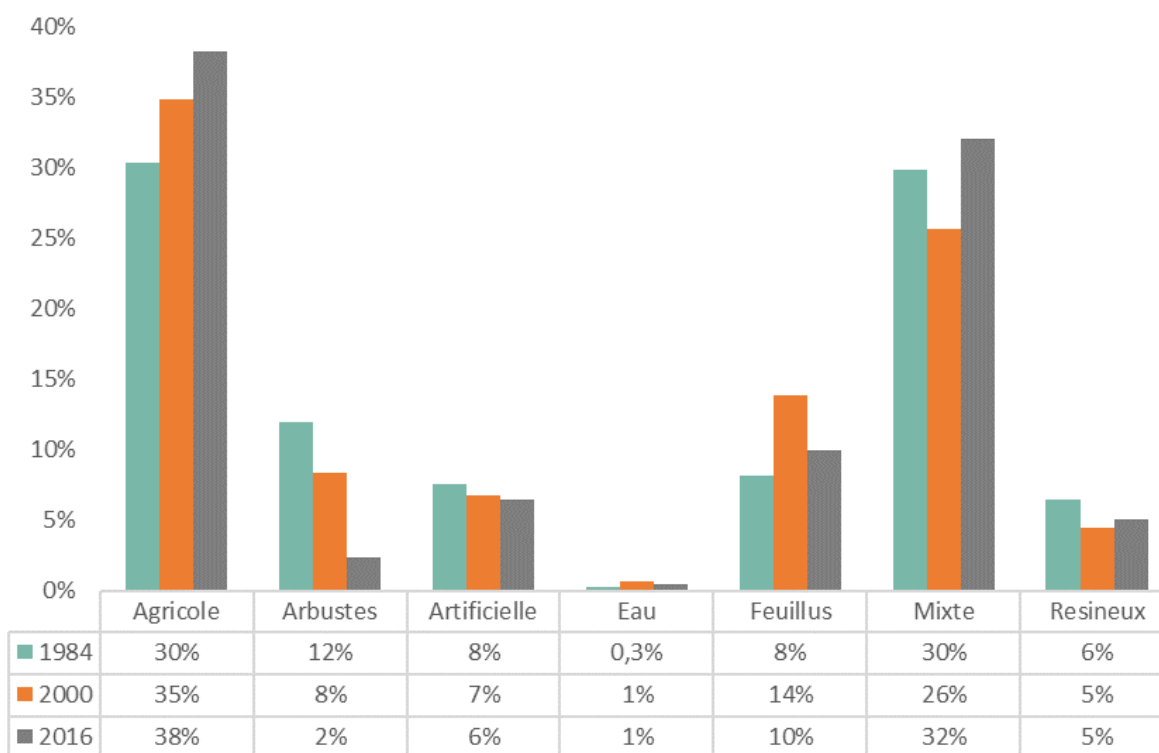


Figure 4.5 : Données de superficie en pourcentage par année.

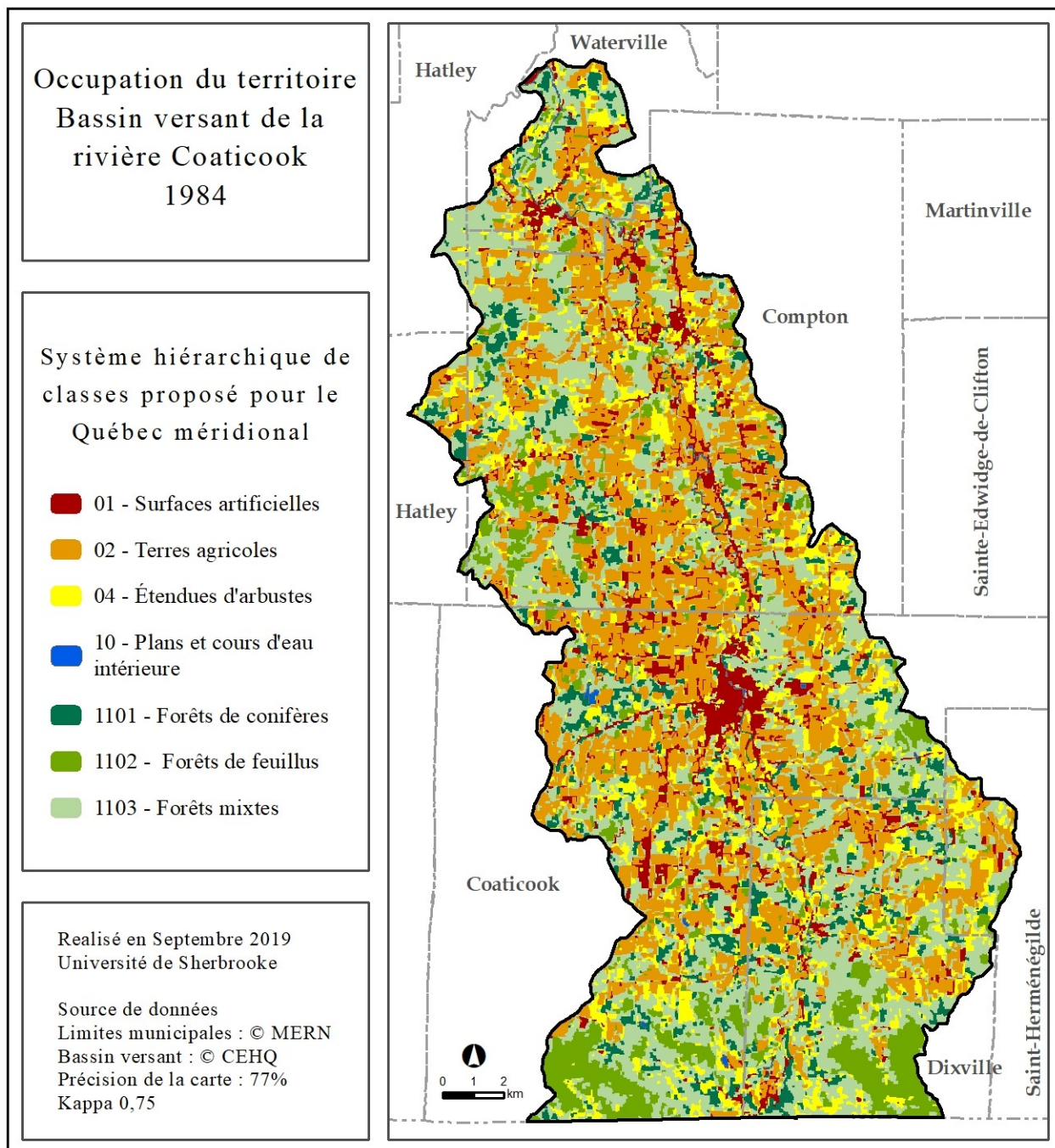


Figure 4.6 : Carte d'occupation du territoire de l'année 1984.

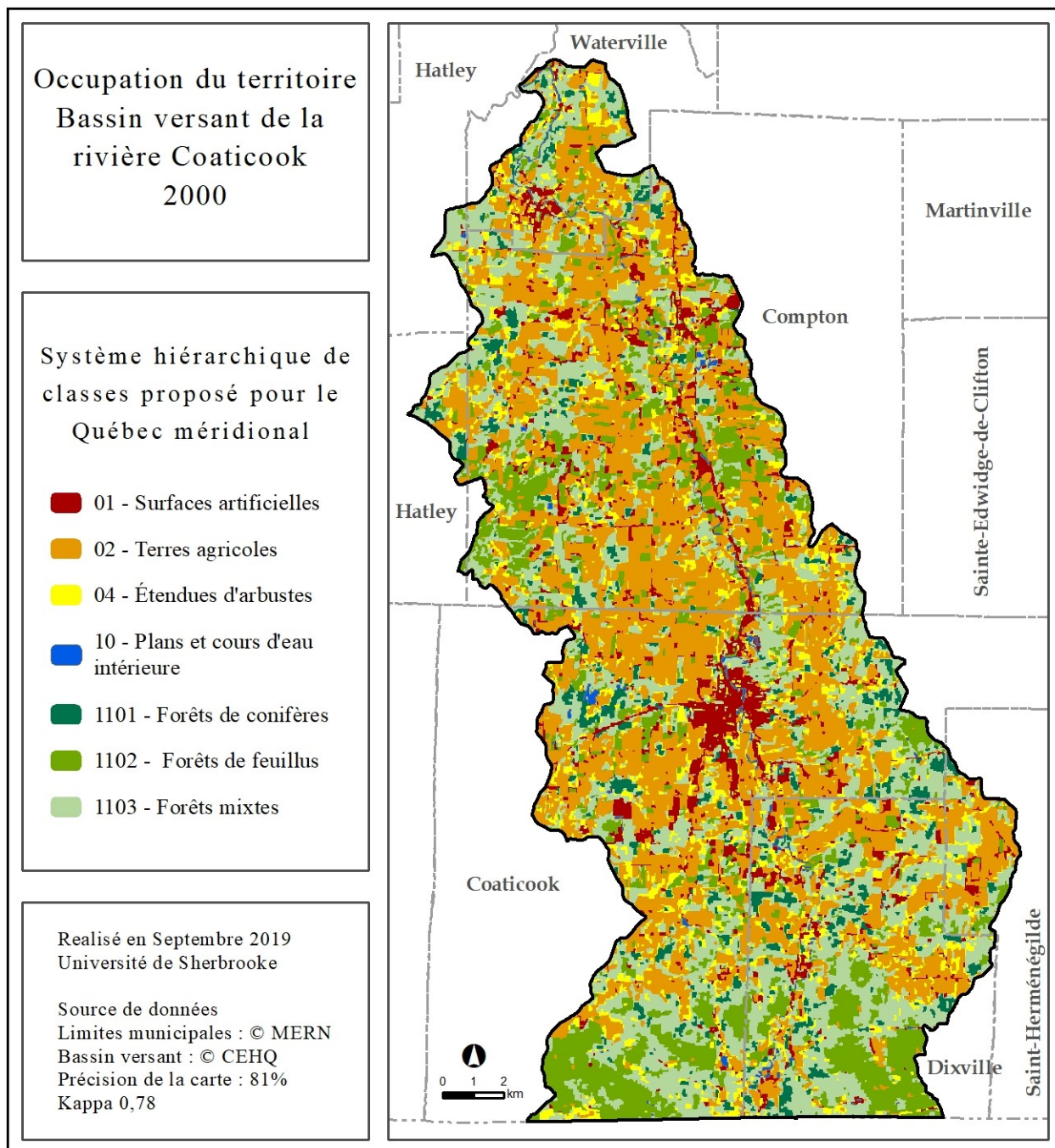


Figure 4.7 : Carte d'occupation du territoire de l'année 2000.

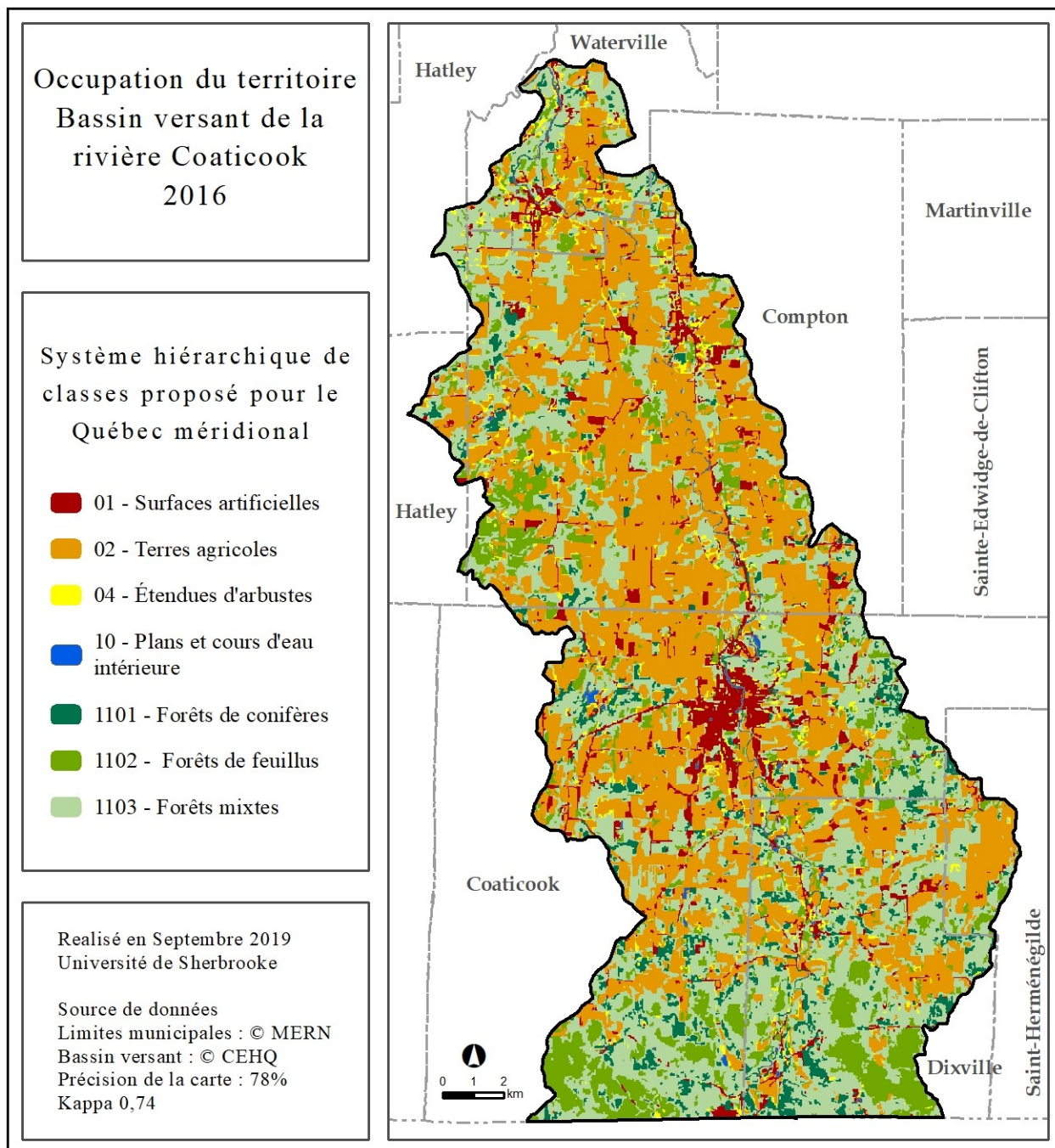


Figure 4.8 : Carte d'occupation du territoire de l'année 2016.

5. Discussion

5.1. La classification orientée objet

La classification orientée objet est une méthodologie en cours d'évolution, mais de plus en plus utilisée, elle change le paradigme traditionnel de la classification en permettant d'améliorer la qualité des résultats. La classification des objets dans le paysage enlève l'effet de sel y poivre résultant des méthodes de classification traditionnelles. L'approche consistant à utiliser seulement les attributs retenus à l'aide de l'outil *Feature space optimization* de *eCognition*, doit être repensée, puisque seulement l'information spectrale a été retenue. Le logiciel *eCognition* a un grand potentiel, car il permet une intégration aisée de différents types de données et offre également la possibilité de revenir sur les étapes et de créer de nombreuses validations des décisions prises sans perdre beaucoup de temps à les implémenter. Ces fonctionnalités sont parfaites pour une analyse rétrospective du territoire, ce que cet exercice permet de constater. Il a été démontré dans l'exercice que la méthode en elle-même n'aide pas à solutionner les problèmes de séparation des classes d'occupation reliés aux images Landsat, car la résolution spectrale et spatiale des images satellites peuvent regrouper différents types de couvertures dans un pixel 30x30 mètres. Avec une résolution spatiale de 30mx30m, les images Landsat contiennent plusieurs pixels avec mixture spectrale. De plus, les images Landsat les plus récentes rencontraient des problèmes lors de la segmentation, cela représente un résultat inattendu de cette étude. Les images les plus récentes devaient faciliter cette étape au lieu de créer une source d'erreur pour l'exercice. Une hypothèse pour expliquer ce phénomène pourrait être la plus grande résolution radiométrique des images de 2016 (16 bit) rapport aux images plus anciennes (8 bit). En 2016, des objets très irréguliers ont été créés alors qu'ils ne délimitent pas les objets clairs à la vue humaine. En général la précision de la cartographie résultante est faible d'un point de vue pratique. Le fait d'avoir une précision faible restreint son utilisation postérieure. D'un point de vue pratique aussi, le COO aura un impact sur d'autres étapes de validation et de correction de la cartographie résultante. Si l'étape de segmentation est bien faite, il est évident qu'il sera plus facile d'éditer (corriger, joindre, séparer) des polygones ou des objets bien définis que d'avoir à éditer des polygones avec l'effet du sel et du poivre.

5.2. Le système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional

Le système hiérarchique de classes a été utilisé de façon pratique dans cet exercice, son utilisation a nécessité une période de compréhension et d'interprétation des classes dans le territoire. Les classes de forêts ont été très faciles à définir, car la carte écoforestière, basée sur la photo-interprétation à l'échelle 1 :15000 et validée sur le terrain, utilise le même concept et cela aide à les discriminer dans la zone d'étude. La classe 10 (plans d'eau) et 2 (les terrains agricoles), sont faciles à repérer sur les images satellites et les orthophotos. Les classes d'étendues d'arbustes et les surfaces artificielles ont été plus difficiles à définir, parce que leurs limites ne sont pas bien définies dans le paysage et il n'existe pas de la cartographie complémentaire pour aider à interpréter les images disponibles. La classe de superficie artificielle est très variable selon l'échelle de travail, par exemple une zone urbaine dans une image Landsat est un objet uniforme, alors qu'elle est en fait un objet combinant plusieurs éléments très différents avec aussi différentes signatures spectrales.

Une partie des problèmes rencontrés et qui pourraient être un point faible pour l'application pratique du nouveau système est le fait de combiner l'utilisation et l'occupation du territoire. L'utilisation du territoire peut être caractérisée par la télédétection, mais pour définir la nature des activités anthropiques cela pourrait nécessiter une connaissance plus approfondie du territoire, du matériel supplémentaire et/ou des visites terrain. Dans un système de classes, celles-ci doivent s'exclure mutuellement, cependant, il existe un chevauchement entre certaines classes. Par exemple, comme indiqué précédemment entre les classes surfaces artificielles et les étendues d'arbustes. La classe surfaces artificielles prend en compte les *étendues abiotiques d'origine artificielle où la densité du couvert végétal est inférieure à 10 %*, comme les zones industrielles. Cette classe est en conflit avec la classe étendues d'arbustes : *étendues d'arbustes naturels dont la densité du couvert est d'au moins 10 % et où la densité du couvert forestier est inférieure à 10 %*. Déterminer si la couverture végétale est d'origine naturelle ou non, nécessitent des connaissances plus approfondies et des données plus précises pour alimenter la classification.

L'existence de ce système de classes adapté au Québec facilitera le partage et l'intégration des données, car il permet l'utilisation d'un langage commun hiérarchisé et adaptable à différentes échelles. La production de cartes de l'occupation du territoire nécessite beaucoup d'efforts, il est donc important de lui donner la plus grande valeur ajoutée possible, car plus l'information sera

partagée à d'autres utilisateurs, plus l'avantage collectif sera grand. La standardisation du système des classes d'occupation permettra d'intégrer les initiatives nationales, régionales et locales de production de cartographie de l'occupation du territoire. Le système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional est une initiative pertinente et son implantation au niveau provincial doit être convenue avec les différents acteurs et appliquée à l'avenir.

6. Conclusion

Les objectifs principaux et secondaires, soit d'adapter la méthode de COO pour produire une carte de l'occupation pour l'année 2016 et des cartes pour l'analyse restrospective pour les années 1984 et 2000 d'un bassin versant avec une exactitude globale supérieure à 75%, ont été atteints. Néanmoins une exactitude supérieure à 60 % pour toutes les classes n'a pas été possible. La classe de surface artificielle a obtenu 55% d'exactitude à l'année 2016 et les classes de surfaces artificielles et forêts mixtes ont obtenu 50% et 55 % respectivement à l'année 1984.

Il y a des points intéressants à souligner suite à cet exercice cartographique :

- Une méthodologie d'analyse rétrospective peut être développée, néanmoins elle doit être générale pour l'ensemble et spécifique pour chaque année. Parce que la pratique a montré qu'une méthodologie unique est extrêmement complexe. Il existe de nombreuses différences entre les années analysées, telles que la saison de l'année, le capteur, la qualité des images satellites et la qualité des données de référence.
- L'utilisation de la variation de l'NDVI s'est avérée très intéressante pour visualiser le comportement temporel de l'agriculture. Cependant, son utilisation pour aider à classer les zones agricoles et les zones d'arbustes ou de friches nécessitera une plus grande quantité d'images satellites pour refléter la variation de l'activité photosynthétique au cours de la saison de croissance. En effet, il est attendu que les zones agricoles présenteront un plus grand changement temporel du NDVI entre la semence, la croissance et la récolte des végétaux en comparaison au cycle de croissance de la végétation naturelle.
- La faible séparabilité entre certaines classes indique que seulement l'information spectrale ne suffit pas à les discriminer entre elles, et qu'il est nécessaire d'intégrer d'autres sources d'informations dans le processus de classification. Le programme *eCognition* permet l'intégration de différentes sources de données.
- L'analyse orientée objet, et plus particulièrement le programme *eCognition*, est un très vaste champ d'exploration et son potentiel est énorme. Aussi le paradigme de la classification traditionnelle, basée sur la valeur du pixel, doit être brisé et différents types d'informations spectrales et thématiques doivent être combinés pour obtenir non seulement des résultats effectifs statistiquement, mais surtout des résultats pouvant être utilisés de manière pratique.

L'objectif de valider la pertinence d'un nouveau système hiérarchique de classes proposé pour le Québec méridional en identifiant ses forces et faiblesses par une application pratique a été aussi atteint. Le système de classe a été intégré de manière naturelle dans le processus méthodologique. Dans la pratique, certaines forces et faiblesses ont été mises en évidence. Le système hiérarchisé est adaptable à différentes échelles, et son utilisation permettra d'intégrer différentes sources cartographiques. Le système de classes est basé sur l'utilisation et l'occupation du territoire, ce qui ajoute un degré de complexité, car l'occupation nécessite une meilleure connaissance de la zone d'étude et des données complémentaires pour valider son utilisation correcte.

Finalement, comme recommandation pour l'analyse rétrospective du territoire, une approche intéressante aurait été d'avoir défini une année comme l'année de base, comme la ligne de base à partir de laquelle il aurait été possible de mieux définir les changements. Par exemple, si en 2016 toute l'information secondaire permet d'établir une cartographie détaillée du territoire, avec la carte écoforestière à jour, les données des zones agricoles, la cartographie d'occupation du sol disponible, la cartographie minière, etc. toutes ces données ensembles permettraient de définir une cartographie complète de la zone d'étude avec un faible degré d'erreur. Ainsi, il serait possible d'évaluer dans le futur ou dans le passé le comportement d'une zone ou classe d'occupation validée comme réel au lieu de vouloir comparer trois résultats cartographiques avec un grand manque de fiabilité. Cette cartographie aiderait aussi à interpréter correctement le territoire.

7. Références

- Aguirre-Gutiérrez, J., Seijmonsbergen, A. C. et Duivenvoorden, J. F. (2012) Optimizing land cover classification accuracy for change detection, a combined pixel-based and object-based approach in a mountainous area in Mexico. *Applied Geography*, vol. 34, p. 29-37.
- ARMVFPBSL (L'Agence régionale de mise en valeur des forêts privées du Bas-Saint-Laurent) (2013) Élaboration d'une stratégie régionale d'intensification de la sylviculture et de remise en production des terres agricoles abandonnées du Bas-Saint-Laurent, rapport final à l'Agence de mise en valeur des forêts privées, Rimouski, 44 p.
- Baatz, M. et Schäpe, A. (2000) Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl, J. et al. (eds.): *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII*, p. 12-23.
- Bhaskaran, S., Paramananda, S. et Ramnarayan, M. (2010) Per-pixel and object-oriented classification methods for mapping urban features using Ikonos satellite data. *Applied Geography, Climate Change and Applied Geography – Place, Policy, and Practice*, vol. 30, n°4, p. 650-665.
- Chuvieco, E. (2010) *Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio*. Nueva edición actualizada. Editorial Planeta, S. A., España, 590 p.
- Congalton, R. G. (1991) A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 37, n°1, p. 35-46.
- Congalton, R. G. et Green, K. (2010) *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Second Edition. Taylor & Francis Group, Boca Raton, 183 p.

- Desclée, B., Bogaert, P. et Defourny, P. (2006) Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, vol. 102, n°1, p. 1-11.
- Drăguț, L., Csillik, O., Eisank, C. et Tiede, D. (2014) Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 88, p. 119-127.
- Drăguț, L., Tiede, D. et Levick, S. R. (2010) ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 24, n°6, p. 859-871.
- Dronova, I. (2015) Object-Based Image Analysis in Wetland Research: A Review. *Remote Sensing*, vol. 7, n°5, p. 6380-6413.
- Du, L., Zhou, T., Zou, Z., Zhao, X., Huang, K. et Wu, H. (2014) Mapping Forest Biomass Using Remote Sensing and National Forest Inventory in China. *Forests*, vol. 5, n°6, p. 1267-1283.
- El-naggar, A. M. (2018) Determination of optimum segmentation parameter values for extracting building from remote sensing images. *Alexandria Engineering Journal*, vol. 57, n°4, p. 3089-3097.
- Fournier, R. (2017) Communication personnelle. Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke.
- Fournier, R., Poulin, M., Revéret, J.-P., Rousseau, A. et Théau, J. (2013) Outils d'analyses hydrologique, économique et spatiale des services écologiques procurés par les milieux humides des basses terres du Saint-Laurent : adaptations aux changements climatiques,

rapport final à Ouranos (Consortium sur la climatologie régionale et l'adaptation aux changements climatiques), Québec, 114 p.

Gómez, C., White, J. C. et Wulder, M. A. (2016) Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 116, p. 55-72.

Gosselin, J. (2005) Guide de reconnaissance des types écologiques. Région écologique 3d Coteaux des basses Appalaches. Direction des inventaires forestiers, Division de la classification écologique et productivité des stations. Ministère des Ressources naturelles et de la Faune, Québec, 185 p.

Hay, A. M. (1979) Sampling designs to test land-use map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing (USA)*, vol. 45, n°5, p. 529-533.

Hermosilla, T., Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C. et Hobart, G. W. (2018) Disturbance-Informed Annual Land Cover Classification Maps of Canada's Forested Ecosystems for a 29-Year Landsat Time Series. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 44, n°1, p. 67-87.

Hudson, W. D. et Ramn, C. W. (1987) Correct Formulation of the Kappa Coefficient of Agreement. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 53, p. 421-4222.

Langlois, J.-A. (2012) Revue de la cartographie des milieux humides et application d'une méthode cartographique pour l'occupation du territoire de deux bassins versants au Québec, Canada. Essai de maîtrise en sciences géographiques. Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 93 p.

- Li, M., Ma, L., Blaschke, T., Cheng, L. et Tiede, D. (2016) A systematic comparison of different object-based classification techniques using high spatial resolution imagery in agricultural environments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 49, p. 87-98.
- López, J. P. A., Valero, O. J. E. et Escorcía, J. L. H. (2005) Validación de una Metodología de Clasificación de Imágenes Satelitales en un Entorno Orientado a Objetos. *Ingeniería*, vol. 10, n°1, p. 61-69.
- Lu, D., Mausel, P., Brondízio, E. et Moran, E. (2004) Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, n°12, p. 2365-2401.
- Magee, K. S. (2011) Segmentation, object-oriented applications for remote sensing land cover and land use classification (Ph.D.). Thèse de doctorat, University of Cincinnati, United States, Ohio, 130 p.
- Marpu, P. R., Neubert, M., Herold, H. et Niemeyer, I. (2010) Enhanced evaluation of image segmentation results. *Journal of Spatial Science*, vol. 55, n°1, p. 55-68.
- Mas, J.-F. (1999) Monitoring land-cover changes: A comparison of change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n°1, p. 139-152.
- MDDELCC (Ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Faune et de la Lutte contre les Changements Climatiques) (2018) Sommaire Coaticook. *in* Normales climatiques 1981-2010, Ministère du Développement durable, de l'Environnement, de la Faune et de la Lutte contre les Changements Climatiques, Québec, <http://www.mddelcc.gouv.qc.ca/climat/normales/sommaire.asp?cle=7021840>.

- MFFP (Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs) (2016) Niveaux supérieurs du Système hiérarchique de classification écologique. Secteur des forêts. Direction des inventaires forestiers, Québec, 13 p.
- MFFP (Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs) (2018) Historique de l'inventaire forestier au Québec. in Gros plan sur les forêts, Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Québec, <https://www.mffp.gouv.qc.ca/forets/inventaire/historique.jsp>.
- Millington, A. C., Velez-Liendo, X. M. et Bradley, A. V. (2003) Scale dependence in multitemporal mapping of forest fragmentation in Bolivia: implications for explaining temporal trends in landscape ecology and applications to biodiversity conservation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 57, n°4, p. 289-299.
- Müller, R., Müller, D., Schierhorn, F. et Gerold, G. (2011) Spatiotemporal modeling of the expansion of mechanized agriculture in the Bolivian lowland forests. *Applied Geography*, vol. 31, n°2, p. 631-640.
- NASA (National Aeronautics and Space Administration) (2018) Landsat Missions: Imaging the Earth Since 1972. in *Landsat Science*. National Aeronautics and Space Administration, Washington, D.C., <https://landsat.gsfc.nasa.gov/a-landsat-timeline/>.
- Perea, A. J., Meroño, J. E. et Aguilera, M. J. (2009) Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo. *Interciencia*, vol. 34, n°9, p. 612-616.
- Phiri, D. et Morgenroth, J. (2017) Developments in Landsat Land Cover Classification Methods: A Review. *Remote Sensing*, vol. 9, n°9, p. 1-25.

- Rittl, T., Cooper, M., Heck, R. J. et Ballester, M. V. R. (2013) Object-Based Method Outperforms Per-Pixel Method for Land Cover Classification in a Protected Area of the Brazilian Atlantic Rainforest Region. *Pedosphere*, vol. 23, n°3, p. 290-297.
- Silveira, E. M. O., Bueno, I. T., Acerbi-Junior, F. W., Mello, J. M., Scolforo, J. R. S. et Wulder, M. A. (2018) Using Spatial Features to Reduce the Impact of Seasonality for Detecting Tropical Forest Changes from Landsat Time Series. *Remote Sensing*, vol. 10, n°6, p. 808.
- Toure, S. I., Stow, D. A., Shih, H., Weeks, J. et Lopez-Carr, D. (2018) Land cover and land use change analysis using multi-spatial resolution data and object-based image analysis. *Remote Sensing of Environment*, vol. 210, p. 259-268.
- Townshend, J. R. G. (1992) Land cover. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13, n°6-7, p. 1319-1328.
- Uhde, S., Darveau, M. et Richard, F. (2014) Classification de la couverture terrestre. Groupe de travail 5 du Centre de la science de la biodiversité du Québec – Comptes d'écosystèmes pour le Québec : mesure de la biodiversité et des services écologiques, 8 p.
- Uhde, S. et Keith, M. (2017) Comptes des terres du Québec méridional. Édition révisée, Institut de la statistique du Québec, Québec. 179 p.
- USGS (United States Geological Survey) (2016) Landsat 8 (L8) Data users handbook. Version 2.0. Department of the Interior U.S. Geological Survey, South Dakota, 98 p.
- USGS (United States Geological Survey) (2018a) Product guide. Landsat 4-7 Surface Reflectance (LEDAPS) Product. Version 2.0. Department of the Interior U.S. Geological Survey, South Dakota, 32 p.

USGS (United States Geological Survey) (2018b) Product Guide. Landsat 8 Surface Reflectance Code (LaSRC) Product. Version 2.0. Department of the Interior U.S. Geological Survey, South Dakota, 33 p.

USGS (United States Geological Survey) (2018c) Spectral Characteristics Viewer. *in* Landsat Missions. United States Geological Survey, South Dakota, <https://landsat.usgs.gov/spectral-characteristics-viewer>.

Vicente Martín, C. M. (2015) Calidad de la Segmentación y precisión de la Clasificación en Teledetección Orientada a Objetos. Caso de los invernaderos de Almería. Máster oficial interuniversitario. Universidad de Málaga y Universidad de Córdoba, Málaga, 42 p.

Vogelmann, J. E., Gallant, A. L., Shi, H. et Zhu, Z. (2016) Perspectives on monitoring gradual change across the continuity of Landsat sensors using time-series data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 185, p. 258-270.

Wulder, M. A., Coops, N. C., Roy, D. P., White, J. C. et Hermosilla, T. (2018) Land cover 2.0. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 39, n°12, p. 4254-4284.

Wulder, M. A., White, J. C., Loveland, T. R., Woodcock, C. E., Belward, A. S., Cohen, W. B., Fosnight, E. A., Shaw, J., Masek, J. G. et Roy, D. P. (2016) The global Landsat archive: Status, consolidation, and direction. *Remote Sensing of Environment, Landsat 8 Science Results*, vol. 185, p. 271-283.

8. Annexes

Annexe 1 : Analyse de la séparabilité des classes d'occupation du territoire.

Tableau 8.1 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Juin 1984.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,89					
Artificielle	1,73	1,86				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	1,91	1,99	1,99	2,00		
Mixte	1,66	1,16	1,80	2,00	1,69	
Resineux	1,95	1,95	1,83	2,00	1,78	1,78

Tableau 8.2 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation - Octobre 1984.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,82					
Artificielle	1,36	1,79				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	1,98	1,64	1,98	2,00		
Mixte	1,93	1,31	1,64	2,00	1,68	
Resineux	1,99	1,91	1,75	2,00	1,99	1,26

Tableau 8.3 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation - Septembre 2000.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,66					
Artificielle	1,74	1,91				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	1,83	1,80	1,95	2,00		
Mixte	1,91	1,81	1,94	2,00	1,20	
Resineux	1,98	2,00	1,97	2,00	1,37	1,37

Tableau 8.4 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation - Octobre 2000.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,77					
Artificielle	1,72	1,89				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	1,92	1,71	1,88	2,00		
Mixte	1,87	1,72	1,79	2,00	1,32	
Resineux	1,98	1,99	1,95	2,00	1,96	1,18

Tableau 8.5 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Avril 2016.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,46					
Artificielle	1,83	1,91				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	2,00	1,99	2,00	2,00		
Mixte	1,95	1,73	1,96	2,00	1,98	
Resineux	1,99	1,92	1,99	2,00	2,00	1,11

Tableau 8.6 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Juin 2016.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,84					
Artificielle	1,65	1,99				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	2,00	1,99	2,00	2,00		
Mixte	1,91	1,63	1,98	2,00	1,91	
Resineux	1,90	1,88	1,98	2,00	1,53	1,53

Tableau 8.7 : Distance statistique de Jeffries-Matusita par classe d'occupation – Août 2016.

Classe	Agricole	Arbuste	Artificielle	Eau	Feuillus	Mixte
Agricole						
Arbustes	1,66					
Artificielle	1,98	1,97				
Eau	2,00	2,00	2,00			
Feuillus	1,97	1,99	2,00	2,00		
Mixte	1,86	1,84	1,99	2,00	1,86	
Resineux	1,97	1,94	2,00	2,00	2,00	1,55

Annexe 2 : Attributs utilisés pour la classification.

Tableau 8.8 : Attributs utilisés pour la classification – 2000.

Année 2000		
Classification par seuil de valeur	Classe Agricole	Moyenne NDVI moyen Octobre - Septembre (> 0,77)
		Moyenne Variance NDVI (> 0,65)
		Moyenne Tasseled Cap Octobre bande 1 (>115)
		Moyenne Tasseled Cap Octobre bande 3 (<-21)
		Moyenne Tasseled Cap Septembre bande 1 (>129)
		Moyenne Tasseled Cap Septembre bande 3 (<-10)
Classification du voisin le plus proche	Attributs Toutes les classes	Moyenne Octobre bande 2
		Moyenne Octobre bande 3
		Moyenne Octobre bande 4
		Moyenne Octobre bande 5
		Moyenne Octobre bande 7
		Moyenne Septembre bande 2
		Moyenne Septembre bande 3
		Moyenne Septembre bande 4
		Moyenne Septembre bande 5
		Moyenne Septembre bande 7
		Moyenne Octobre MNDWI
		Moyenne Septembre MNDWI
		Moyenne Tasseled Cap Octobre bande 1
		Moyenne Tasseled Cap Octobre bande 3
		Moyenne Tasseled Cap Septembre bande 2
		Moyenne Tasseled Cap Septembre bande 3
		Moyenne Octobre NDVI
		Moyenne Septembre NDVI
		Moyenne Variance NDVI
		Transformation Intensité - Septembre bande7 - Octobre bandes 5 3
Transformation Teinte - Octobre bandes 7 5 3		
Transformation Intensité - Septembre bande7 - Octobre bandes 7 5		
Transformation Saturation - Septembre bandes 7 5 1		

Tableau 8.9 : Attributs utilisés pour la classification – 1984.

Année 1984		
Classification par seuil de valeur	Classe Agricole	Moyenne NDVI moyen Juin - Octobre (> 0,55)
		Moyenne NDVI Octobre(> 0,60)
		Transformation Saturation - Juin bandes 7 5 1 (-0,17-0,53)
		Transformation Saturation - Octobre bandes 7 5 1 (<0,56)
		Transformation Teinte - Juin bandes 1 2 3 (0,09-1)
Classification du voisin le plus proche	Attributs Toutes les classes	Moyenne Juin NDVI
		Moyenne Octobre MNDWI
		Moyenne NDVI moyen Juin - Octobre
		Moyenne Tasseled Cap Juin bande 2
		Moyenne Tasseled Cap Juin bande 3
		Moyenne Tasseled Cap Octobre bande 1
		Moyenne Tasseled Cap Octobre bande 3
		Transformation Teinte - Juin bandes 7 5 1
		Transformation Teinte - Juin bandes 1 2 3
		Transformation Intensité - Juin bandes 1 2 3
		Transformation Intensité - Octobre bandes 7 5 - Juin bande 7
		Transformation Intensité - Octobre bandes 7 5 3
		Transformation Intensité - Juin bandes 7 5 3
		Transformation Saturation - Octobre bandes 7 5 1
		Transformation Saturation - Juin bandes 7 5 1
Transformation Saturation - Octobre bandes 7 5 3		

Tableau 8.10 : Attributs utilisés pour la classification – 2016.

Année 2016		
Classification par seuil de valeur	Classe Agricole	Moyenne Variance NDVI Junio Agosto (> 0,034)
		Moyenne Variance NDVI Avril Agosto (> 0,046)
	Classe Arbuste	Moyenne Modele de hauteur de canopée (> 2)
Classification du voisin le plus proche	Attributs Toutes les classes	Moyenne Tasseled Cap Juin bande 1
		Moyenne Tasseled Cap Juin bande 2
		Moyenne Tasseled Cap Avril bande 1
		Moyenne Tasseled Cap Avril bande 2
		Moyenne Tasseled Cap Avril bande 3
		Moyenne Tasseled Cap Août bande 3
		Moyenne Tasseled Cap Août bande 2
		Moyenne Tasseled Cap Août bande 1
		Moyenne Août bande 4
		Moyenne Août bande 5
		Moyenne Août bande 7
		Transformation Intensité - Juin bande 7 Août bande 5 Avril bande 3
		Transformation Intensité - Avril bandes 7 5 3
		Transformation Teinte - Avril bandes 7 5 3
		Transformation Teinte - Août bandes 7 5 3
Transformation Saturation - Avril bandes 7 5 3		
Transformation Intensité - Octobre bandes 7 5 - Juin bande 7		