

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

**DÉTECTION DE CHANGEMENT À COURT TERME DE LA TOUNDRA
ARBUSTIVE À PARTIR DE PHOTOGRAPHIES AÉRIENNES, RÉGION
D'UMIUJAQ, NUNAVIK (QUÉBEC, CANADA)**

Par

Laurence Provencher-Nolet

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de
Maître ès sciences (M.Sc.)
en sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Examineur externe

Benoît St-Onge

Université du Québec à Montréal
Département de Géographie

Examineur interne

Isabelle Laurion

Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

Directeur de recherche

Monique Bernier

Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

Codirecteur de recherche

Esther Lévesque

Université du Québec à Trois-Rivières
Département de Chimie-Biologie

REMERCIEMENTS

Je tiens d'abord à remercier chaleureusement ma directrice de recherche, Monique Bernier, qui m'a donné l'opportunité de mener à bien ce projet de recherche. Merci de m'avoir fait confiance, de m'avoir soutenue et de m'avoir encouragé durant ces deux années et demie. Je la remercie également pour son soutien financier ainsi que pour m'avoir offert l'opportunité de découvrir le Grand Nord québécois et de participer à de nombreuses conférences. Merci à Esther Lévesque, ma codirectrice, pour son souci de ma réussite, pour son écoute et ses précieux conseils, pour ses encouragements constants et son aide sur le terrain. Merci également aux professeurs Benoît St-Onge et Isabelle Laurion d'avoir accepté de lire et de juger ce mémoire.

Je remercie le Centre Eau Terre Environnement ainsi que toute l'équipe de télédétection, notamment le professeur Karem Chokmani, Jimmy Poulin, Yves Gauthier, Kim Huong Huang et Yannick Duguay. Vos conseils et votre aide technique ont été grandement appréciés.

Merci à la communauté d'Umiujaq, qui nous a accueillis sur leur territoire durant cinq semaines consécutives. Je remercie spécialement Lucassie Tooktoo et Darlene MacDougall, nos chers voisins, pour leur chaleureux accueil, pour les parties de pêches et les escapades motorisées, pour les surprises sucrées et les soupers copieux.

Je tiens à remercier spécialement Catherine Jarry et Marilie Trudel, qui m'ont accompagné durant cinq grosses semaines dans le Nord. Leur aide et leur connaissance des plantes ont été essentielles à la réalisation de mon terrain. Merci pour votre positivisme dans les moments où dame nature et les mouches rendaient le travail plus difficile. Merci pour les fous rires et pour votre dévouement dans mon projet. Merci à Marilie pour ses talents culinaires et ses connaissances de mécanicienne qui nous ont sauvé plus d'une fois. Merci également à Maude Pelletier pour son aide sur le terrain et pour les discussions intéressantes qui ont permis de faire avancer ma réflexion.

Je tiens aussi à remercier EnviroNord, programme de formation FONCER du CRSNG, ainsi que le réseau ArcticNet pour leur soutien financier. Merci également au Centre d'Étude Nordique, qui nous a permis d'utiliser leurs véhicules et nous a fourni de l'espace pour entreposer nos échantillons.

J'aimerais enfin remercier Gabriel Hould-Gosselin de m'avoir aidé à surmonter les moments plus difficiles et exprimer ma gratitude envers mes parents et mes amis, qui m'ont encouragé et appuyé durant ces dernières années.

RÉSUMÉ

Depuis le milieu des années 1990, le Québec subarctique connaît une hausse des températures moyennes annuelles. La réponse des écosystèmes nordiques face au réchauffement est rapide et peut être observée notamment par des modifications dans l'étendue, la composition et la distribution de la végétation. Des études relatent d'ailleurs une hausse pan arctique de l'activité photosynthétique corrélée au réchauffement, qui touche particulièrement les plantes vasculaires dont les arbustes à feuilles caduques. Plusieurs études observent le phénomène de verdissement à une échelle globale voir régionale par télédétection, mais peu se penchent sur la cartographie à l'échelle locale de l'expansion arbustive.

L'objectif de cette étude est d'évaluer s'il y a eu des changements de végétation sur une courte période (16 ans) dans la vallée Tasiapik près d'Umiujaq (56.55°N, 76.55°W), située à l'écotone forêt-toundra dans une zone de pergélisol discontinu. Par le traitement de deux séries de photographies aériennes couleur à 15 cm de résolution spatiale et couvrant les années 1994 et 2010, le but était d'identifier, de quantifier et de spatialiser les changements de la couverture végétale. D'abord, une classification basée-objet, adaptée à la haute résolution des photographies, a permis de créer deux cartes détaillées de la végétation. Dans le but d'identifier la direction des changements et de les quantifier, une détection de changement post-classification a été appliquée en superposant les deux cartes thématiques obtenues. La production d'une carte « avant-après » a finalement permis de spatialiser les changements détectés.

La présente méthode a permis de cartographier avec une bonne précision la végétation présente en 1994 et en 2010. Les précisions globales des cartes thématiques ont été estimées à 85 % et 84 % respectivement pour les deux années. La comparaison des superficies absolues occupées par les classes de végétation a montré un gain significatif d'environ 12 % du territoire des zones arbustives, une perte de près de 8 % des zones dominées par le lichen, la stabilité de la superficie occupée par les peupliers ainsi que la disparition de près du quart des mares associées aux buttes de pergélisol en dégradation. L'analyse de changements a aussi pu montrer que, pour chacune des classes de végétation présentes en 1994, le changement le plus important est celui du passage vers une dominance arbustive. Cette arbustification touche 18% de la vallée Tasiapik. Malgré les incertitudes liées à la précision des résultats obtenus, il a été possible de répondre à l'objectif de l'étude et d'estimer les changements de végétation survenus au cours des 16 années étudiées. L'importante

tendance à l'arbustification enregistrée corrobore les observations faites par des membres de la communauté d'Umiujaq, qui signalent l'envahissement du paysage par les bouleaux. De plus, les résultats obtenus sont en accord avec ceux de plusieurs études menées à diverses échelles et à divers endroits autour du globe, qui constatent un phénomène de verdissement en Arctique. Enfin, les cartes de végétation réalisées pourront servir à d'autres chercheurs ayant le même territoire d'étude et faire office de données de référence pour la validation de cartes régionales.

ABSTRACT

Since mid-1990's, station and experimental measurements of climate variables indicate a strong climatic change already occurring in the arctic regions. Expected impacts include changes to the northern ecosystems, by means of hydrological regime alterations as well as changes in vegetation cover composition. Studies relate a pan-arctic increase of photosynthetic activity, particularly controlled by deciduous shrubs. However, if the arctic greening is often observed at global and regional scales, there are only few studies focusing on local shrub expansion.

The objective here is to assess local vegetation changes over a short period of time (16 years) in Tasiapik valley close to Umiujaq village (56.55°N, 76.55°W). The case study is located at the treeline and in the discontinuous permafrost zone. We aimed to identify, quantify and spatialize the vegetation cover changes over time by processing two color aerial photographs series (1994 and 2010) with 15 cm spatial resolution. An object-based classification well adapted to the high spatial resolution was first used to map vegetation cover of both years. In order to identify and quantify the changes direction, a post-classification change detection was applied. Then, a “from-to” vegetation map was created to spatialize the detected changes.

Global accuracies of thematic maps were estimated at 85% and 84% for 1994 and 2010, respectively. Comparison of absolute vegetation cover areas show a 12% increase in shrub lands, a 8 % decrease in lichen cover zones, a stability of lichen-spruce areas and a disappearance of nearly a quarter of thermokarst ponds. Change analysis shows that shrubification was the main change that affects all land cover classes in 1994 and it accounts for 18% of the study area. Despite the uncertainties related to the results accuracy, the study objectives were achieved and the local vegetation changes that occurred in Tasiapik valley between 1994 and 2010 were estimated. The major shrubification trend recorded corroborates local population observations that report landscape invasion through the birches. Moreover, results were consistent with several other studies conducted at different scales in various locations around the arctic. Finally, the final vegetation maps will be helpful for other researchers working in the same area and can be used as a baseline for regional maps validation.



TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS

RÉSUMÉ

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES

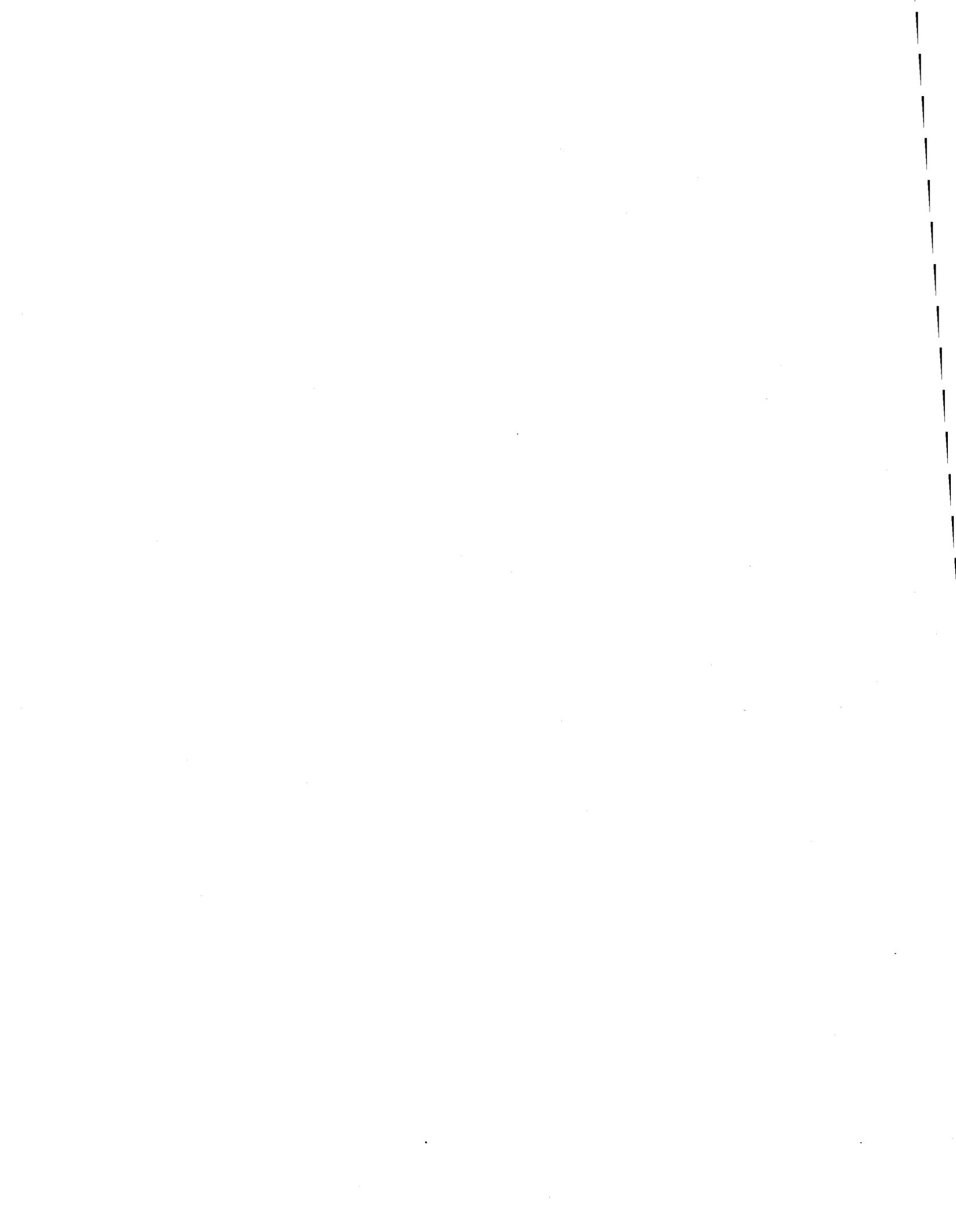
LISTE DES TABLEAUX

LISTE DES ABRÉVIATIONS

CHAPITRE 1	MISE EN CONTEXTE ET OBJECTIFS DE RECHERCHE	1
1.1	Mise en contexte	1
1.2	Région d'étude.....	3
1.2.1	<i>Portrait général</i>	3
1.2.2	<i>Vallée Tasiapik</i>	5
1.3	Problématique	7
1.4	Choix des images utilisées	8
1.5	Objectifs et hypothèses de recherche.....	10
CHAPITRE 2	CONTEXTE THEORIQUE.....	11
2.1	Utilisation des photographies aériennes pour l'analyse spatio-temporelle du territoire.....	11
2.2	La détection de changement	14
2.2.1	<i>Les techniques de détection de changement</i>	15
2.2.2	<i>Approche retenue</i>	20
2.3	La classification basée-objet.....	20
2.3.1	<i>Des pixels aux objets</i>	20
2.3.2	<i>Apport de la texture en traitement d'images</i>	23
2.4	Approches pour évaluer la précision des classifications	25
2.4.1	<i>Choix du système d'échantillonnage et évaluation du nombre de sites tests requis</i>	26
2.4.2	<i>Matrice de confusion</i>	29
CHAPITRE 3	METHODOLOGIE.....	33
3.1	Campagne de terrain	33
3.1.1	<i>Mise en contexte</i>	33
3.1.2	<i>Échantillonnage</i>	34
3.2	Traitement des images	36

3.2.1	<i>Prétraitement des données</i>	38
3.2.2	<i>Préparation des couches d'informations</i>	40
3.2.3	<i>Segmentation des images</i>	44
3.2.1	<i>Classification des objets</i>	48
3.2.2	<i>Validation des classifications</i>	54
3.3	Détection de changement	56
3.4	Note aux lecteurs	57
CHAPITRE 4 PRESENTATION DES CARTES DE VEGETATION ET DISCUSSION DE L'IMPACT DES CHOIX METHODOLOGIQUES SUR LEUR PRECISION		59
4.1	Résultats des classifications	59
4.1.1	<i>Précisions des classifications obtenues</i>	59
4.1.2	<i>Cartographie de la végétation et changements globaux du territoire</i>	63
4.2	Impacts de la qualité des images et des choix méthodologiques sur les résultats des classifications	70
4.2.1	<i>Paramètres de segmentation</i>	70
4.2.2	<i>Paramètres de classification</i>	71
4.2.3	<i>Évaluation de la précision des classifications</i>	72
4.3	Conclusion	73
CHAPITRE 5 CHANGEMENTS SPATIO-TEMPORELS DU TERRITOIRE		75
5.1	Détection de changement post-classification	75
5.2	Représentation spatiale des changements.....	77
5.3	Précision de la détection de changement.....	83
5.3.1	<i>Images utilisées</i>	83
5.3.2	<i>Erreur de positionnement</i>	84
5.3.3	<i>Erreur thématique</i>	85
5.3.4	<i>Choix de la technique de détection de changement</i>	86
5.4	Conclusion	88
CHAPITRE 6 DISCUSSION ET CONCLUSION		89
6.1	Le verdissement de l'Arctique	89
6.2	Conclusions et recommandations.....	93
REFERENCES		95
ANNEXE 1		109
ANNEXE 2		111
ANNEXE 3		113
ANNEXE 4		115

ANNEXE 5..... 117
ANNEXE 6..... 129
ANNEXE 7..... 137
ANNEXE 8..... 141
ANNEXE 9..... 145
ANNEXE 10 147
ANNEXE 11 149



LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1	Informations techniques concernant les données utilisées dans l'étude de changement.	9
Tableau 2.1	Avantages et inconvénients des différents types d'imagerie. (Tableau traduit et adapté de Morgan <i>et al.</i> (2010)).....	13
Tableau 2.2	Présentation des principales techniques de détection de changement. (Tableau traduit et adapté de Lu <i>et al.</i> (2004)).....	19
Tableau 2.3	Méthodes communes d'échantillonnage pour la sélection des sites tests utilisés pour l'évaluation de la précision d'une carte thématique (Jensen, 2005; Congalton & Green, 2009).	28
Tableau 2.4	Représentation mathématique d'une matrice de confusion classique (adapté de Baatz <i>et al.</i> (2005)). Les colonnes représentent les classes de référence (vraies) et les rangées représentent les classes thématiques (classification). La diagonale de la matrice correspond aux superficies inchangées et les autres positions dans la matrice renseignent sur les confusions entre les classes. Les précisions de l'utilisateur et du producteur peuvent être calculées à partir des données dans la matrice et témoignent respectivement des erreurs de commission et d'omission de la classification.	29
Tableau 3.1	Paramètres et résultats de la correction géométrique de la mosaïque 1994. Le nombre de points de contrôle au sol (GCP) et de points de reliage (TP) utilisés pour la création de la mosaïque sont détaillés et les erreurs de positionnement (RMS) en x et en y sont présentés.	40
Tableau 3.2	Description des étapes de segmentation et poids des paramètres d'entrée utilisés pour la délimitation des objets d'intérêts (cuestas, routes, rivières, mares et végétation). Ces étapes et paramètres sont les mêmes pour les deux années d'étude.....	48
Tableau 3.3	Couches d'information utilisées dans le logiciel eCognition pour le traitement des photographies aériennes. Dans l'encadré pointillé, les bandes issues de l'image GeoEye 2009, non disponible pour l'année 1994.	50
Tableau 3.4	Classes (à gauche) et sous-classes (à droite) de végétation utilisées pour les classifications. Les 11 sous-classes ont été regroupées en six grandes classes pour la détection de changement.	52
Tableau 3.5	Exemple numérique d'une matrice de changements issue de la superposition de deux images contenant chacune 6 classes thématiques. Trente-six natures /directions de changements différentes sont possibles. La diagonale représente les superficies non changées.....	57
Tableau 4.1	Précisions des classifications de la végétation obtenues pour l'année 1994 et 2010, avant regroupement des sous-classes (toutes classes) et après regroupement en grandes classes (6 classes). Les résultats exprimés en objets sont aussi présentés.	60
Tableau 4.2	Matrices de validation de la classification de l'année 1994 après regroupement des sous-classes. Les résultats de la matrice sont exprimés en pixels.....	62
Tableau 4.3	Matrice de validation de la classification de l'année 2010 après regroupement des sous-classes. Les résultats de la matrice sont exprimés en pixels.....	62
Tableau 4.4	Superficies (ha) occupées par les classes et les sous-classes de végétation pour les deux années d'étude. Leur proportion (%) par rapport à la superficie totale est aussi représentée.....	66
Tableau 4.5	Degré de surestimation (+) ou de sous-estimation (-) des classifications pour chacune des classes de végétation de la vallée Tasiapik, Umiujaq, Nunavik. Les résultats sont obtenus par la soustraction de l'erreur d'omission à l'erreur de commission, toutes deux issues de la matrice d'erreurs.	69
Tableau 5.1	Matrice de changements exprimée en hectares et réalisée à partir de la superposition des classifications 1994 et 2010 filtrées (filtre modal 5 x 5 pixels). La consultation des colonnes de la matrice renseigne sur les changements spatio-temporels du couvert végétal de 1994 à 2010. La diagonale de la matrice représente les superficies inchangées, tandis que les autres résultats représentent des changements d'une nature différente. En consultant chaque colonne, on constate que toutes les classes de 1994 ont subi un changement préférentiel vers une dominance arbustive en 2010 (en rouge).....	76

Tableau A 4.1	Attributs et fonctions d'appartenance utilisés pour les classifications 1994 (en bas) et 2010 (en haut). À gauche, attributs et bandes utilisés pour la classification des 11 sous-classes de végétation. À droite, fonctions d'appartenances générées pour certaines classes plus difficilement séparables. L'attribut <i>Mean</i> fait référence à la moyenne des valeurs de pixels de d'une bande donnée à l'intérieur d'un objet. L'attribut <i>Standard deviation</i> fait référence à l'écart-type de ces valeurs et le <i>Skewness</i> décrit l'asymétrie de la distribution des valeurs d'intensité d'une bande donnée pour un objet donné (Definiens, 2007). Les abréviations pour les mesures de texture sont les suivantes : Var pour variance, Homo pour homogénéité et Dma pour deuxième moment angulaire	116
Tableau A 6.1	Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 1994. Les résultats sont exprimés <u>en pixels</u> . La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.	130
Tableau A 6.2	Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 1994. Les résultats sont exprimés <u>en objets</u> . La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.	131
Tableau A 6.3	Matrice de validation pour les 6 grandes classes de végétation du secteur de la vallée d'Umiujaq en 1994. Les résultats sont exprimés <u>en objets</u> . La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.	132
Tableau A 6.4	Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 2010. Les résultats sont exprimés <u>en pixels</u> . La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.	133
Tableau A 6.5	Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 2010. Les résultats sont exprimés <u>en objets</u> . La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.	134
Tableau A 6.6	Matrice de validation pour les 6 grandes classes de végétation du secteur de la vallée d'Umiujaq en 2010. Les résultats sont exprimés <u>en objets</u> . La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.	135
Tableau A 8.1	Précisions obtenues (%) pour chaque classe thématique suite à l'application de l'équation 3.3.	142
Tableau A 8.2	Marges d'erreur (ha) sur les superficies absolues des classes thématiques des classifications 1994 et 2010.	143
Tableau A 9.1	Tableau illustrant les superficies (ha) avant correction, leur degré de sur- ou de sous-estimation (ha) cité au tableau 4.6, ainsi que les nouvelles superficies corrigées (ha). La colonne de droite montre les pertes (-) ou les gains (+) enregistrés avant et après (en rouge) correction.	146
Tableau A 11.1	Matrices de changements réalisées avant l'application du filtre modal 5 x 5 pixels. Les résultats sont exprimés en hectares (ha)... ..	150

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Région d'étude située à la limite des arbres près d'Umiujaq, Nunavik, Québec. (Figure adaptée et traduite de Truchon-Savard et Payette (2012)).....	4
Figure 1.2	Températures moyennes annuelles pour la période de 1958 à 2013 enregistrées à la station météorologique de Kuujjuarapik (55° 28' N) à 160 km au sud-ouest d'Umiujaq. Notez l'augmentation notable des températures depuis 1998 dans ce secteur. (Données fournies par Environnement Canada).....	5
Figure 1.3	Emplacement de la zone d'étude (Vallée Tasiapik) située à quelques kilomètres à l'est du village Umiujaq (56.55° N, 76.55° W) et couvrant une superficie de 7.6 km ²	6
Figure 1.4	Agrandissements des photographies 1994 et 2010 centrés sur le bas de la vallée Tasiapik, Umiujaq, Nunavik. Les zones blanchâtres représentent le lichen, tandis que les zones vertes représentent la végétation érigée, majoritairement des arbustes. À noter la diminution des zones blanches au profit de zones vertes de 1994 à 2010.....	9
Figure 2.1	Regroupement de pixels semblables voisins formant une zone dominée par le lichen parmi la tundra arbustive.....	21
Figure 2.2	Comparaison de textures distinctes liées à des couvertures de sol différentes facilement perceptibles par l'observation humaine. À gauche, une pessière à mousses, à droite, un couvert arbustif dense. Les images sont extraites de la mosaïque de photographie aérienne 2010 couvrant la vallée Tasiapik près d'Umiujaq (Nunavik).....	24
Figure 2.3	Exemple d'une fenêtre mobile (3 x 3 pixels) utilisée pour les calculs de la texture.	25
Figure 2.4	Exemple d'application des calculs de précision globale (PG), de précision de l'utilisateur (PU) et de précision du producteur (PP) à partir d'une matrice d'erreurs. (Figure traduite et adaptée de Congalton et Green (2009)).....	32
Figure 3.1	Exemple du site d'échantillonnage RIV 01, situé sur le talus riverain de la rivière Umiujaq. 1) Situation du site dans l'espace 2) Délimitation de la parcelle de 2 m x 2 m 3) Mise en place d'un quadrat représentatif de 80 cm x 80 cm à l'intérieur de cette parcelle pour dénombrement des espèces.....	35
Figure 3.2	Schéma méthodologique général de l'étude. Des prétraitements sont d'abord appliqués à la série analogique 1994. Des couches d'information complémentaires aux bandes spectrales du capteur sont ensuite générées pour les deux séries photographiques. Les photos sont ensuite segmentées, classifiées et validées. Enfin, les classifications sont superposées pour réaliser la détection et la cartographie des changements.....	37
Figure 3.3	Exemple du choix de points de contrôle optimaux pour la réalisation d'une mosaïque géoréférencée. Les cercles bleus représentent les points de reliage et les triangles rouges, les points de contrôle au sol. (Image tirée du tutoriel PCI Geomatics (2006)).....	39
Figure 3.4	Variogramme obtenu à partir du logiciel <i>Gamma design</i> calculé sur un échantillon représentatif de la mosaïque 2010. L'axe des x s'exprime en mètres. La distance optimale déterminée par le modèle est de 4,71 m (fenêtre mobile de 12 par 12 pixels).	42
Figure 3.5	À gauche, exemple d'une bande résultant du calcul de texture (ici, la variance, 12x12 pixels) sur un échantillon du composé couleur original de 2010 (à droite). Les zones foncées de l'image de texture (à gauche) représentent les zones ayant une texture plus homogènes (couvert arbustif dense, mares et cours d'eau), tandis que les zones plus claires représentent les zones plus texturées (buttes végétalisées, pessières). À noter les effets de bordure, affectant particulièrement les éléments linéaires (rivières, routes) mais aussi les transitions entre les zones de lichens et d'arbustes.....	42
Figure 3.6	Composantes de pondération du critère d'homogénéité, qui est calculé à partir des propriétés de couleur et de forme. Le poids de la couleur (1-p ₁) assume que la sommation de ce dernier avec celui de la forme (p ₁) donne 1. Il en est de même pour le poids du lissage (1-p ₂), qui	

- s'additionne à celui de la compacité (p_2) pour donner 1 et qui représente le critère de forme. (Figure traduite et adaptée de Definiens (2008))..... 45
- Figure 3.7 Exemple d'application d'une fonction d'appartenance dans eCognition. À gauche, fenêtre résumant les caractéristiques des bandes utilisées pour la classification des éboulis. En rouge, les fonctions d'appartenance générées, plus bas, l'espace multidimensionnel utilisé pour le PPV (algorithme du plus proche voisin - *nearest neighbor*). À droite, la représentation graphique d'une fonction d'appartenance appliquée à la valeur moyenne de la bande 13, qui représente la distance euclidienne par rapport à une zone de cuesta. La fonction d'appartenance permet de diminuer la probabilité d'appartenance d'un objet à la classe *Éboulis* plus il est éloigné géographiquement des cuestas entourant la vallée..... 51
- Figure 3.8 Résumé des étapes de la classification. 1 et 2) Classification des objets issus de la 1^{re} segmentation (cuestas, rivières et routes) et de la 2^e segmentation (mares) (projet à deux niveaux hiérarchiques). 3) Masque réalisé à partir des deux précédentes classifications et appliqué au nouveau projet. 4) Classification des objets issus de la 3^e segmentation (végétation) (projet à un seul niveau hiérarchique). 5) Superposition de tous les niveaux de classification précédents pour la création de la carte thématique finale. Ces étapes sont les mêmes pour les cartes 1994 et 2010..... 53
- Figure 4.1 Carte thématique du couvert végétal issu de la classification basée-objet de la mosaïque de photographies 1994. Encerclées, une zone de lichen au centre de la pessière et un complexe de buttes de pergélisol ayant subi une arbustification importante entre 1994 et 2010 (voir comparaison visuelle avec la carte thématique 2010 –Figure 4.2). Encadrée, une zone d'herbacées/graminées, qui a aussi subi un changement vers une dominance arbustive en 2010.
- Figure 4.2 Carte thématique du couvert végétal issu de la classification basée-objet de la mosaïque de photographies 2010. Encerclées, une zone de lichen au centre de la pessière et un complexe de buttes de pergélisol ayant subi une arbustification importante entre 1994 et 2010 (voir comparaison visuelle avec la carte thématique 1994 – Figure 4.1). Encadrée, une zone d'herbacées/graminées, qui a aussi subi un changement vers une dominance arbustive en 2010.
- Figure 4.3 Graphique illustrant les résultats de la classification des 6 grandes classes de couverture végétale pour les deux années. Les superficies sont exprimées en hectares. L'astérisque (*) montre la classe pour laquelle les marges d'erreur ne se chevauchent pas et donc pour laquelle le changement est significatif. La démarche liée au calcul de ces marges d'erreur est présentée à l'Annexe 8. Les pourcentages en bleu représentent les pertes/gains de superficie relative pour chaque classe par rapport à la superficie (S) totale de cette classe occupée en 1994 (voir équation). À noter que les superficies non classées ne sont pas représentées ici..... 67
- Figure 5.1 Exemple du phénomène d'arbustification d'une butte de pergélisol de 1994 à 2010. L'expansion d'arbustes déjà en place ainsi que de la colonisation horizontale de zones arbustives à proximité semblent être responsable du verdissement observable. 78
- Figure 5.2 Cartographie des changements liés à l'expansion de la classe arbustive entre 1994 et 2010. Les zones en orange montrent que l'arbustification est le changement le plus important et est réparti sur l'ensemble du territoire. Toutefois, certaines zones n'ont subi que peu de changements comparativement au reste de la vallée, comme le plateau nord en amont, la zone au centre dominée par la pessière et plusieurs zones dans le bas de la vallée déjà occupées par les arbustes en 1994.
- Figure 5.3 Carte de changements montrant l'expansion du couvert arbustif de 1994 à 2010. L'agrandissement A montre une butte de pergélisol en dégradation étudiée par Fortier *et al.* (2008) située dans le haut de la vallée. L'agrandissement B cadre un complexe de buttes de pergélisol en dégradation situé au bas de la vallée. Les agrandissements montrent que le changement de la classe *Lichens* vers la classe *Arbustes* (orange) de même que le changement de la classe *Mares* vers la classe *Arbustes* (bleu foncé) sont bien représentés par la carte de changements.
- Figure 5.4 Distribution spatiale du changement (en rouge) de chaque classe de végétation (1994) vers la classe arbustive (2010). A) Changement de la classe *Lichens* à la classe *Arbustes*. B) Changement de la

classe *Pessières* à la classe *Arbustes*. C) Changement de la classe *Roc/Éboulis* à la classe *Arbuste*. D) Changement de la classe *Herbacées* à la classe *Arbustes*. 82

Figure A 1.1 Exemple d'une fiche d'échantillonnage remplie lors de la campagne de terrain à l'été 2012, Umiujaq, Nunavik. 110

Figure A 2.1 Localisation des sites d'échantillonnage. Le rectangle jaune représente la zone d'étude finale sélectionnée. Base de la carte : L'Hérault, E. (2010). *Orthomosaique de la région d'Umiujaq*. Centre d'études nordiques, Université Laval, Québec, Canada. Source des images : Orthophotographies du village d'Umiujaq, résolution 15 cm, MRNF, Gouvernement du Québec (2010).. 112

Figure A 3.1 Graphiques donnés par l'outil d'estimation d'échelle (ESP) appliqué sur la mosaïque 1994 (en haut) et la mosaïque 2010 (en bas). La variance locale est exprimée selon chaque échelle de segmentation. La ligne bleue représente le taux de changements de cette variance locale d'un niveau hiérarchique à un autre. Les pics de cette ligne indiquent des échelles de segmentation optimales. En jaune, le choix de l'échelle pour la classification de la végétation. 114

Figure A 5.1 Aperçu visuel de la sous-classe *Lichens (>75 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas) 118

Figure A 5.2 Aperçu visuel de la sous-classe *Lichens – sols nus (>50 %) et arbustes (>25 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)..... 119

Figure A 5.3 Aperçu visuel de la sous-classe *Lichens (50-75 %) et arbustes (>25 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu).. 120

Figure A 5.4 Aperçu visuel de la sous-classe *Arbustes (50-75 %) et lichens (>25 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu).. 121

Figure A 5.5 Aperçu visuel de la sous-classe *Arbustes bas (>75 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)..... 122

Figure A 5.6 Aperçu visuel de la sous-classe *Arbustes hauts (>75 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)..... 123

Figure A 5.7 Aperçu visuel de la sous-classe *Pessières* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)..... 124

Figure A 5.8 Aperçu visuel de la sous-classe *Graminées humide* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu) 125

Figure A 5.9 Aperçu visuel de la sous-classe *Herbacées sec* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)..... 126

Figure A 5.10 Aperçu visuel des sous-classes *Mares* et *Rivières* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)..... 127

Figure A 5.11 Aperçu visuel des sous-classes *Éboulis* et *Roc* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu) 128

LISTE DES ABRÉVIATIONS

ACP	Analyse en composante principale
AVHRR	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i> (capteur conçu par la NOAA et équipant ses derniers satellites)
GCP	Point de contrôle au sol (<i>Ground Control Point</i>)
MNT	Modèle numérique de terrain
MRNF	Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune
MTQ	Ministère des Transports du Québec
NDVI	Indice de végétation par différence normalisée (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>)
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
PG	Précision globale
PP	Précision du producteur
PU	Précision de l'utilisateur
RMS	Erreur quadratique moyenne ou erreur de positionnement (<i>Root Mean Square</i>)
SIG	Système d'information géographique
THRS	Très haute résolution spatiale
TP	Point de reliage (<i>Tie Point</i>)
TWI	Indice topographique d'humidité (<i>Topographic Wetness Index</i>)

LEXIQUE

Bande : Lorsqu'inhérente au capteur, elle désigne chaque image représentant une portion du spectre électromagnétique. Dans le cas contraire, elle représente un canal sur lequel une couche d'information extérieure est intégrée à l'image numérique.

Classe : Dans le présent ouvrage, réfère à une classe thématique (ex : lichen, roc, eau) attribuée à des groupes de pixels ayant des caractéristiques spectrales, spatiales et texturales semblables.

Luminance : Intensité lumineuse du pixel.

Niveau : Dans eCognition, un niveau est l'information locale relative à une zone définie de l'image. Cette zone définie est représentée par des objets. Le niveau fait aussi référence à la position hiérarchique d'un objet dans la hiérarchie globale de la classification.

Objet : Groupe de pixels voisins partageant des caractéristiques (spectrale, texturale, topographique, etc.) semblables

Pixel : L'unité de base permettant de mesurer la définition d'une image matricielle. Le pixel est la plus petite surface homogène constitutive d'une image.

Résolution radiométrique : Capacité de reconnaître de petites différences dans l'énergie électromagnétique d'une image. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences dans l'intensité de l'énergie reçue.

Résolution spatiale : Capacité de discerner 2 points contigus sur une image, qui réfère pour des données optiques à la taille du pixel au sol. Elle constitue la distance minimale qui doit séparer ces derniers pour être correctement discernés par le système d'observation. Plus elle est élevée, plus il est possible d'observer un niveau de détail important sur l'image.

Segment : Division/section d'une image contenant plusieurs pixels adjacents (idem à objet).

Scène : Superficie rectangulaire dans un espace géospatial en 2 dimensions. Dans eCognition, elle consiste en une superposition de couches d'informations géoréférencées diverses.

Texture : Variation spatiale des tons de gris d'une image

Ton : Représentation analogique de la luminance. Il exprime la mesure de l'intensité de l'énergie émise par le pixel.

CHAPITRE 1

MISE EN CONTEXTE ET OBJECTIFS DE RECHERCHE

1.1 Mise en contexte

Au cours des 100 dernières années, les températures moyennes des régions arctiques ont augmenté deux fois plus rapidement que les températures mondiales (GIEC, 2007; GIEC, 2013). Ce réchauffement s'accompagne généralement par un épaissement du mollisol et la dégradation du pergélisol, par une augmentation de la période de croissance des végétaux, par une diminution de l'albédo ainsi que par des changements dans le régime hydrique et la disponibilité des nutriments dans le sol (Lorant & Goetz, 2012; Throop *et al.*, 2012).

Depuis les dernières décennies, plusieurs études montrent que les écosystèmes nordiques réagissent fortement et rapidement aux conséquences de ce réchauffement par des changements marqués dans l'étendu, la composition et la distribution de la végétation (Epstein *et al.*, 2004b; Stow *et al.*, 2004; Hollister *et al.*, 2005; Walker *et al.*, 2006; Elmendorf *et al.*, 2012b; Henry *et al.*, 2012; McManus *et al.*, 2012).

Pour étudier et documenter ces changements sur de vastes territoires, la télédétection constitue un moyen efficace et peu coûteux (Fraser *et al.*, 2011). En observant l'indice de la végétation par différence normalisée (NDVI - *normalized difference vegetation index*) sur une période de vingt ans à partir d'images AVHRR de NOAA (>1 km de résolution), Myneni *et al.* (1997) ont été parmi les premiers à démontrer que les régions au nord du 50^e parallèle étaient celles les plus touchées par

l'augmentation de l'activité photosynthétique en réponse à l'augmentation des températures. Ce phénomène est communément appelé verdissement ou *greening* de l'Arctique et a été observé dans les régions nordiques par plusieurs chercheurs autour du globe (ex. Hollister *et al.*, 2005; Olthof *et al.*, 2008; Fraser *et al.*, 2011; Beck & Goetz, 2012). À une échelle plus régionale, de nombreuses études utilisent les archives disponibles provenant des capteurs TM et ETM+ de Landsat, offrant jusqu'à 30 m de résolution spatiale, afin d'étudier l'évolution de la végétation depuis le milieu des années 1980 (Xie *et al.*, 2008; Fraser *et al.*, 2011; McManus *et al.*, 2012).

Cette réponse rapide des environnements arctiques et subarctiques s'observe tant à l'échelle globale, régionale que locale, par l'entremise d'images satellitaires de grossière à moyenne résolution (Olthof *et al.*, 2008; Fraser *et al.*, 2011; McManus *et al.*, 2012), par l'analyse de séries de photographies aériennes à très haute résolution spatiale (THRS) (résolution d'ordre métrique à sub-métrique) (Sturm *et al.*, 2001b; Ropars & Boudreau, 2012; Tremblay *et al.*, 2012) ainsi que par le suivi de parcelles expérimentales (conjointement à des parcelles témoins) (Epstein *et al.*, 2004b; Hollister *et al.*, 2005; Walker *et al.*, 2006; Elmendorf *et al.*, 2012a). Des recherches menées au Canada, en Russie et en Alaska rapportent que les changements sont principalement attribuables à l'expansion et à la densification de la toundra arbustive, les arbustes étant particulièrement favorisés par ce réchauffement (Sturm *et al.*, 2001a; Tape *et al.*, 2006; Forbes *et al.*, 2010; McManus *et al.*, 2012). Des études en parcelles expérimentales fertilisées et soumises à une hausse de température montrent que les arbustes à feuilles caduques sont particulièrement touchés et réagissent par une croissance verticale accrue et par une densification de leur couvert (Chapin *et al.*, 1995; Walker *et al.*, 2006; Myers-Smith *et al.*, 2011; Zamin & Grogan, 2012). Par ailleurs, des enregistrements polliniques suggèrent que la distribution des saules, des bouleaux et des aulnes ont eu tendance à s'étendre dans le passé en périodes plus chaudes et humides que l'actuel (Naito & Cairns, 2011).

Les conséquences climatiques de l'arbustification impliquent des mécanismes de rétroaction complexes et difficilement modélisables (Loranty & Goetz, 2012). Dans un schéma théorique simple, la dégradation du pergélisol induit par le réchauffement augmente la productivité des végétaux, particulièrement des arbustes, en créant de nouveaux réservoirs de carbone accessible pour la respiration microbienne et en accélérant le recyclage de la matière organique (Loranty & Goetz, 2012). L'expansion et la densification du couvert arbustif permettent à leur tour une plus grande absorption des radiations solaires, ce qui diminue l'albédo et stimule l'évapotranspiration, augmentant la teneur en eau de l'air et favorisant une rétroaction positive sur le climat (Sturm *et al.*,

2001a; Wookey *et al.*, 2009; Myers-Smith *et al.*, 2011; Loranty & Goetz, 2012). De plus, la structure des arbustes érigés influence les patrons d'accumulation de la neige en favorisant l'interception de celle-ci, et modifie les caractéristiques physiques du couvert. Les zones arbustives présentent ainsi généralement un couvert neigeux plus épais et de plus faible densité, réduisant la conductivité thermique de celui-ci. (Ménard *et al.*, 1998; Sturm *et al.*, 2001a; May, 2011). Un tel couvert neigeux permet de maintenir les températures hivernales du sol et du pergélisol plus élevées (Taras *et al.*, 2002; Throop *et al.*, 2012), ce qui pourrait stimuler l'activité microbienne et favoriser la disponibilité des nutriments pour la croissance des arbustes (Sturm *et al.*, 2001b; Sturm *et al.*, 2005).

Bien que conceptuellement, la réponse des écosystèmes nordiques face au réchauffement semble facile à saisir, les nombreux processus locaux agissant sur la distribution spatiale et temporelle ainsi que sur l'ampleur des changements sont complexes. À titre d'exemple, l'occurrence et l'impact des facteurs externes, comme le broutement ou le piétinement local du territoire par la migration de populations d'herbivores, sont peu connus, et leurs conséquences sur la flore, peu documentées (Myers-Smith *et al.*, 2011). Par ailleurs, l'ombrage créé par la présence de végétation érigée est connu pour avoir un effet local de refroidissement du sol qui pourrait ralentir le dégel du pergélisol et réduire l'activité microbienne estivale (Blok *et al.*, 2010; Lawrence & Swenson, 2011). Les études en Alaska de Tape *et al.* (2012) montrent que la vitesse de croissance des arbustes depuis 1950 présente une grande variabilité spatiale et dépend fortement des caractéristiques locales du sol (topographie, température, drainage, disponibilité des nutriments, etc.). Tous ces constats soulignent ainsi la nécessité de quantifier et de suivre les variations spatiales de l'arbustification à une échelle locale afin de pouvoir mieux appréhender le phénomène global.

1.2 Région d'étude

1.2.1 Portrait général

La région à l'étude se situe dans les environs du village d'Umiujaq (56.55° N, 76.55° W), sur la rive est de la baie d'Hudson au Nunavik (Québec, Canada). Elle se retrouve en région subarctique dans la zone de pergélisol discontinu à la limite de la toundra forestière (Figure 1.1). L'influence climatique de la Baie d'Hudson faisant se décaler vers le sud la limite des arbres à cet endroit, le territoire se caractérise par une transition est-ouest entre la toundra forestière et la toundra arbustive (Payette,

1983). La situation écogéographique de cette région la rend ainsi particulièrement sensible aux changements induits par le réchauffement climatique. La zone d'étude couvre une superficie de 7,6 km² située dans la vallée Tasiapik.

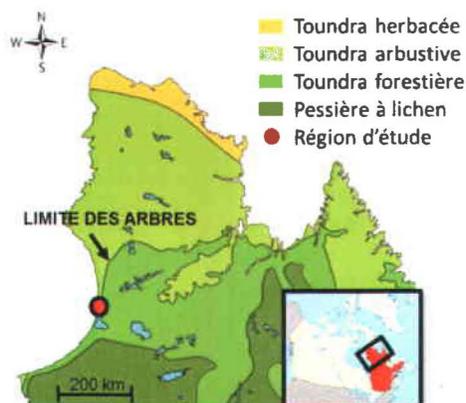


Figure 1.1 Région d'étude située à la limite des arbres près d'Umiujaq, Nunavik, Québec. (Figure adaptée et traduite de Truchon-Savard et Payette (2012))

La région connaît un climat subarctique aux étés humides et aux hivers très froids, influencés par le gel saisonnier de la baie d'Hudson. La station météorologique de Kuujjuarapik (55° 28' N), située à 160 km au sud-ouest d'Umiujaq et possédant une base de données historique continue depuis 1958, enregistre des températures moyennes annuelles de - 4,2 °C pour la période de 1958 à 1989 et de - 3,0 °C de 1990 à 2013 (Figure 1.2).

Les précipitations annuelles sont d'environ 550 mm, dont près de 40 % tombent sous forme neigeuse (Ménard *et al.*, 1998). Les forts vents hivernaux venant du nord-ouest viennent influencer la distribution de la neige, qui s'accumule dans les bas de pente ainsi que dans les zones arbustives et forestières. Les zones topographiquement élevées, notamment les hauts de pente et les buttes de pergélisols, sont toutefois dépourvues de cet épais couvert de neige (Ménard *et al.*, 1998).

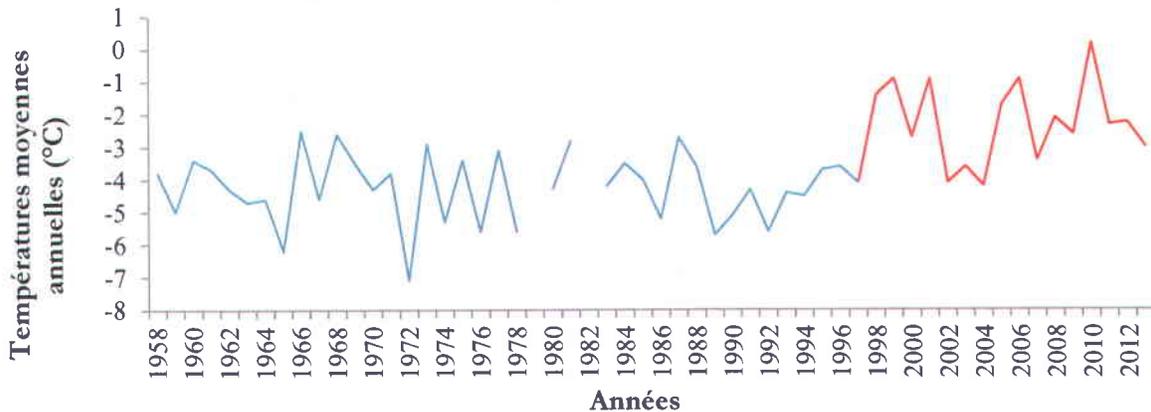


Figure 1.2 Températures moyennes annuelles pour la période de 1958 à 2013 enregistrées à la station météorologique de Kuujuarapik (55° 28' N) à 160 km au sud-ouest d'Umiujaq. Notez l'augmentation notable des températures depuis 1998 dans ce secteur. (Données fournies par Environnement Canada)

1.2.2 Vallée Tasiapik

Plus précisément, la zone étudiée est la vallée Tasiapik (ou Vallée-des-Trois), située à quelques kilomètres à l'est du village (Figure 1.3). Cette vallée, formée par le graben du lac Guillaume-Delisle, est un corridor orienté NO-SE enclavé entre les cuestas. Lors de la dernière déglaciation et du retrait de la calotte Laurentienne (7600-7300 BP¹), la mer de Tyrell a envahi le territoire jusqu'à des altitudes de 270 m (Allard & Seguin, 1985) et a permis le dépôt de sédiments fins laminés (sables fins, silts et argiles). Subséquemment, le rebond glacio-isostatique causé par le retrait de la glace a engendré une régression marine, qui a laissé derrière elle une couche de sable remaniée par les vagues (Lajeunesse & Allard, 2003). Le relief de la vallée est ainsi sculpté dans des sédiments de l'Holocène, formant un paysage raviné composé de plages soulevées, de graviers fluvio-glaciaires, de tills, de fens et de buttes de pergélisol en dégradation retrouvées dans les zones de dépôts plus fins (Ménard *et al.*, 1998). Plusieurs lacs thermokarstiques, formés par le dégel du pergélisol, agissent comme vecteur thermique et viennent accélérer le processus de dégradation des buttes (Fortier *et al.*, 2008).

¹ Selon la datation au C¹⁴ de la limite marine postglaciation de Hillaire-Marcel (1976)

Le dénivelé de la vallée totalise 150 m et les revers de cuestas entourant la vallée peuvent atteindre 300 m de hauteur. La barrière physique naturelle de celles-ci contre les forts vents hivernaux provenant de la baie d'Hudson gelée permet à un microclimat de s'installer à l'intérieur de la vallée. Ce climat est propice à la présence sporadique de zones forestières arborescentes, où l'épinette noire (*Picea mariana*) est la seule représentante. Outre la strate arborescente, la végétation y est très hétérogène : arbustes prostrés et érigés (bouleaux, saules et aulnes), lichens dominant les régions topographiquement élevées (souvent des buttes pergélisolées colonisées par les arbustes prostrés) ainsi que les herbacées (graminées) dominant les rares milieux humides présents.

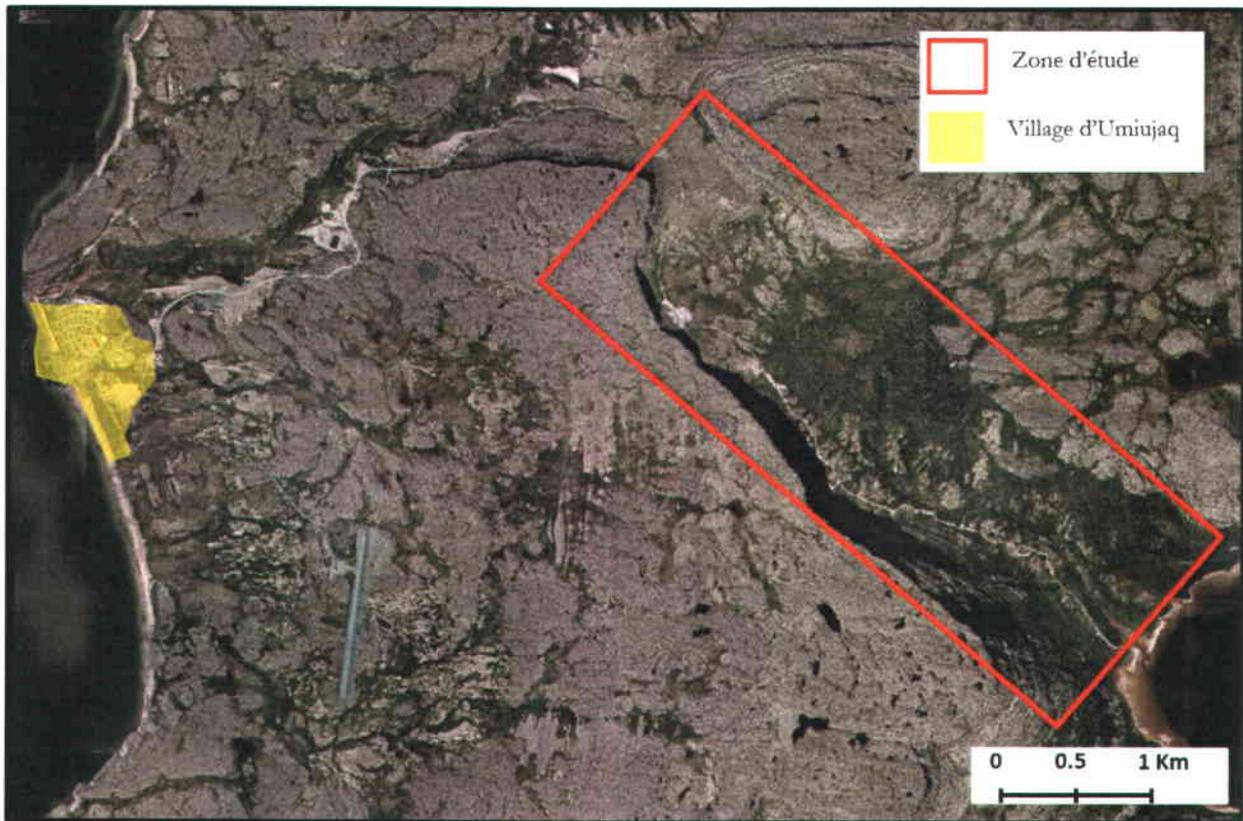


Figure 1.3 Emplacement de la zone d'étude (Vallée Tasiapik) située à quelques kilomètres à l'est du village Umiujaq (56.55° N, 76.55° W) et couvrant une superficie de 7.6 km².

1.3 Problématique

Au Québec subarctique, région subissant un réchauffement marqué particulièrement depuis les années 1990, l'augmentation de la biomasse des arbustes ligneux érigés est souvent associée à l'expansion du bouleau glanduleux (Ropars & Boudreau, 2012; Tremblay *et al.*, 2012). Par ailleurs, des recherches relient les patrons d'arbustification à la distribution du pergélisol (Lévesque *et al.*, 1988; May, 2011) ainsi qu'à la topographie locale (Ropars & Boudreau, 2012).

Dans la zone de transition entre la toundra subarctique et la toundra arctique, plusieurs études rapportent des effets marqués du réchauffement sur la végétation. Gamache et Payette (2005) ont observé une migration septentrionale récente de la limite des arbres sur la côte est de la baie d'Hudson, particulièrement de l'épinette noire, dont l'expansion est limitée par les caractéristiques topographiques locales. Par ailleurs, dans les environs de Kangiqsualujuaq, des analyses dendrochronologiques enregistrent une croissance verticale et radiale accrue du mélèze laricin depuis le début des années 1990 (Dufour-Tremblay *et al.*, 2012). Dans cette même région, l'analyse comparative de photographies aériennes (0,25 à 0,5 m de résolution) témoigne d'une augmentation importante du couvert arbustif (*Betula glandulosa*) pour la période de 1964 à 2003 (Tremblay *et al.*, 2012).

La région sélectionnée pour la présente étude est localisée dans cette zone de transition à l'écotone forêt-toundra, dans la zone de pergélisol discontinu. Elle a été choisie notamment pour sa situation écogéographique, qui la rend particulièrement sensible aux changements induits par le réchauffement. De plus, elle fait l'objet de plusieurs recherches antérieures qui ont permis de rassembler des informations clés sur la géomorphologie locale (Carte de dépôts meubles de Fortier *et al.* (2011a)), sur l'évolution du pergélisol (Allard & Seguin, 1987; Ménard *et al.*, 1998; Allard *et al.*, 2007) ainsi que sur les liens entre la végétation et ces derniers facteurs (May, 2011).

Par ailleurs, l'expansion de la strate arbustive et la dégradation du pergélisol risquent d'avoir plusieurs impacts sur la stabilité des infrastructures existantes (Allard *et al.*, 2007; Fortier *et al.*, 2011b) et d'affecter la sécurité alimentaire des populations inuites en altérant l'accès aux territoires ancestraux pour les activités de subsistance et en modifiant les patrons migratoires de la faune locale (Allard & Lemay, 2013). De plus, le lichen composant la diète principale des troupeaux de caribou en saison hivernale, la perte de ces zones par l'arbustification du nord risque d'affecter la démographie de ces populations (Théau *et al.*, 2005; Nelson *et al.*, 2013). Suite à ces constats, il

semble essentiel de mieux connaître l'ampleur des changements en cours dans la région. Les conséquences climatiques incertaines de l'arbustification future ne font qu'appuyer ce besoin de compréhension. Le manque de données sur la nature et sur la vitesse de l'expansion du couvert arbustif rend difficile de prédire la réponse des écosystèmes nordiques dans ce contexte des changements climatiques. Par ailleurs, aucune carte de végétation détaillée n'existe aux environs d'Umiujaq, de même qu'aucune donnée quantitative à une telle résolution décrivant l'ampleur des changements en cours. La présente étude tente de répondre à ces besoins.

1.4 Choix des images utilisées

Afin de suivre le territoire à fine échelle spatiale, l'utilisation d'images à THRS provenant de satellites ou de photographies verticales est indispensable. Ces dernières sont souvent utilisées, puisque leur résolution spatiale est de l'ordre de la dizaine de centimètres et qu'elles couvrent une série temporelle beaucoup plus longue (en format analogique) que les images provenant de capteurs satellitaires (Xie *et al.*, 2008; Morgan *et al.*, 2010). Pour la région d'Umiujaq au Nunavik, des séries de photographies aériennes ont été utilisées, puisque les données satellitaires à moins d'un mètre de résolution (IKONOS, Quickbird et GeoEye) n'étaient pas disponibles pour la période antérieure à l'année 2000. Pour l'année 2010, une série de photographies numériques aériennes, préalablement orthorectifiées et mosaïquées, acquises par le Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune, a été utilisée. Une série photographique papier au 1 : 5000, acquise lors d'un survol aérien financé par le Ministère des Transport du Québec le 19 août 1994, a été utilisée en guise de comparaison pour la détection de changement (Tableau 1.1). De plus, certaines bandes de l'image GeoEye 2009 ont aussi été utilisées comme informations supplémentaires à la classification 2010.

Tableau 1.1 Informations techniques concernant les données utilisées dans l'étude de changement.

PHOTOGRAPHIES AÉRIENNES								
Date d'acquisition	Fournisseur	Format	Résolution (taille du pixel)	Caméra utilisée	Focale (mm)	Altitude (pi)	Heure	Caractéristiques spectrales
12 août 2010	MRNF Gouvernement du Québec	Orthophotos numériques	15 cm	UltraCam D	101,4	5900	N/D	3 bandes du visibles (rouge, bleu, vert)
19 août 1994	MTQ Gouvernement du Québec	Photos aériennes analogiques	15 cm	N/D	153,3	N/D	14:30	3 bandes du visibles (rouge, bleu, vert)

IMAGE SATELLITE GEOEYE		
Date d'acquisition	Résolution (taille du pixel)	Bandes spectrales utilisées
24 septembre 2009	1 m	Bande rouge : 655-690 nm Bande proche infrarouge: 780-920 nm

Une attention particulière a été portée à la date d'acquisition des photographies, afin qu'elles soient similaires. L'observation préliminaire des séries photographiques permet de constater une augmentation de la végétation érigée à travers le temps, qui semble affecter particulièrement les zones de lichens (Figure 1.4).



Figure 1.4 Agrandissements des photographies 1994 et 2010 centrés sur le bas de la vallée Tasiapik, Umiujaq, Nunavik. Les zones blanchâtres représentent le lichen, tandis que les zones vertes représentent la végétation érigée, majoritairement des arbustes. À noter la diminution des zones blanches au profit de zones vertes de 1994 à 2010.

1.5 Objectifs et hypothèses de recherche

L'objectif principal de l'étude est **d'évaluer s'il y a eu des changements de végétation à l'échelle locale entre 1994 et 2010 dans la région d'Umiujaq**. Par le traitement de photographies aériennes couleur, le but était d'identifier, de quantifier et de spatialiser ces changements.

Il est possible de diviser l'étude en trois sous-objectifs qui suivent l'approche méthodologique :

- 1- Cartographier, à l'aide d'une approche de classification basée-objet, la couverture végétale présente en 1994 et en 2010 à partir de séries de photographies aériennes couleurs à 15 cm de résolution spatiale ;
- 2- Comparer les cartes thématiques obtenues en utilisant une technique de détection de changement afin de quantifier l'évolution du territoire et de connaître la nature des changements en cours ;
- 3- Spatialiser les changements détectés par une cartographie dynamique du territoire

En se basant sur une revue de la littérature concernant la réponse de la végétation subarctique face aux changements climatiques et sur les connaissances acquises par d'autres chercheurs dans la région d'étude, les hypothèses suivantes ont pu être formulées :

- 1- Le recouvrement total de la strate arbustive a augmenté au cours des vingt dernières années, ainsi que le nombre de mares liées au dégel du pergélisol ;
- 2- L'expansion des arbustes est associée spatialement au dégel du pergélisol; les buttes en dégradation se faisant rapidement coloniser par les arbustes.

Le présent mémoire est divisé en 6 chapitres selon la structure suivante :

Le chapitre 1 met en contexte et présente les objectifs de recherche ;

Le chapitre 2 fait une revue de la littérature concernant les méthodes utilisées ;

Le chapitre 3 détaille la méthodologie employée afin de répondre aux objectifs de l'étude ;

Le chapitre 4 présente les résultats concernant le premier sous-objectif et discute de l'impact des choix méthodologiques sur les classifications obtenues ;

Le chapitre 5 répond au deuxième et au troisième sous-objectif en présentant l'analyse de changements et discute de l'impact des erreurs et du choix de la méthode sur les résultats ;

Enfin, *le chapitre 6* remet en contexte les résultats obtenus en les comparant avec d'autres études régionales à proximité et présente les conclusions générales de l'étude.

CHAPITRE 2

CONTEXTE THÉORIQUE

Ce chapitre introduit les concepts théoriques nécessaires à la compréhension de la méthodologie utilisée dans le cadre de cette étude. L'utilisation de photographies aériennes pour l'analyse spatio-temporelle du territoire est d'abord abordée, suivie d'une revue de littérature portant sur les techniques de détection de changement et sur l'approche de classification basée-objets. La dernière section présente les approches pour évaluer la précision des classifications.

2.1 Utilisation des photographies aériennes pour l'analyse spatio-temporelle du territoire

Les photographies aériennes sont une source d'informations historiques précieuses pour la cartographie ainsi que pour l'étude des changements d'occupation des sols. Leur haute résolution spatiale et radiométrique permet d'observer un niveau de détail sur le terrain souvent supérieur à l'imagerie satellitaire. Les photographies aériennes sont largement utilisées en écologie, entre autres pour l'analyse multidécennale des changements de végétation (Laliberte *et al.*, 2004), pour l'inventaire des peuplements forestiers (Tuominen & Pekkarinen, 2005) ainsi que pour la cartographie des habitats (Sickel *et al.*, 2004).

Le développement récent de satellites à THRS, offrant une résolution spatiale de moins de 1 mètre, comme la bande panchromatique à 0,6 m de résolution de Quickbird, vient faire compétition avec les traditionnelles photographies aériennes. En effet, l'imagerie satellitaire constitue une alternative

hautement efficace et économiquement avantageuse offrant une large couverture spatiale et la possibilité de revisite fréquente d'un même territoire (Morgan *et al.*, 2010). Toutefois, dans le domaine de la détection de changement, les photographies aériennes sont souvent indispensables puisqu'elles couvrent une dimension temporelle largement supérieure à l'imagerie satellitaire, accessible commercialement que depuis les années 1970 (Morgan *et al.*, 2010). Néanmoins, les différents types de support (photographies aériennes numériques ou analogiques ou encore imagerie satellitaire) comportent chacun des avantages et des inconvénients dont il faut être conscient (Tableau 2.1).

L'analyse spatio-temporelle du territoire par photographies aériennes se fait traditionnellement par photo-interprétation, ce qui suggère un résultat qui dépend de l'expérience de l'observateur. Toutefois, tel que discuté à la section précédente, l'arrivée des caméras numériques et le développement de techniques d'analyse d'images permettent désormais d'automatiser et de rendre davantage objective la traditionnelle photo-interprétation. Dans le cadre de la présente étude, nous avons choisi d'utiliser une série photographique aérienne numérique (2010) et une série analogique (1994). Le choix d'images aéroportées permettait d'observer la couverture végétale dans le spectre visible à très fine résolution (<1 m), et ce, sans problème de couverture nuageuse (très fréquente pour la région d'étude). De plus, aucune image satellite à THRS acquise au début des années 1990 n'existait pour la zone à l'étude. Cependant, l'utilisation de photographies aériennes papier (1994) a été un défi, car l'assemblage de plusieurs dizaines de photographies était nécessaire afin de couvrir le territoire d'étude. Malgré la balance des couleurs appliquée lors de la création de la mosaïque, il restait certaines distorsions radiométriques pouvant affecter la qualité de la classification.

Tableau 2.1 Avantages et inconvénients des différents types d'imagerie. (Tableau traduit et adapté de Morgan *et al.* (2010))

Types de support	Avantages	Inconvénients
Photographies aériennes papier	<p>Couvre une longue série temporelle (1930+)</p> <p>Souvent très haute résolution spatiale</p> <p>Influence atmosphérique moins grande que l'imagerie satellitaire (basse altitude de prise d'images)</p> <p>Facilité d'adaptation aux besoins de l'utilisateur (caractéristiques spatiales, spectrales, temporelles, etc.)</p>	<p>Faible résolution radiométrique</p> <p>Chaque photographie couvre une étendue de territoire restreinte</p> <p>Couverture spatiale dépendante du projet initial</p> <p>Distorsions radiométriques plus importantes (variabilité de l'éclairement, <i>hotspot</i>, etc.)</p> <p>Temps de traitement long (développement du film et orthorectification)</p>
Photographies aériennes numériques	<p>Haute résolution radiométrique</p> <p>Accès immédiat à l'image (durant le vol)</p> <p>Possibilités de changement des conditions de prise de vue et d'exposition durant le vol</p> <p>Peuvent être copiées maintes fois sans perte de données</p> <p>Souvent reliées à un système GPS</p>	<p>Courte série temporelle disponible (2000 +)</p> <p>Chaque photographie couvre une étendue de territoire restreinte</p> <p>Couverture spatiale dépend du projet initial</p> <p>Lourdeur des fichiers numériques contenant les images à hautes résolutions</p>
Images satellitaires	<p>Haute résolution radiométrique</p> <p>Fréquence de revisite élevée</p> <p>Prise d'images automatisée</p> <p>Couverture spatiale étendue</p> <p>Facilité d'accès (plusieurs images gratuites – sauf celles à THRS)</p> <p>Grande couverture spectrale</p> <p>Plusieurs méthodes développées pour l'analyse d'images</p>	<p>Courte série temporelle disponible (1970 +)</p> <p>Très haute résolution (<1 m) seulement accessible depuis la fin des années 1990</p> <p>Résolution souvent plus grossière que les traditionnelles photographies aériennes</p> <p>Coûts élevés reliés aux images à très haute résolution spatiale, quoique moins dispendieux qu'un survol aérien en région éloignée</p> <p>Plus grande influence atmosphérique</p> <p>Lourdeur des fichiers numériques contenant les images à haute résolution</p>

2.2 La détection de changement

Les écosystèmes étant des entités non-stationnaires dans le temps et l'espace, leur changement peut être défini par l'altération des composantes de surface dans la couverture végétale (Milne, 1988). Cette altération du couvert peut être soudaine ou graduelle, catégorique ou plus subtile. Coppin *et al.* (2004) font la distinction entre la *conversion* et la *modification* d'un couvert. Le premier fait référence au remplacement complet d'un couvert par un autre, tandis que le second représente un changement plus subtil n'affectant pas la classification finale du couvert.

La détection de changement est une technique d'analyse d'images permettant l'identification des différences dans l'état d'un objet ou d'un phénomène à partir d'observations multi-temporelles (Singh, 1989). L'évolution temporelle des écosystèmes peut être suivie à partir de séries d'images prises à des moments différents. La détection de changement a plusieurs applications possibles dans différents domaines, tels que la gestion de l'aménagement des sols, le suivi des feux de forêt, l'évolution des milieux humides, l'urbanisation, le suivi des cultures et le suivi des écosystèmes (Lu *et al.*, 2004).

Avant d'effectuer une étude de changements sur un écosystème, il est important de bien cibler quels types de changements doivent être suivis et à quelle échelle ils doivent être observés. Hobbs (1990) distingue les changements de type saisonniers, les changements de type interannuels et les changements dits directionnels (ex. la succession végétale ou les changements induits par l'évolution globale du climat). Le succès d'une analyse de changements nécessite aussi une attention particulière quant à la résolution radiométrique, spectrale, spatiale et temporelle des données utilisées (Lu *et al.*, 2004). De plus, les facteurs environnementaux, comme les conditions atmosphériques, les conditions d'humidité du sol, les caractéristiques phénologiques du couvert, etc., doivent être prises en compte. Par exemple, dans le cas d'une étude interannuelle comparant la végétation, la date d'acquisition des images est un critère important, puisque les conditions phénologiques du milieu doivent être comparables (Coppin *et al.*, 2004).

Enfin, Lu *et al.* (2004) jugent la qualité d'une étude de changement selon quatre critères : sa capacité à quantifier le changement, sa capacité à identifier la nature de celui-ci, son aptitude à spatialiser sa distribution ainsi que celle d'extraire la précision de ses résultats.

2.2.1 Les techniques de détection de changement

Le choix d'une technique de détection de changement appropriée aux besoins de l'étude est déterminant de la qualité du résultat final. Certaines méthodes ne permettent que de fournir l'information de base (changé/inchangé), tandis que d'autres renseignent sur la direction ou la nature du changement par le biais d'une matrice de changement. Un grand nombre de techniques de détection existent et plusieurs façons de les catégoriser sont possibles. L'article de Lu *et al.* (2004) présente les principales techniques existantes dans une revue de littérature exhaustive de 45 pages. L'article de Coppin *et al.* (2004) fait aussi une synthèse des méthodes possibles, plus particulièrement appliquées au suivi des écosystèmes. Le Tableau 2.2. résume les techniques les plus courantes dans la littérature et les présente en six grandes catégories. Les prochains paragraphes présentent brièvement chaque catégorie plus en détails.

Catégorie : Analyse visuelle

L'analyse visuelle consiste à photo-interpréter des composés d'images multi-temporelles et de numériser manuellement à l'écran les zones de changements. L'intérêt de cette méthode réside dans la mise à profit des connaissances et de l'expérience de l'analyste. De plus, l'œil humain peut distinguer très efficacement les changements de texture, de taille et de forme pour ensuite les associer à une information thématique (Lu *et al.*, 2004; Blaschke, 2010). Les résultats obtenus sont d'une précision généralement supérieure à ceux issus de techniques numériques automatisées (Coppin *et al.*, 2004; Tuominen & Pekkarinen, 2005). Cependant, l'analyse visuelle s'avère peu efficace pour une analyse de changement couvrant un large territoire et la mise à jour automatique des résultats n'est pas possible. De plus, il est difficile d'obtenir des informations quantitatives et directionnelles complètes du changement (Lu *et al.*, 2004).

Catégorie : Algèbre

La catégorie algébrique comprend des méthodes simples impliquant la soustraction/division entre les valeurs numériques (spectrales) de deux images bi-temporelles couvrant une même région. L'opération mathématique est appliquée à chacun des pixels se superposant afin de créer une nouvelle image. La réponse est binaire (changement/pas de changement) et déterminée par un seuil

judicieusement établi par l'utilisateur. Ce seuil sert à délimiter la présence et l'absence de changements. Ces méthodes sont couramment utilisées en télédétection à cause de leur rapidité d'exécution. Cependant, les résultats sont facilement affectés par les distorsions radiométriques et la superposition des images (Lu *et al.*, 2004). Plusieurs de ces techniques sont utilisées pour détecter les changements globaux dans les régions arctiques et subarctiques, notamment par le biais de l'indice de la végétation par différence normalisée (NDVI). Par exemple, McManus *et al.* (2012) appliquent une technique de régression d'images sur une série Landsat afin de quantifier l'augmentation de la surface foliaire dans le Nord du Québec entre les années 1986 à 2010.

Catégorie : Transformation

La catégorie Transformation comprend l'analyse en composantes principales (ACP), le Tasseled Cap, le Gramm-Schmidt et le Chi-carré. Ces méthodes permettent d'éviter la redondance d'informations en créant de nouvelles bandes non-corrélées entre elles. Les deux méthodes les plus souvent utilisées sont l'ACP et le Tasseled Cap, à cause de leur simplicité d'exécution par rapport aux deux autres. L'ACP permet de réduire la dimensionnalité des données en cherchant un nouveau système d'axe maximisant la variance des variables initiales (Schowengerdt, 1997). En rassemblant sur une même couche d'informations des données spectrales multi-temporelles, l'application de l'ACP permet d'identifier les pixels inchangés (1^{re} composante) par rapport aux pixels changés (2^e et autres composantes) (Mas, 1999; Aronoff, 2005). Le Tasseled Cap est une méthode semblable à l'ACP. Elle permet d'obtenir trois nouveaux axes correspondant à la brillance des sols, à l'indice de verdure et à l'indice de jaunissement (humidité). Une soustraction de ces bandes est ensuite effectuée afin d'identifier les changements (Lu *et al.*, 2004). Cette technique est optimale pour la détection de changement en milieu forestier (Collins & Woodcock, 1996). Comme pour les techniques de la catégorie Algèbre, ces méthodes ne permettent pas de créer une matrice de changements détaillée renseignant sur la nature des changements.

Catégorie : Modèles avancés

Ces techniques, beaucoup plus complexes d'utilisation, utilisent un modèle linéaire ou non-linéaire afin de convertir les valeurs de réflectance de l'image en paramètres physiques. Ces nouveaux paramètres, intuitifs et plus facilement interprétables que les signatures spectrales, permettent d'extraire efficacement l'information de la couverture du sol (Lu *et al.*, 2004). L'analyse du mélange

spectral linéaire, la plus commune de cette catégorie, est basée sur la prémisse que les éléments d'une image multispectrale sont composés de plusieurs signatures spectrales (*endmembers*) contribuant à leur réflectance totale (Lunetta & Elvidge, 1998). Elle assume que la réflectance mesurée par le senseur est une combinaison linéaire de la réflectance de tous les éléments contenus à l'intérieur d'un pixel (Lu *et al.*, 2004). Étant donné la variabilité naturelle des écosystèmes, elle représente un outil puissant pour la détection de changement de la végétation (Adams *et al.*, 1995; Rogan *et al.*, 2002; Lu *et al.*, 2003; Somers *et al.*, 2011). Quant au modèle de la canopée Li-Strahler, il est utilisé pour comparer la fermeture du couvert de conifères (observation verticale de la cime des arbres) pour deux dates différentes (Lu *et al.*, 2004; Zeng *et al.*, 2008). La technique des paramètres biophysiques permet de son côté de classifier les types de végétation selon des paramètres biophysiques observés sur le terrain ou sur des images, par exemple le rapport de la biomasse des arbres sur la biomasse totale. Il est surtout utilisé pour le suivi de la succession végétale en milieu forestier. (Lu *et al.*, 2004). Toutes ces méthodes sont cependant rarement incorporées aux logiciels communs de traitements d'images et le temps de traitement requis afin de développer un modèle approprié aux données est considérable. De plus, elles requièrent souvent un grand nombre de données de terrain et sont efficaces seulement pour les changements du couvert végétal.

Catégorie : Systèmes d'information géographique (SIG)

Les méthodes basées sur les SIG permettent l'incorporation de différentes couches d'informations géoréférencées ainsi que l'utilisation de diverses techniques (superposition des images, masques, outils de calculs, de classification, de comparaison, etc.). Elles sont efficaces notamment pour le suivi de l'occupation du sol et de l'étalement des zones urbaines (Weng, 2002). Ces milieux étant complexes, l'incorporation des données multi-sources est souvent nécessaire. Néanmoins, ces méthodes sont assez complexes d'utilisation et l'hétérogénéité de la précision des données utilisées rend parfois difficile l'obtention de résultats de changements satisfaisants (Lu *et al.*, 2004).

Catégorie : Comparaison de classifications

Cette catégorie est basée sur le traitement d'images déjà classifiées (ex : carte thématique). Contrairement aux techniques précédentes, celles-ci permettent d'identifier la direction du changement par le biais d'une table de contingence mettant en relation les couvertures de sol de deux années différentes (Lu *et al.*, 2004). Cependant, les résultats de ces méthodes dépendent

entièrement de la qualité des classifications et propagent les erreurs de celles-ci dans la détection de changements. L'obtention d'une précision acceptable peut s'avérer difficile, puisqu'un grand nombre de sites tests, de même que l'intégration de différentes sources d'information (indices de végétation, textures, etc.) sont souvent nécessaires (Lu *et al.*, 2004). Par contre, ces techniques ont l'avantage de diminuer l'impact des différences radiométriques entre les images, puisqu'elles comparent des images déjà classifiées (Coppin *et al.*, 2004). La plus simple et la plus utilisée de ces méthodes est la comparaison post-classification, qui compare deux classifications thématiques aux temps t_1 et t_2 produites indépendamment l'une de l'autre (Singh, 1989).

Toutes les techniques précédentes ont été d'abord développées afin de satisfaire la détection de changement sur une base «par pixel». Récemment, l'utilisation accrue de classifications basées-objets, mieux adaptées aux images haute résolution, a amené le développement de techniques de détection de changement basées sur l'analyse d'objets (voir section 2.3). Ces techniques sont présentées et discutées en détail par Chen *et al.* (2012). Au lieu d'observer le changement dans le temps entre deux pixels se superposant, le changement entre deux objets spatialement correspondants est évalué. La recherche de paires d'objets équivalents est toutefois souvent difficile, puisque les objets délimités indépendamment sur des images acquises à des moments différents ont rarement les mêmes frontières pour un même élément du paysage (Chen *et al.*, 2012). En effet, les variations dans la luminosité et les effets d'ombrage viennent influencer la délimitation des polygones. De plus, il peut être délicat d'affirmer que la différence de forme de l'objet est due à un vrai changement sur le terrain ou à des incohérences géométriques causées, par exemple, par un décalage géométrique ou des différences dans la segmentation des images (Blaschke, 2005). L'utilisation de SIG et d'algorithmes de comparaison et d'association de surface, de périmètre, de forme et de complexité deviennent ainsi nécessaires, ce qui peut devenir laborieux. En réponse à ce problème, il est possible de combiner les images multi-temporelles et de les segmenter simultanément, ce qui permet de créer des objets spatialement homologues. Cependant, comme le même emplacement géographique peut disposer d'objets différents à travers le temps, il est difficile de savoir si les résultats de la détection de changement sont influencés par cette segmentation combinée (Chen *et al.*, 2012). De plus, les impacts du décalage géométrique, de l'angle du capteur et des effets d'ombrages sur le résultat de l'étude de changement n'ont pas été explorés.

Tableau 2.2 Présentation des principales techniques de détection de changement. (Tableau traduit et adapté de Lu et al. (2004))

Catégories	Techniques	Difficulté	Caractéristiques communes	Avantages	Inconvénients
Analyse visuelle	· Interprétation visuelle	1	Photointerprétation des changements	Incorporation des connaissances de l'utilisateur	Résultats dépendent de l'expérience de l'analyste
Algèbre	· Différence/division d'images	1	Déterminent le changement à l'aide de seuils	Généralement très simples (sauf l'ACV)	Difficulté dans la sélection de seuils significatifs Réponse binaire: ne permet pas de connaître la nature du changement
	· Régression d'images	1			
	· Différence d'index de végétation	1			
	· Analyse par vecteur de changement (AVC)	3			
Transformation	· Analyse en composante principale (ACP)	2	Requièrent la sélection de seuils	Réduisent la redondance d'informations entre les bandes utilisées	Ne permettent pas de créer des matrices de changements détaillées Interprétation et assignement des classes sur la nouvelle image difficiles
	· Tasseled cap	2			
	· Gramm-Schmidt	3			
	· Chi-carré	3			
Modèles avancés	· Réflectivité de Li-Strahler	5	Conversion des valeurs de réflectance en paramètres physiques	Paramètres sortants plus facilement interprétables que les signatures spectrales	Complexité d'utilisation et temps de traitement considérable
	· Mélanges spectraux	5			
	· Méthode de paramètres biophysiques	5			
Systèmes d'information géographique (SIG)	· Intégration des SIG et de la télédétection	4	Utilisent des données multi-sources	Permet la superposition de plusieurs types d'information	Les différences entre la précision des couches d'information utilisées peut affecter le résultat de la détection de changements
	· Approche SIG	4			
Comparaison de classifications	· Comparaison post-classification	2	Méthodes basées sur des images ayant déjà subi une classification	Permettent de créer une matrice de changements Réduction de l'erreur liée aux différences radiométriques (atmosphériques)	Sélection difficile d'un nombre suffisant de sites d'entraînement de qualité pour la classification Méthode laborieuse Propagation de l'erreur
	· Analyse combinée spectrale-temporelle	3			
	· Détection espérance-maximisation	3			
	· Détection de changement non-supervisé	3			
	· Hybride	3			
	· Réseaux neuronaux artificiels	5			

2.2.2 Approche retenue

Pour des raisons de simplicité, d'efficacité et de performance, la présente étude utilise une méthode traditionnelle de comparaison post-classification par pixel, appliquée à deux classifications indépendantes basée-objets. La détection de changement a ainsi été réalisée en comparant chaque pixel des cartes thématique ayant été classifiée sur une base objets, étant donné les difficultés méthodologiques de la comparaison d'objets présentées à la section précédente. Néanmoins, l'approche de classification par objet, adaptée à la haute résolution des images et détaillée à la section 2.3, permet d'éviter l'exagération des changements souvent obtenue avec la classification thématique de pixels isolés. De plus, comparativement à une technique de détection de changement algébrique, la comparaison de deux images classifiées permet d'atténuer significativement les erreurs pouvant provenir de distorsions radiométriques entre les images. En effet, pour la présente l'étude, l'utilisation de plusieurs dizaines de photographies historiques numérisées (1994) et mosaïquées vient exacerber les différences spectrales entre une même entité écologique retrouvée à deux endroits différents dans l'image, rendant l'application d'une technique algébrique délicate étant donné la difficulté de déterminer un seuil de changement. Enfin, l'utilisation de la technique de comparaison post-classification a l'avantage de créer une matrice de changement détaillée fournissant l'information « avant-après » faisant appel à la nature du changement observé. Il est ainsi possible de répondre aux questions : qu'est-ce qui a changé et comment (vers quoi) cela a-t-il changé?

2.3 La classification basée-objet

2.3.1 Des pixels aux objets

L'arrivée de satellites offrant des résolutions pouvant concurrencer les traditionnelles photographies aériennes a mené au développement de méthodes de traitement d'images mieux adaptées à la haute résolution. Les classifications dites basée-objets remplacent ainsi de plus en plus la méthode classique basée-pixels (Blaschke, 2010). En effet, les images possédant des résolutions grossières à moyennes, comme les images du capteur Végétation (1,1 km) de SPOT 4-5 ou encore les images acquises par le capteur TM (30 m) de Landsat, sont composées de pixels pouvant contenir l'information spectrale de plusieurs objets au sol. Par exemple, un pixel de 1 km² combinera la réflectance d'un boisé avec celle d'une clairière adjacente en une valeur spectrale unique. Cependant,

avec l'amélioration de la résolution spatiale des images, un pixel peut maintenant représenter un objet, voir une fraction d'un objet. Dans ce cas, avec une résolution de 25 cm, un simple arbre sera représenté par un ensemble de pixels. Il devient alors difficile de trouver la signature spectrale propre à un objet ou à un ensemble d'objets semblables à cause de l'hétérogénéité des valeurs spectrales retrouvées au sein de ceux-ci (Coburn & Roberts, 2004; Blaschke, 2010). En effet, l'augmentation de la variabilité spectrale intra-classe engendre une réduction de la séparabilité statistique inter-classes lors de l'utilisation d'une approche traditionnelle par pixel (Yu *et al.*, 2006). Les classifications qui en résultent sont ainsi souvent d'une précision moins intéressante et montrent un effet *sel et poivre*, car plusieurs pixels isolés sont classés indépendamment de leur voisinage (Blaschke, 2010). C'est dans ce contexte que des techniques de segmentation et de classification d'images, utilisant non seulement l'information spectrale des pixels, mais aussi les relations spatiales entre ces pixels, ont été développées (Tuominen & Pekkarinen, 2005; Murray *et al.*, 2010).

L'approche par objet comprend l'étape de segmentation, c'est-à-dire le regroupement de pixels adjacents ayant des caractéristiques (spectrales, texturales, topographiques, etc.) semblables, et l'étape de la classification, qui permet d'attribuer une classe thématique à ces objets. La considération d'objets et non de pixels individuels dans la classification se rapproche davantage de la perception visuelle humaine, puisque cette dernière utilise les relations entre les pixels pour comprendre la structure de l'image (Blaschke, 2010). La Figure 2.1 donne un exemple d'un regroupement de pixels créant un objet facilement interprétable.

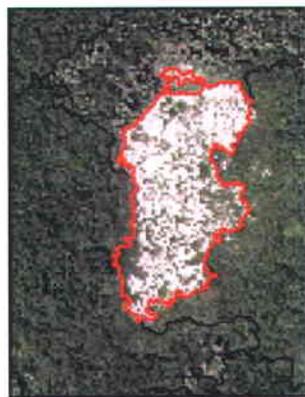


Figure 2.1 Regroupement de pixels semblables voisins formant une zone dominée par le lichen parmi la toundra arbustive.

Le logiciel eCognition de la firme allemande Definiens a été le premier logiciel d'analyse d'images par approche basée-objet disponible commercialement en 2000 (Benz *et al.*, 2004). Il permet l'incorporation de plusieurs couches d'information pouvant aider à la délimitation et à la classification thématique des objets, par exemple un modèle numérique de terrain ou encore de l'information sur la texture de l'image. Très spécialisé et performant, il est utilisé dans plusieurs études pour la classification contextuelle par objet en milieux naturels (Laliberte *et al.*, 2004; Desclée *et al.*, 2006; Yu *et al.*, 2006; Gao *et al.*, 2007; Dissanska *et al.*, 2009; Dribault *et al.*, 2012), agricoles (Hay *et al.*, 2003) et urbains (Lewinski & Zaremski, 2004; Cleve *et al.*, 2008; Zhou *et al.*, 2008).

Dans le cas de la présente étude, une approche de classification basée-objet a été utilisée afin de caractériser le couvert végétal et de tirer profit de la résolution des images. Étant donné la lourdeur des images et le temps de traitement considérable, la plupart des études à ce jour au Nunavik utilisent des méthodes davantage axées sur les analyses par pixel (May, 2011) ou encore la traditionnelle photo-interprétation (Sturm *et al.*, 2001b; Ropars & Boudreau, 2012). Par exemple, Tremblay *et al.* (2012) ont effectué une étude de changement près de Kangiqsualujjuaq en délimitant et en identifiant les différents types de végétation manuellement et visuellement à partir de photographies aériennes. Toutefois, avec l'arrivée des ordinateurs plus performants et le développement des techniques de traitement d'images adaptées aux meilleures résolutions, l'automatisation des méthodes traditionnelles est devenue possible. Dissanska *et al.* (2009) ont d'ailleurs utilisé avec succès la classification basée-objets appliquée à une image panchromatique Quickbird et à une mosaïque de photographie aérienne afin de suivre l'évolution de la structure des tourbières dans la région de la baie James. L'approche par objet leur a permis de classifier avec une précision globale de 81 % les unités morphologiques des tourbières étudiées. Leurs résultats montrent que cette approche permet de remplacer efficacement l'interprétation visuelle et l'identification traditionnelle manuelle des tourbières structurées (Dissanska *et al.*, 2009). Dribault *et al.* (2012) ont aussi utilisé cette approche pour une étude semblable sur les tourbières et ont obtenu une précision globale satisfaisante de 82 %. Par ailleurs, plusieurs études ont comparé les approches par pixel et par objet sur des images à THRS. Par exemple, Cleve *et al.* (2008) comparent ces méthodes pour cartographier l'urbanisation d'un milieu naturel à l'aide de photographies aériennes couleur. Leurs résultats montrent que l'approche par objet leur permet d'améliorer de plus de 20 % la précision globale de leurs classifications par rapport à l'approche par pixel. Whiteside *et al.* (2011) aboutissent à une conclusion semblable en comparant les deux méthodes pour la cartographie de

savanes à partir d'images ASTER. La classification par objet leur permet d'augmenter de près de 10 % la précision globale obtenue par rapport à la classification par pixel. La considération du contexte spatial des pixels en plus de l'information spectrale permet donc d'améliorer grandement la classification des images à haute résolution. De plus, un des avantages majeurs de l'approche basée-objets est celui de palier partiellement les erreurs de superposition spatiale des images lors de la détection de changement ainsi que de réduire les erreurs liées aux différences d'angles d'acquisition et de radiométrie des images (Desclée *et al.*, 2006; Hussain *et al.*, 2013).

2.3.2 Apport de la texture en traitement d'images

L'intégration de la texture, c'est-à-dire de la variation spatiale des tons de gris ou de la luminance des pixels, est souvent utilisée pour améliorer la segmentation et la classification des objets (Hu *et al.*, 2005). Le calcul de la texture permet d'introduire l'information de la distribution spatiale des variations de luminance pour une bande spectrale donnée (Caloz & Collet, 2001). Elle est souvent utilisée dans l'analyse des photographies aériennes pour étudier la végétation, puisque l'hétérogénéité de la structure végétale influence grandement la variance locale des valeurs de pixels pour les images à haute résolution (Hudak & Wessman, 1998). Plusieurs études ont montré l'utilité de son intégration à l'information spectrale des images pour étudier la structure de la végétation (Tuominen & Pekkarinen, 2005; Wood *et al.*, 2012), de même que pour améliorer la segmentation des images (Hu *et al.*, 2005) et la précision de la classification de la végétation (Franklin *et al.*, 2000; Puissant *et al.*, 2005; Murray *et al.*, 2010; Szantoi *et al.*, 2013). D'ailleurs, pour Johansen *et al.* (2007), l'incorporation de la texture à l'information spectrale a permis d'augmenter de 2 à 19 % la qualité de la classification des structures de végétation.

Par ailleurs, les distorsions radiométriques souvent importantes dans le cas de l'imagerie aéroportée affectent davantage la luminance des pixels (le ton) sans pour autant en affecter la texture (Tuominen & Pekkarinen, 2005), d'où l'utilité de l'incorporer à la segmentation et à la classification des photographies aériennes. De plus, la texture est un outil important en photo-interprétation puisqu'avec la couleur, elle fait partie des caractéristiques visuelles facilement appréciables par l'œil humain. Par exemple, un couvert résineux aura une texture généralement assez rugueuse à cause de l'angularité des cimes et de l'arrangement des branches, tandis qu'un couvert arbustif de feuillus apparaîtra comparativement plus lisse (Figure 2.2).

En traitement d'images numériques, la texture permet de quantifier les relations entre un pixel et ses voisins à l'intérieur d'une fenêtre mobile centrée sur un pixel (Caloz & Collet, 2001) (Figure 2.3). La méthode statistique la plus utilisée en télédétection pour le calcul des textures est celle introduite par Haralick *et al.* (1973) basée sur la matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM). Cette dernière examine la répétition des différentes combinaisons de niveaux de gris dans l'image. Elle quantifie ces différences dans la fenêtre mobile, dont la taille est déterminante. Cette taille dépend de la résolution de l'image et de la taille des structures à identifier (Dissanska *et al.*, 2009). Toutefois, elle reste un compromis entre la quantité d'information qu'elle contient et la précision de son contenu à cause des effets de bordures (Puig & Garcia, 2001). Ainsi, la fenêtre doit être assez grande pour contenir le plus de renseignements possible, mais assez petite pour éviter de mélanger les pixels appartenant à des milieux différents.

Pour déterminer la taille optimale de la fenêtre mobile, l'analyse variographique est une méthode largement employée. Elle permet d'extraire des informations sur les structures spatiales d'une image. L'emploi de variogrammes permet de quantifier la variabilité des intensités entre deux points en fonction de la distance qui les sépare (Kourgli & Belhadj-Aissa, 2003). Plusieurs études utilisent ainsi cette approche pour trouver l'échelle optimale maximisant la séparabilité des structures d'une image (Franklin *et al.*, 1996; Kourgli & Belhadj-Aissa, 2003; Johansen *et al.*, 2007; Dissanska *et al.*, 2009; Balaguer *et al.*, 2010). Par ailleurs, Franklin *et al.* (1996) montrent que l'utilisation de variogrammes améliore les résultats de classification de l'inventaire forestier, pour la discrimination des structures de végétation et pour la classification de la couverture du sol. Toutefois, aucune taille unique de fenêtre ne peut être optimale pour l'ensemble des structures présentes à l'intérieur d'une image. Une approche multi-résolutions est donc jugée préférable (Coburn & Roberts, 2004).



Figure 2.2 Comparaison de textures distinctes liées à des couvertures de sol différentes facilement perceptibles par l'observation humaine. À gauche, une pessière à mousses, à droite, un couvert arbustif dense. Les images sont extraites de la mosaïque de photographie aérienne 2010 couvrant la vallée Tasiapik près d'Umiujaq (Nunavik).

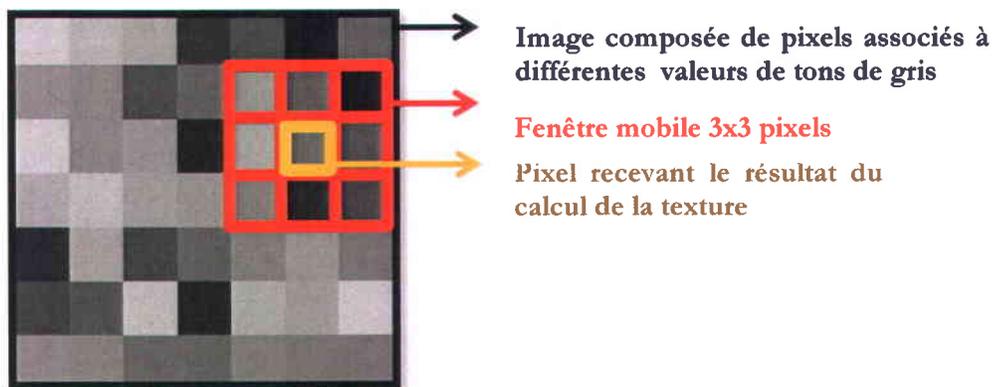


Figure 2.3 Exemple d'une fenêtre mobile (3 x 3 pixels) utilisée pour les calculs de la texture.

Le résultat de l'analyse texturale et de son application dans la classification dépend ainsi de la taille de la fenêtre utilisée, mais aussi fortement du choix des indices de texture. Hall-Beyer (2007) classe les indices de texture en trois groupes statistiques à l'intérieur desquels les indices sont fortement corrélés entre eux. Le premier groupe est basé sur les contrastes et inclut les mesures d'homogénéité, de dissemblance et de contraste. Le second groupe est basé sur la structure ou l'arrangement spatial des pixels (ordre) et inclut les mesures d'entropie et de deuxième moment angulaire. Enfin, le troisième groupe est basé sur les statistiques descriptives, dont la moyenne, la variance et la corrélation. Murray *et al.* (2010) ont appliqué une ACP à ces huit indices et ont retenu l'information contenue dans les trois premières composantes. D'autres ont testé directement sur leurs images l'efficacité des différentes combinaisons de mesures texturales pour la classification (Wood *et al.*, 2012; Szantoi *et al.*, 2013). Plus simplement, étant donné la forte corrélation souvent retrouvée entre les indices d'une même catégorie, il est conseillé d'en utiliser qu'un seul par catégorie (Hall-Beyer, 2007).

2.4 Approches pour évaluer la précision des classifications

La validation est une étape importante, car la qualité de la classification affectera directement la qualité de la détection de changement. La validation teste la précision des résultats obtenus par l'algorithme de classification en comparant les classes thématiques avec des données de végétation connues (sites tests) (Congalton & Green, 2009). Idéalement, la validation est faite à partir de sites

issus d'une campagne de terrain exhaustive. Souvent, faute de temps, d'accessibilité et de budget, la campagne terrain est remplacée par la photo-interprétation d'images à THRS, comme les photographies aériennes, ou encore par une comparaison avec une cartographie de référence (Congalton & Green, 2009).

2.4.1 Choix du système d'échantillonnage et évaluation du nombre de sites tests requis

Étant donné qu'il ne serait pas raisonnable de vérifier individuellement chaque polygone de l'image pour en évaluer la validité de sa classe thématique, un échantillon de polygones représentatif de l'image doit être judicieusement choisi pour faire office de sites de validation. Plusieurs systèmes d'échantillonnage existent. Congalton et Green (2009) citent quatre questions fondamentales à poser avant d'effectuer l'échantillonnage :

- Quelles classes thématiques doivent être évaluées et comment sont-elles distribuées dans l'image ?
- Quelle est l'unité d'échantillonnage appropriée ?
- Quel est le nombre d'échantillons requis pour chaque classe ?
- Quel système d'échantillonnage est le plus approprié ?

La prise en considération de ces questions dans l'élaboration du plan d'échantillonnage déterminera la rigueur statistique de la validation.

La première question concernant la distribution des classes thématiques dans l'image doit se poser afin d'éviter l'autocorrélation spatiale entre les échantillons tests. L'autocorrélation spatiale survient dans le cas où la présence, l'absence ou le degré d'une caractéristique affecte la présence, l'absence ou le degré de cette même caractéristique sur une unité voisine (Cliff & Ord, 1973). Dans le cas où l'autocorrélation existe, les échantillons doivent être sélectionnés avec une distance assez grande pour minimiser son effet et assurer l'interdépendance des sites (Congalton & Green, 2009).

Quant au choix de l'unité d'échantillonnage, elle peut être soit des pixels individuels, des groupes de pixels, des polygones ou des groupes de polygones. Traditionnellement, les unités d'échantillonnage fréquentes pour les cartes de moyenne et de grossière résolution sont le pixel ou le groupe de pixels. Avec l'arrivée des THRS et des approches basée-objets, les approches de validation doivent être

adaptées et l'unité d'échantillonnage doit aussi être des objets (polygones) (Congalton & Green, 2009).

De plus, Afin de bien évaluer la précision globale de la classification d'une manière statistiquement valide, un nombre suffisant d'échantillons tests total doit être utilisé. Le choix du nombre d'échantillons est basé sur des techniques statistiques qui doivent être adéquates à la méthode de validation (Congalton & Green, 2009). Dans le cas où les échantillons serviront à créer une matrice d'erreurs traditionnelle (voir section 2.4.2), Tortora (1978) explique que l'approche basée sur la distribution multinomiale sera préconisée sur celle basée sur la distribution binomiale, puisque le but n'est pas seulement de déterminer la validité d'un site par une réponse binaire (vrai ou faux). En effet, dans une matrice d'erreurs comprenant n classes d'occupation du sol, une seule bonne réponse existe pour un site donné et $n-1$ mauvaises réponses sont possibles. Davantage de sites tests doivent ainsi être pris en compte afin de bien représenter statistiquement cette confusion. L'équation déterminant l'effort d'échantillonnage (N) basée sur une distribution multinomiale (Tortora, 1978; Congalton & Green, 2009) sera présentée au chapitre méthodologique (équation 3.3, section 3.2.2).

Après avoir déterminé le nombre d'échantillons tests adéquats, il faut choisir leur méthode d'échantillonnage. Cinq systèmes d'échantillonnage communs en télédétection peuvent être utilisés pour la validation de cartes thématiques (Tableau 2.3). Afin d'éviter de biaiser l'échantillonnage, les sites de référence doivent idéalement être choisis de façon aléatoire (Congalton & Green, 2009). Toutefois, un échantillonnage purement aléatoire ne permet pas d'obtenir une distribution homogène des sites dans l'image et risque de sous-échantillonner une classe à faible superficie (Aronoff, 2005). Ainsi, une stratégie incluant une composante aléatoire est souvent préconisée afin d'obtenir une distribution uniforme ainsi qu'un nombre optimal de sites par classe (Aronoff, 2005). Par ailleurs, certains systèmes d'échantillonnage comme le système systématique ou par grappe peuvent être plus sensibles à la question d'autocorrélation spatiale (Congalton & Green, 2009). Congalton (1988) a testé ces cinq systèmes d'échantillonnage et conclut que les méthodes aléatoire et aléatoire stratifié donnent souvent les meilleurs résultats. Afin d'éviter de sous-échantillonner des classes peu représentées dans l'image, la méthode stratifiée, impliquant qu'un nombre minimum d'échantillons aléatoires soit sélectionné dans chaque classe, est souvent recommandée (Congalton, 1988).

Tableau 2.3 Méthodes communes d'échantillonnage pour la sélection des sites tests utilisés pour l'évaluation de la précision d'une carte thématique (Jensen, 2005; Congalton & Green, 2009).

Méthodes d'échantillonnage	Description	Avantages	Inconvénients
Aléatoire	Chaque échantillon est choisi indépendamment et a des chances égales d'être sélectionné	Hypothèse de base de nombreux principes statistiques Assure un échantillonnage non biaisé	Peut sous-estimer une classe peu abondante mais tout de même importante si le nombre d'échantillons n'est pas assez grand
Systématique	Sélection aléatoire du point de départ (x, y) suivi d'un échantillonnage à pas constant	Permet une sélection cohérente et ordonnée Permet d'obtenir des sites répartis uniformément dans l'image	Peut biaiser l'échantillonnage selon l'organisation de l'image (ex. en suivant un creux topographique) Moins robuste d'un point de vue statistique, car chaque objet n'a pas la même probabilité d'être sélectionné
Aléatoire stratifié	Prise en compte de la classification thématique finale pour prendre un nombre d'échantillons aléatoire minimum dans chaque classe	Toutes les classes sont évaluées avec un nombre suffisant d'échantillons, même celles proportionnellement moins présentes dans l'image Assure un échantillonnage non biaisé	Nécessité d'attendre le produit thématique final avant de faire le choix des sites Souvent difficile d'obtenir assez d'échantillons pour les classes moins abondantes
Systématique stratifié non-aligné	Combine l'aléatoire et la stratification avec un intervalle systématique	Introduit davantage le caractère aléatoire que l'échantillonnage systématique conventionnel	Application plus complexe
En grappe	Collection de plusieurs échantillons à un emplacement choisi aléatoirement	Facilité et faibles coûts d'échantillonnage sur le terrain	L'indépendance des sites entre eux n'est pas respectée (problème d'autocorrélation spatiale)

2.4.2 Matrice de confusion

La matrice de confusion (ou matrice d'erreurs) est la méthode de validation la plus commune utilisée en télédétection (Congalton, 1991; Foody, 2002; Lunetta & Lyon, 2005). Il s'agit d'une table de contingence mettant en relation les classes thématiques obtenues par la classification (lignes) et les classes de références/classes «vraies» (colonnes) (Tableau 2.4).

Tableau 2.4 Représentation mathématique d'une matrice de confusion classique (adapté de Baatz *et al.* (2005)). Les colonnes représentent les classes de référence (vraies) et les rangées représentent les classes thématiques (classification). La diagonale de la matrice correspond aux superficies inchangées et les autres positions dans la matrice renseignent sur les confusions entre les classes. Les précisions de l'utilisateur et du producteur peuvent être calculées à partir des données dans la matrice et témoignent respectivement des erreurs de commission et d'omission de la classification.

		Classes de référence					Précision de l'utilisateur
		Classe 1	Classe 2	...	Classe N	Σ	
Classes thématiques	Classe 1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1N}	$\sum_{k=1}^N a_{1k}$	$\frac{a_{11}}{\sum_{k=1}^N a_{1k}}$
	Classe 2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2N}	$\sum_{k=1}^N a_{2k}$	$\frac{a_{22}}{\sum_{k=1}^N a_{2k}}$

	Classe N	a_{N1}	a_{N2}	...	a_{NN}	$\sum_{k=1}^N a_{Nk}$	$\frac{a_{NN}}{\sum_{k=1}^N a_{Nk}}$
	Σ	$\sum_{k=1}^N a_{k1}$	$\sum_{k=1}^N a_{k2}$...	$\sum_{k=1}^N a_{kN}$	$n = \sum_{i,k=1}^N a_{ik}$	
	Précision du producteur	$\frac{a_{11}}{\sum_{k=1}^N a_{k1}}$	$\frac{a_{22}}{\sum_{k=1}^N a_{k2}}$...	$\frac{a_{NN}}{\sum_{k=1}^N a_{kN}}$		

La diagonale de la matrice correspond aux pixels bien classés par rapport aux données de référence, tandis que le calcul des marges de la matrice correspond aux pixels qui ont été mal classés (Caloz & Collet, 2001). La matrice permet non seulement de connaître les erreurs associées à chacune des classes thématiques, mais aussi la nature de ces erreurs (confusions entre les classes). Issus de cette

matrice, quatre indices classiques sont fournis par eCognition : l'indice de précision globale (PG), l'indice de Kappa (K), la précision du producteur (PP) et la précision de l'utilisateur (PU).

La PG, facilement interprétable, représente la proportion des pixels qui ont été assignés correctement à la classe de référence (équation 2.1). Elle renseigne sur la précision générale d'une classification.

$$PG = \frac{D}{n} \quad 2.1$$

Où : D est la somme des pixels de la diagonale
 n est le nombre de pixels tests total

À l'instar de l'indice de PG, qui suppose la véracité des sites de références, l'indice K suppose que la classification et les données de références sont indépendantes et d'une même fiabilité (Foody, 2002). Introduit par Cohen (1960), cet indice permet de tenir compte du facteur chance, c'est-à-dire de la probabilité que des pixels aient été attribués à la bonne classe par hasard. Pour ces raisons, l'indice Kappa (équation 2.2) est souvent utilisé conjointement à l'indice PG lors de la validation de cartes thématiques (Caloz & Collet, 2001; Baatz *et al.*, 2005).

$$K = \frac{(N_{classés}) \sum a_{ii} - \sum (a_{i+} * a_{+i})}{(N_{classés})^2 - \sum (a_{i+} * a_{+i})} \quad 2.2$$

Où : $N_{classés}$ est le total des pixels classés, toutes classes confondues
 a_{+i} est la somme de la colonne i , soit $\sum_{k=1}^N a_{ki}$
 a_{i+} est la somme de la ligne i , soit $\sum_{k=1}^N a_{ik}$
 a_{ii} est le nombre de pixels de la classe i correctement classés

Un K de 1 signifierait ainsi une classification parfaite où le facteur chance est nul. À l'opposé, un K approchant 0 signifie une contribution totale de la chance, c'est-à-dire que la classification ne donne pas de meilleurs résultats que si les classes avaient été assignées aléatoirement dans l'image.

La PP est la probabilité qu'un pixel de référence de classe i soit bien classé dans l'image. Elle est liée à l'erreur dite d'omission (1 - PP), qui correspond aux pixels n'ayant pas été affectés à leur classe de

référence, c'est-à-dire qui ont été « oubliés » par la classification. L'erreur d'omission permet ainsi d'estimer le pourcentage de sous-estimation d'une classe de végétation par la classification. L'équation 2.3 définit la PP comme suit :

$$PP(i) = \frac{a_{ii}}{a_{+i}} \quad . \quad 2.3$$

Où : a_{ii} est le nombre de pixels de la classe i correctement classés

a_{+i} est la somme de la colonne i , soit $\sum_{k=1}^N a_{ki}$

Le précédent indice reflète la concordance des données de référence avec la classification, mais ne renseigne pas sur la capacité de la classification à prédire une classe (Baatz *et al.*, 2005). Cette information est donnée par la PU (équation 2.4), qui est liée à l'erreur dite de commission (1 - PU). Cette erreur correspond aux pixels assignés incorrectement à une classe qui n'était pas la leur et permet d'estimer la proportion surestimée par la classification par rapport à une classe de végétation donnée.

$$PU(i) = \frac{a_{ii}}{a_{i+}} \quad 2.4$$

Où : a_{ii} est le nombre de pixels de la classe i correctement classés

a_{i+} est la somme de la ligne i , soit $\sum_{k=1}^N a_{ik}$

Par ailleurs, en retranchant l'erreur d'omission à l'erreur de commission, il est possible de connaître la sous-estimation ou la surestimation globale de la classification pour chacune des classes. L'importance portée à chacune de ces erreurs est propre à chaque étude selon les risques associés à une source d'erreurs spécifique. Par exemple, dans le cas d'une étude sur la gestion des risques liés aux feux de forêt, certains types de couverts forestiers sont particulièrement à risque d'incendie. Ainsi, les erreurs de classification sur les couverts à faible risque n'auront pas de conséquences graves, tandis que la mauvaise détection des couverts à risque élevé peut s'avérer dangereuse. Il est donc important dans ce cas de porter une attention particulière afin de minimiser l'erreur d'omission de ces couverts, même si cela implique une hausse de l'erreur de commission. En d'autres mots, il vaut mieux surestimer la superficie à risque et prendre des mesures de précaution surdimensionnée à

certains endroits que de la sous-estimer et de courir le risque de causer des dégâts importants en zones habitées (Aronoff, 2005).

Enfin, pour bien comprendre les calculs des indices de PG, de PU et de PP, la Figure 2.4 donne un exemple simple de l'application des formules précédentes. Dans cette figure, la classe F (forêt) détient une PU de 70 % et donc une erreur de commission de 30 %. Cette même classe détient une PP de 95 % et donc une erreur d'omission de 5 %. Dans le cas où cette matrice serait exprimée en pixels, on peut en déduire que la classification surestime de 30 % l'étendue de la classe forêt et sous-estime en même temps 5 % cette même classe. En retranchant l'erreur d'omission à l'erreur de commission, on peut conclure que la classification surestime globalement de 25 % l'étendue de cette même classe.

		Référence			Total	Classes d'occupation du sol		
		F	U	E		F= Forêts	U=Urbain	E = Eau
Classification	F	40	9	8	57	PU: F = 40/57 = 70 % U = 15/21 = 71 % E = 20/22 = 91 %	Erreurs de commission: F = 1 - 0,70 = 30 % U = 1 - 0,71 = 29 % E = 1 - 0,91 = 9 %	
	U	1	15	5	21			
	E	1	1	20	22			
	Total	42	25	33	100			
PP:		Erreur d'omission:			PG :			
F = 40/42 = 95 %		F = 1 - 0,95 = 5 %			= (40+15+20)/100			
U = 15/25 = 60 %		U = 1 - 0,60 = 40 %			= 75 %			
E = 20/33 = 61 %		E = 1 - 0,61 = 39 %						

Figure 2.4 Exemple d'application des calculs de précision globale (PG), de précision de l'utilisateur (PU) et de précision du producteur (PP) à partir d'une matrice d'erreurs. (Figure traduite et adaptée de Congalton et Green (2009))

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre détaille la méthodologie employée dans le cadre de l'étude. La première section présente la campagne de terrain, qui a permis de se familiariser avec l'environnement et de faire des liens entre ce qui est observé sur les photographies et ce qu'il y a réellement sur le terrain. Par la suite, la deuxième section détaille les méthodes utilisées pour le traitement des images, de l'étape du prétraitement à celle de la détection de changement.

3.1 Campagne de terrain

3.1.1 Mise en contexte

La campagne de terrain a été réalisée du 14 juillet au 14 août 2012 dans les environs d'Umiujaq, Nunavik. Le but de celle-ci était de se familiariser avec le terrain et d'obtenir de l'information sur la couverture végétale de plusieurs sites par observation directe. La campagne d'échantillonnage a été réalisée dans l'optique initiale d'utiliser les sites échantillonnés pour l'entraînement et la validation des classifications supervisées. Cependant, puisque la campagne s'est faite au premier trimestre consacré à la recherche à temps plein, c'est-à-dire avant même de pouvoir réaliser des essais de segmentation sur les images, il n'a pas été possible d'utiliser directement ces sites pour tester les classifications. Trois raisons expliquent ce problème. D'abord, il a été décidé ultérieurement à la campagne de terrain de diminuer la superficie du territoire à l'étude afin de réduire les temps de

traitements importants liés à la haute résolution de l'image. Par ce recadrage de la zone d'étude, plusieurs sites échantillonnés ne se retrouvaient plus à l'intérieur de celle-ci. Deuxièmement, la fine échelle à laquelle les parcelles de terrain ont été échantillonnées (2 m x 2 m) n'est pas optimale, puisque les images originales, très lourdes d'un point de vue opérationnel, ont dû être ré-échantillonnées de 15 cm à une résolution de 80 cm afin d'alléger les traitements et de généraliser les objets. Troisièmement, afin de pouvoir valider d'une manière statistiquement valable les classifications à l'aide de la matrice de confusion, un échantillonnage de plus de 600 parcelles de validation aurait été nécessaire (voir section 3.2.2). Or, par contrainte de temps, 88 sites ont pu être échantillonnés ici, dont seulement 38 faisaient parties du site d'étude recadré. Malgré ces limitations, la campagne de terrain a été indispensable pour se faire l'œil à la photo-interprétation. Elle a servi à la détermination *a posteriori* des classes de végétation et a permis de créer une base de données visuelle essentielle pour le choix des sites d'entraînement et de validation. De plus, le fait d'avoir parcouru à pied de grandes distances sur le terrain durant ces cinq semaines a permis l'acquisition de connaissances sur la distribution de la végétation pour la compréhension de la dynamique écologique locale.

3.1.2 Échantillonnage

Dans le but d'obtenir des informations *in situ* et ainsi d'être en mesure de faire une photo-interprétation efficace de la végétation à partir des photographies, 88 vérités-terrain ont été échantillonnés près d'Umiujaq. Le choix de ces sites s'est fait selon deux critères principaux suivants :

- Couvrir la superficie du territoire et la diversité géomorphologique
- Couvrir la diversité des types et des structures du couvert végétal
 - o Critère d'uniformité du couvert (sur au moins 100 m²)
 - o Diversité de la couleur et de la texture du couvert

Pour ce faire, des sites d'échantillonnage avaient été présélectionnés en consultant des photographies aériennes ainsi que la carte des dépôts meubles de Fortier *et al.* (2011a). Cependant, la réalité terrain étant ce qu'elle est, il a été décidé de choisir les sites sur place vu le temps perdu à chercher les points GPS et la difficulté des déplacements (couverts arbustifs denses, rivières, etc.). Les seuls sites présélectionnés qui ont été gardés pour l'échantillonnage sont les sites de sondes d'humidité et de

température installées par l'équipe de Monique Bernier et d'Esther Lévesque depuis 2010. Il est important de mentionner que le but à ce moment était de couvrir le plus de sites possible afin d'avoir en main un nombre important de parcelles pour la validation. Ces parcelles devaient couvrir autant que possible la variété des classes de végétation présentes dans la zone d'étude. Pour chacun des 88 sites, des quadrats de 2 m x 2 m ont été échantillonnés. La taille de 2 m x 2 m pour les parcelles terrain a été choisie en tenant compte de la résolution de l'image 2010 (15 cm) et de la variabilité spatiale de la végétation observée sur le terrain. Toutefois, tel que mentionné plus haut, nous avons constaté plus tard que la taille optimale des parcelles aurait été d'une plus grande superficie, notamment à cause du ré-échantillonnage à 80 cm des photographies. Des parcelles d'au moins 5 m x 5 m auraient été nécessaires afin de s'assurer que plusieurs pixels se retrouvent à l'intérieur de celles-ci. D'ailleurs, Mueller-Dombois et Ellenberg (2002) proposent des parcelles optimales de 10 à 25 m² pour les arbustes bas et prostrés et des parcelles couvrant 200 à 500 m² pour les milieux forestiers.

Pour chaque site, un inventaire comprenant les caractéristiques générales du milieu (habitat, substrat, humidité, position topographique, etc.) ainsi que le dénombrement des espèces dominantes ont été réalisés. Sur une sous-parcelle représentative de 80 cm x 80 cm, le pourcentage de recouvrement et la hauteur des strates de végétation ont été mesurés afin de caractériser le couvert végétal en détail (Figure 3.1). La nomenclature utilisée est basée sur la flore « Plantes des villages et des parcs du Nunavik » de Cuerrier *et al.* (2011). Les informations recueillies ont permis de construire une base de données exhaustive. Un exemple de fiche de terrain figure à l'Annexe 1.



Figure 3.1 Exemple du site d'échantillonnage RIV 01, situé sur le talus riverain de la rivière Umiujaq. 1) Situation du site dans l'espace 2) Délimitation de la parcelle de 2 m x 2 m 3) Mise en place d'un quadrat représentatif de 80 cm x 80 cm à l'intérieur de cette parcelle pour dénombrement des espèces.

Chacun des 88 sites échantillonnés a été associé à une coordonnée GPS sur le terrain, qui a permis par la suite de les intégrer dans un SIG et de superposer les sites à la mosaïque de photographies aériennes 2010 utilisée pour la classification. Afin d'assurer la bonne superposition de la position géographique des sites à celle de l'image, plusieurs notes, photos et mesures (comme la distance d'un site par rapport au cours d'eau avoisinant, la distance par rapport à un bosquet d'épinettes bien visible sur les photographies, etc.) ont été prises lors de l'échantillonnage. La précision du GPS étant d'environ 3 m, la position de chaque site a été vérifiée individuellement *à posteriori* par photo-interprétation et des modifications spatiales ont été réalisées lorsque nécessaires. Par exemple, si un site échantillonné était situé entre deux grands bosquets d'arbustes, la distance séparant celui-ci et chacun des bosquets a été prise sur le terrain et reportée sur la photo à l'aide de l'outil de distance (règle) dans ArcGIS. S'il y a lieu, une modification de la position du site était ensuite effectuée. Une carte localisant l'ensemble des sites échantillonnés figure à l'Annexe 2.

3.2 Traitement des images

Le traitement des images regroupe toutes les étapes post-terrain qui ont servi à générer les résultats répondant aux objectifs de l'étude. Après l'acquisition des séries photographiques 1994 et 2010, des prétraitements sur la série 1994 ont été nécessaires afin de la numériser, la corriger et l'assembler en mosaïque. Par la suite, des couches d'information supplémentaires, comme des bandes de texture, ont été générées afin d'aider à la segmentation et la classification des photographies. Une image GeoEye 2009 a aussi été utilisée pour calculer l'indice NDVI. Une fois les classifications terminées, la précision des cartes thématiques obtenues a été évaluée. La superposition des cartes obtenues a ensuite permis de créer une matrice qui quantifie et spatialise les changements. Enfin, une carte « avant-après » a pu être réalisée. Les principaux logiciels utilisés pour l'ensemble de ces traitements sont PCI Geomatica 2012, ArcGIS 10.1 et eCognition Definiens 8.7.2.

La Figure 3.2 présente ces étapes sous forme de schéma méthodologique général. Ces étapes sont discutées en détail dans les prochaines sous-sections.

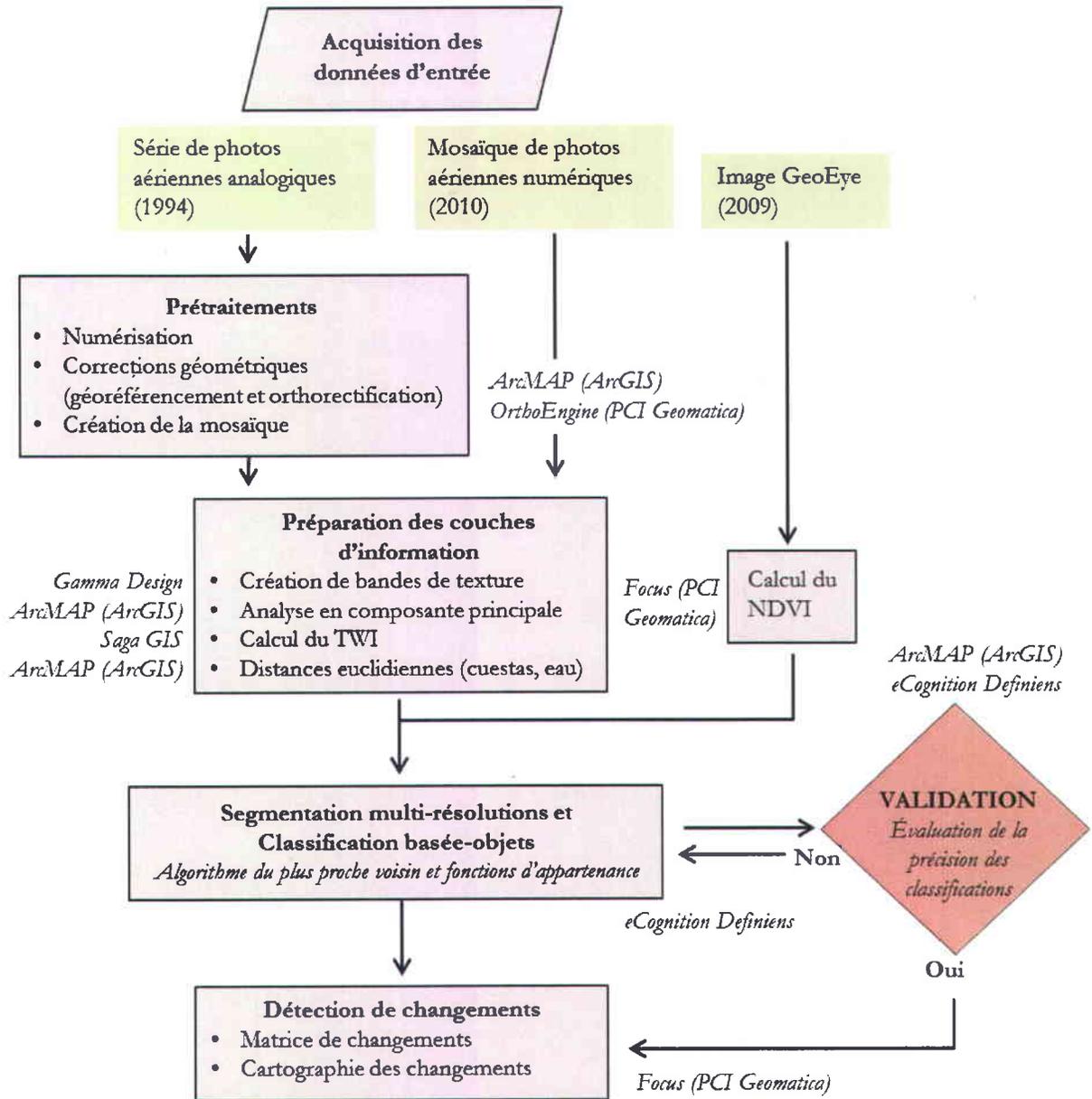


Figure 3.2 Schéma méthodologique général de l'étude. Des prétraitements sont d'abord appliqués à la série analogique 1994. Des couches d'information complémentaires aux bandes spectrales du capteur sont ensuite générées pour les deux séries photographiques. Les photos sont ensuite segmentées, classifiées et validées. Enfin, les classifications sont superposées pour réaliser la détection et la cartographie des changements.

3.2.1 Prétraitement des données

Tel que présenté par le schéma de la Figure 3.2, le prétraitement des données regroupe la rectification géométrique et la création de la mosaïque 1994. Afin de pouvoir comparer les classes thématiques entre elles et réaliser la détection de changement, il est important que les données utilisées se superposent de manière précise dans un système de référence géographique. En effet, l'identification des véritables changements dans la couverture végétal n'est possible que si l'erreur relative au positionnement est faible, voire négligeable (Chen *et al.*, 2012).

La série photographique 1994 étant analogique, les photographies ont d'abord été numérisées à 800 dpi par Maude Pelletier à l'Université Laval à l'aide d'un scanner domestique EPSON GT-15000. Ensuite, de retour à l'INRS, elles ont été géoréférencées puis orthorectifiées en utilisant la mosaïque 2010 comme référence. L'étape du géoréférencement permet d'assigner des coordonnées cartographiques horizontales (x, y) à l'image, tandis que l'orthorectification ajoute l'information verticale (x, y, z) permettant le calcul précis de distances et de superficies (Morgan *et al.*, 2010). À cette fin, l'introduction d'un modèle numérique de terrain (MNT) précis a été nécessaire pour obtenir de bons résultats. Dans ce cas-ci, un MNT lidar à 1 m de résolution spatiale provenant du MTQ a été utilisé. Les orthophotographies ont finalement pu être assemblées pour former la mosaïque finale. Ces étapes ont été réalisées avec le module *OrthoEngine* du logiciel PCI Geomatica.

La création d'une mosaïque géoréférencée requiert la prise simultanée de points de contrôle au sol (GCP) sur la photo à traiter et celle de référence, ainsi que des points de reliage (*tie points*) entre les photographies pour l'assemblage de la mosaïque. Pour la création d'une mosaïque géoréférencée, il est recommandé de prendre au moins deux GCP par photographies et d'en prendre trois pour quelques-unes (PCI Geomatics, 2006). Il est aussi préférable de prendre ces points à l'intersection de 3 photos. La prise de points de reliage (*tie points*) peut venir compenser un nombre restreint de GCP, qui sont plus longs et difficiles à trouver, et permet d'assembler la mosaïque (Figure 3.3).

Dans le cas des photographies aériennes historiques, la correction géométrique présente un réel défi, car les changements dans la couverture du sol rendent difficile l'identification de l'emplacement précis concordant à l'image de référence (Morgan *et al.*, 2010). Les GCPs doivent ainsi être visibles sur l'image de référence et transposables sur l'image à traiter. Ils doivent être distribués de façon relativement homogène et couvrir le plus possible l'ensemble de l'image (Morgan *et al.*, 2010). Dans le cas présent, il a été difficile de trouver de bons points de contrôle étant donné le caractère

dynamique et non-angulaire (c'est-à-dire n'ayant pas formes géométriques et d'angles clairs – ayant plutôt des formes arrondies) du milieu naturel. Néanmoins, afin de réduire les erreurs liées aux effets d'ombrage et de relief, les rares intersections de routes, les blocs (morceaux de roc détachés), les coins de lacs sur le roc et parfois même les bosquets d'arbustes très bas ont été utilisés.

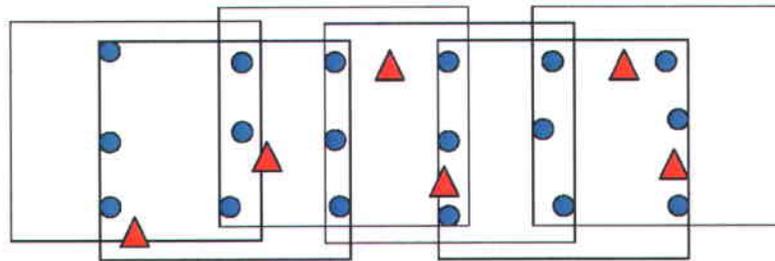


Figure 3.3 Exemple du choix de points de contrôle optimaux pour la réalisation d'une mosaïque géoréférencée. Les cercles bleus représentent les points de reliage et les triangles rouges, les points de contrôle au sol. (Image tirée du tutoriel PCI Geomatics (2006))

La correction géométrique de la mosaïque 1994 a permis d'obtenir une erreur quadratique moyenne (RMS) en x de 1,78 m et un RMS en y de 1,70 m (Tableau 3.1). Une vingtaine de points de contrôle indépendants utilisés pour calculer l'écart spatial entre les images témoignent d'un décalage moyen de 1,57 m (10,46 pixels) entre les images. Le décalage moyen obtenu est considéré élevée dans le cadre d'une étude de changements, puisque plusieurs auteurs parlent d'un décalage maximal optimal de 0,2 à 0,5 pixel (Dai & Khorram, 1998; Lunetta *et al.*, 1998). Le manque d'information sur la distorsion radiale de lentille pourrait expliquer cette erreur élevée. En effet, il n'a pas été d'obtenir cette information auprès du Ministère des Transport du Québec lors de l'acquisition des photographies 1994. La difficulté de prendre des points de contrôle de qualité dans un environnement naturel dynamique explique probablement aussi ce RMS élevé. Le ré-échantillonnage de l'image à 80 cm vient diminuer atténuer ce décalage à 1,98 pixels. De plus, l'application d'un filtre passe-bas pour la détection de changement, détaillée à la section 3.3, palliera cette erreur de positionnement résiduelle. L'impact du décalage des images sur la détection de changement sera discuté davantage au chapitre 5.

Enfin, l'outil de mosaïque automatique a permis d'appliquer une balance des couleurs afin d'homogénéiser la mosaïque finale. Pour ce faire, une image se situant au milieu de la mosaïque a été

choisie comme point de départ. La méthode de découpage *Edge Feature*, qui place les lignes de coupe dans les zones présentant le plus fiable gradient et la plus faible différence de valeurs de niveaux de gris dans l'image, a été appliquée (PCI Geomatics, 2012). Après quelques essais visuels, la balance des couleurs a été effectuée à l'aide de l'histogramme calculé automatiquement pour l'ensemble de la mosaïque (*Histogram – Entire image*). Cette étape a permis de diminuer les différences radiométriques entre les nombreuses photographies mosaïquées. La mosaïque complète finale sera partagée à la communauté scientifique dans la collection de données en ligne *Nordicana D* du Centre d'études nordiques.

Tableau 3.1 Paramètres et résultats de la correction géométrique de la mosaïque 1994. Le nombre de points de contrôle au sol (GCP) et de points de reliage (TP) utilisés pour la création de la mosaïque sont détaillés et les erreurs de positionnement (RMS) en x et en y sont présentés.

Série	Nb. de Photos	Support d'élévation	Nb. de GCP	Nb. de TP	X RMS (m)	Y RMS (m)
1994	53	MNT lidar (résolution : 1 m)	120	190	1,78	1,70

3.2.2 Préparation des couches d'informations

Avant l'étape de segmentation et de classification des images, les bandes qui s'ajouteront aux données spectrales de base (réflectance dans le rouge, le vert et le bleu) doivent être générées. En effet, la force d'un logiciel tel qu'eCognition est de permettre l'incorporation de couches d'information supplémentaires aux bandes spectrales du capteur. Dans ce cas-ci, il a été choisi d'ajouter des bandes texturales, puisqu'elles sont reconnues pour améliorer le résultat des classifications (Franklin *et al.*, 2000; Hu *et al.*, 2005; Puissant *et al.*, 2005; Murray *et al.*, 2010; Szantoi *et al.*, 2013). En effet, la texture est un outil important en photo-interprétation et est complémentaire à la couleur. De plus les distorsions radiométriques souvent importantes dans le cas de l'imagerie aéroportée affectent davantage la luminance des pixels (le ton) sans pour autant en affecter la texture (Tuominen & Pekkarinen, 2005). Dans le cas de la présente étude, la texture vient aider à pallier les différences radiométriques induites par la création d'une mosaïque de plusieurs dizaines d'images.

Outre l'information texturale, l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI), reconnu pour améliorer grandement le résultat des classifications de la végétation (Tuominen & Pekkarinen, 2005), a été calculé à partir d'une image GeoEye pour aider à la classification de la végétation en 2010. Aucune bande semblable n'a toutefois pu être utilisée pour l'année 1994. Le besoin d'obtenir une cartographie récente précise de la vallée explique cette décision. L'indice topographique d'humidité (TWI), utile dans l'étude des zones humides (Merot *et al.*, 1995; Curie *et al.*, 2003), a été calculé pour les deux années afin d'aider la classification de ces zones vu l'absence de bande proche infrarouge. Enfin, des images matricielles de distance séparant chaque pixel de la zone d'étude avec les cuestas et les plans d'eau ont été générées afin d'aider la classification de certaines zones. Les sous-sections suivantes détaillent la méthodologie utilisée pour la création de ces bandes supplémentaires.

3.2.2.1 Création des bandes texturales

L'analyse de texture, réalisée grâce à l'outil TEX (*Texture Analysis*) du logiciel PCI Geomatica, se base sur une méthode statistique introduite par Haralick *et al.* (1973), qui utilise la matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM).

À des fins pratiques, une seule taille de fenêtre jugée optimale a été déterminée pour les analyses de texture. Le choix de celle-ci a été fait à partir d'un variogramme calculé sur un échantillon représentatif de l'image 2010 (500 m²), en supposant que l'échelle des variations est semblable pour 1994 et que les résultats sont transposables. Pour ce faire, le logiciel de géostatistiques *Gamma Design* a été utilisé. En supposant que les changements de végétation ne suivaient aucune direction préférentielle dans l'espace à l'échelle d'observation de la texture, un variogramme omnidirectionnel a été calculé. À chaque pas de 0,80 m, qui équivaut à la résolution des images, la corrélation entre les pixels a été analysée (Figure 3.4).

Le variogramme obtenu suit un modèle exponentiel avec un r^2 de 0,99. La distance déterminée par le modèle au-delà de laquelle il n'y a plus d'interdépendance entre les valeurs de pixels est évaluée à 4,71 m (5,89 pixels). Une fenêtre mobile d'un rayon maximal approximatif de 6 pixels est donc optimale afin d'éliminer la redondance de l'information texturale. Puisqu'une fenêtre mobile de 12 par 12 pixels (nombre pair) ne permet pas de pixel central pour attribuer le résultat du calcul de texture, une fenêtre de 11 par 11 pixels a été utilisée pour le calcul des bandes texturales (Figure 3.5).

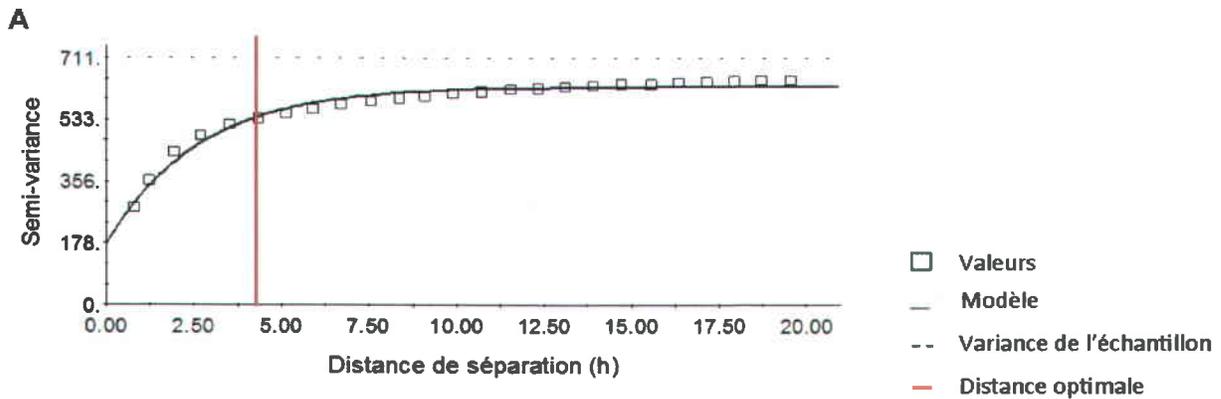


Figure 3.4 Variogramme obtenu à partir du logiciel *Gamma design* calculé sur un échantillon représentatif de la mosaïque 2010. L'axe des x s'exprime en mètres. La distance optimale déterminée par le modèle est de 4,71 m (fenêtre mobile de 12 par 12 pixels).

Quant au choix des indices de texture, Hall-Beyer (2007) classent les classent en trois groupes statistiques à l'intérieur desquels les indices sont fortement corrélés entre eux. Sur cette base, trois mesures de texture appartenant à des catégories différentes ont été sélectionnées pour l'étude : l'homogénéité, le deuxième moment angulaire et la variance. Elles ont été calculées pour chacune des trois bandes du visible, et ce, pour les données de 1994 et de 2010.

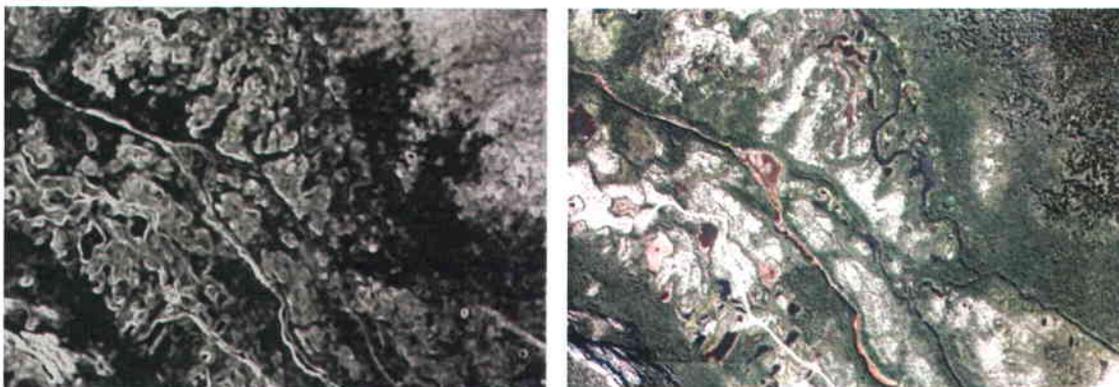


Figure 3.5 À gauche, exemple d'une bande résultant du calcul de texture (ici, la variance, 12x12 pixels) sur un échantillon du composé couleur original de 2010 (à droite). Les zones foncées de l'image de texture (à gauche) représentent les zones ayant une texture plus homogènes (couvert arbustif dense, mares et cours d'eau), tandis que les zones plus claires représentent les zones plus texturées (buttes végétalisées, pessières). À noter les effets de bordure, affectant particulièrement les éléments linéaires (rivières, routes) mais aussi les transitions entre les zones de lichens et d'arbustes.

3.2.2.2 Analyse en composantes principales

L'ACP, du domaine statistique des analyses factorielles, est une transformation orthogonale se basant sur la recherche d'une nouvelle combinaison linéaire (système d'axes) qui maximise la variance des variables initiales (Schowengerdt, 1997). En traitement d'images, elle permet de synthétiser l'information contenue dans les bandes spectrales afin d'éviter la redondance d'informations (Schowengerdt, 1997; Caloz & Collet, 2001). L'application de l'ACP permet d'obtenir de nouvelles bandes porteuses d'un maximum d'informations et non corrélées entre elles.

Dans le cas de la présente étude, étant donné que les trois bandes du visible (RVB) des séries photographiques étaient fortement corrélées entre elles, une ACP (effectuée à l'aide de l'outil *PCA* du module *Focus* de PCI Geomatica) est appliquée aux trois images de texture calculées sur les trois bandes du visible et issues d'un même indice textural. À titre d'exemple, les trois images texturales d'homogénéité issues des bandes 1, 2 et 3 (RVB) de l'image 2010 subissent une PCA. Les trois images texturales basées sur la variance de la bande 1, 2 et 3 subissent aussi une PCA, et ainsi de suite. La même méthode est appliquée pour l'image 1994. Chaque première composante est retenue, puisqu'elle expliquait plus de 99 % de la variance de l'image dans tous les cas. Ce fort pourcentage est expliqué par la forte corrélation entre les bandes du visible, causant une importante corrélation entre les bandes de texture résultantes.

3.2.2.3 Calcul du NDVI et du TWI

Son application étant simple, le NDVI, indice proposé par Rouse et al., (1974), est l'indice de végétation de référence pour l'étude de la végétation (Caloz & Collet, 2001). Il utilise le fait que les pigments de chlorophylle des feuilles des plantes absorbent fortement les longueurs d'onde du visible (0,4 à 0,7 μm) pour faire la photosynthèse et réfléchissent fortement les longueurs d'onde du proche infrarouge (0,7 à 1,1 μm). Il présente une relation exponentielle avec la densité de végétation verte au sol (Caloz & Collet, 2001). Il est utilisé largement pour le suivi du verdissement des milieux arctiques et subarctiques (ex. Olthof *et al.*, 2008; Fraser *et al.*, 2011; McManus *et al.*, 2012), ainsi que pour aider à la classification de milieux végétalisés (ex. Tuominen & Pekkarinen, 2005; Hoang, 2007). Dans le cas de la présente étude, aucune photographie aérienne ne présentait a priori de bande proche infrarouge de sorte qu'il n'était pas possible de calculer un tel indice. Par contre, pour aider à la classification de l'image 2010, il a été possible de calculer l'indice NDVI (équation 3.1) à partir des bandes rouge (R) et proche infrarouge (PIR) d'une l'image GeoEye 2009, qui était de date

et de résolution semblable. L'outil *raster calculator* du logiciel PCI Geomatica a été utilisé pour calculer l'indice.

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad 3.1$$

Où : PIR est la bande proche infrarouge et R est la bande rouge

L'indice topographique d'humidité (*Topographic wetness index – TWI*) pour le territoire d'étude a aussi été calculé. Cet indice, calculé à l'aide du module *Terrain Analysis* de SagaGIS, utilise un MNT d'entrée et ses dérivés (élévation, orientation, pente, surface, courbure, etc.) afin d'estimer la saturation en eau pour chaque pixel donné (Musy & Higy, 2004). Il est particulièrement utile pour l'étude des zones humides (Curie *et al.*, 2003). Merot *et al.* (1995) ont d'ailleurs utilisé cet indice afin de délimiter l'extension des sols inondés sur des bassins versants en Bretagne. Le résultat du calcul du TWI a été introduit comme bande d'information supplémentaire pour aider à la classification des zones de graminées humides.

3.2.2.4 Bandes de distance euclidienne

Afin d'aider la classification des zones d'éboulis et de graminées humides, des images matricielles de distance ont été générées après la classification des deux premiers niveaux de segmentation (voir figure 3.8 et section 3.2.1). Des couches d'information contenant les objets classifiés « cuestas » et « eau » ont été incorporées au logiciel arcGIS et l'outil *Euclidean Distance* du module *Spatial analyst* a permis de créer deux images matricielles portant respectivement l'information de distance séparant chaque pixel de la zone d'étude avec la cuesta la plus proche ou le plan d'eau le plus près.

3.2.3 Segmentation des images

L'approche multi-résolutions permet de segmenter et de classifier les objets d'intérêt à différentes échelles, tout en gardant une structure hiérarchique des classes entre les niveaux. L'algorithme de segmentation multi-résolutions intégré au logiciel eCognition consiste à partir d'un pixel pour ensuite l'assembler avec ses voisins afin de former des objets homogènes. En répétant le processus

de manière itérative, les objets les plus petits sont regroupés pour former de plus grands objets, et ainsi de suite (Definiens, 2008). Caloz et Collet (2001) nomment ce processus « l'approche par croissance de région ». Pour chaque échelle de segmentation, la croissance de l'objet cesse lorsque le seuil d'hétérogénéité interne est atteint (Definiens, 2008). Dans eCognition, ce seuil est défini selon un critère d'homogénéité (de couleur et de forme) et un paramètre d'échelle, auxquels se rajoute le poids accordé à chaque couche (bande) utilisée.

3.2.3.1 Critère d'homogénéité

Le critère d'homogénéité se base sur deux paramètres. D'une part, l'influence de la forme par rapport aux couleurs (valeurs spectrales) doit être déterminée. Cela s'exprime par une valeur comprise entre 0 et 1, qui donne le ratio entre l'importance donnée à chacun. Par exemple, une valeur de forme de 0,9 indique une valeur de 0,1 accordée à l'importance de la couleur. Généralement, le critère de couleur est le plus important afin de créer des objets sémantiques significatifs (Definiens, 2005). D'autre part, le ratio compacité (*Compactness*) / lissage (*smoothness*) fait référence à la régularité de forme des objets (Definiens, 2007). Pour la région à l'étude, une valeur de 0,1 est donnée à la forme contre 0,9 à la couleur, puisqu'il s'agit d'un milieu naturel non structuré (par opposition à un milieu urbain), et la valeur moyenne par défaut de 0,5 a été conservée pour la compacité et le lissage. La Figure 3.6 illustre les relations entre les paramètres du critère d'homogénéité.

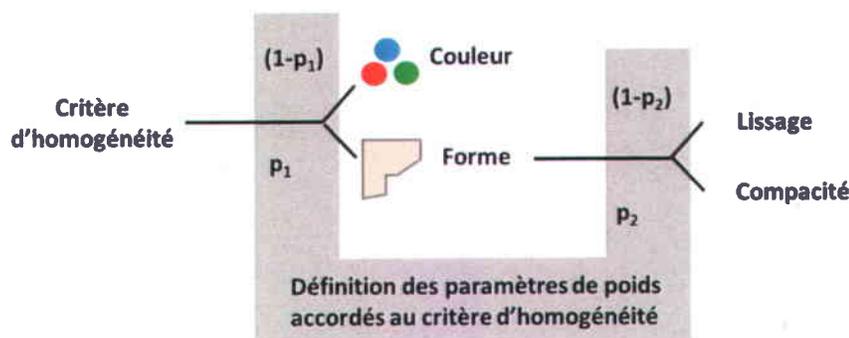


Figure 3.6 Composantes de pondération du critère d'homogénéité, qui est calculé à partir des propriétés de couleur et de forme. Le poids de la couleur ($1-p_1$) assume que la sommation de ce dernier avec celui de la forme (p_1) donne 1. Il en est de même pour le poids du lissage ($1-p_2$), qui s'additionne à celui de la compacité (p_2) pour donner 1 et qui représente le critère de forme. (Figure traduite et adaptée de Definiens (2008))

3.2.3.2 Choix de l'échelle d'observation

Dans un deuxième temps, l'échelle d'observation des objets doit être déterminée. Afin de satisfaire les besoins de la classification, la délimitation des segments doit être fidèle aux objets d'intérêts observés (Hay *et al.*, 2005). Dans eCognition, le paramètre d'échelle, qui renvoie à la taille moyenne des segments (Benz *et al.*, 2004), est sans unité. De plus, il n'y a pas de relation claire établie entre ce paramètre et la taille des objets, ce qui signifie que l'utilisateur doit se rabattre sur des essais-erreurs pour choisir l'échelle optimale de la segmentation, ce qui n'est pas toujours efficace (Hay *et al.*, 2005; Dragut *et al.*, 2010).

Pour guider de manière plus objective le choix de cette échelle, Dragut *et al.* (2010) ont développé un outil automatisé appelé *Estimation of scale parameter* (ESP). L'ESP génère de façon itérative des objets à des échelles croissantes et calcule la variance locale (VL) de ces objets pour chaque échelle. Cette VL est la moyenne de l'écart-type des objets pour une échelle de segmentation donnée. Leur méthode se base sur l'hypothèse que la VL augmente avec la grosseur du segment, jusqu'à ce que cette dernière corresponde à la taille de l'objet réelle. Pour mesurer la VL d'un niveau hiérarchique à un autre, le taux de changement (TC) est calculé selon l'équation suivante :

$$TC = \frac{[L - (L - 1)]}{L - 1} * 100 \quad 3.2$$

Où : L = Variance locale (VL) pour un niveau d'observation donné et L-1 = VL à l'échelle inférieure

Les résultats obtenus à l'aide de l'outil sont compilés dans un fichier texte, qui peut être lu automatiquement et représenté dans un graphique. Les pics du TC dans le graphique indiquent les échelles de segmentation les plus adéquates selon les propriétés de l'image pour une scène donnée.

Dans le cas de la vallée, trois échelles d'observation différentes ont été utilisées, chacune servant à identifier des structures spécifiques dans l'image. L'outil ESP, découvert un peu tardivement dans le projet, a servi au choix de l'échelle de segmentation de la végétation seulement. Son utilisation pour les autres échelles hiérarchiques (cuestas et mares) aurait peut-être permis de réduire les éditions manuelles effectuées à ces niveaux de segmentation. Les graphiques obtenus par l'outil figurent à l'Annexe 3. Les résultats de l'outil permettent de trouver plusieurs valeurs d'échelle optimales à des résolutions différentes. Dans ce cas-ci, afin de tirer profit le plus possible de la THRS des photos, il a

été décidé de prendre une valeur d'échelle la plus basse possible tout en s'assurant que les objets comportaient assez de pixels pour obtenir une bonne précision de classification. Les valeurs d'échelle de 32 et 28 respectivement pour l'image 1994 et 2010 ont été retenues.

3.2.3.3 Choix du poids accordé aux couches d'information

Les bandes utilisées pour la segmentation sont les trois bandes de couleur, les premières composantes principales de chacune des trois bandes de texture ainsi qu'un MNT. Pour chaque échelle de segmentation, plusieurs essais ont été réalisés sur un échantillon représentatif de l'image afin de choisir le poids accordé (compris entre 0 et 1) à chacune des bandes. Le Tableau 3.2 résume les paramètres utilisés pour chaque étape de segmentation.

Pour la première segmentation, qui visait à isoler les grandes structures de l'image (les cuestas, la route et la rivière), un poids égal de 1 a été accordé pour les bandes de couleurs et le MNT, ce dernier jugé être un discriminant important pour la délimitation des zones de cuestas surélevées entourant la vallée. Une considération des textures (0,1 pour chacune) a aussi été accordée, plus particulièrement pour aider la délimitation des zones d'éboulis. Dans la deuxième segmentation, qui visait à identifier les mares, des objets de petites tailles ont été générés et la couleur ainsi que la texture sont utilisées (poids de 1). Cette dernière a été particulièrement utile pour délimiter la surface relativement uniforme (lisse) des étendues d'eau par rapport à la végétation avoisinante. Enfin, la troisième segmentation avait pour but de créer des objets de taille intermédiaire qui allaient servir à la classification de la végétation. La plus grande importance a d'abord été accordée aux bandes de couleur RVB (poids respectifs de 1 ; 1 ; 1), puis au MNT (poids de 0,5), puisqu'il est connu que la végétation dépend très fortement de la topographie locale (Bridge & Jonhson, 2000). Enfin, les trois bandes de texture se sont vues accorder un poids moindre, mais tout de même important, afin de bien délimiter les patrons de végétation et de distinguer les arbustes des épinettes (poids respectifs de 0,4 ; 0,4 ; 0,4).

À noter que pour les segmentations 1 et 2, des éditions manuelles ont été nécessaires. La route, parfois très mince a eu besoin de retouches. De plus, la délimitation des mares et de la rivière, souvent peu profondes, était souvent imparfaite étant donné que les longueurs d'onde du visible, surtout le vert et le bleu, pénètrent un peu l'eau. Malgré ces interventions manuelles pour les deux premières segmentations, aucune modification manuelle n'a été effectuée pour la segmentation de la

végétation. En effet, cela a permis de mieux assurer l'objectivité et la comparabilité des résultats des deux années dans une optique de détection des changements.

Tableau 3.2 Description des étapes de segmentation et poids des paramètres d'entrée utilisés pour la délimitation des objets d'intérêts (cuestas, routes, rivières, mares et végétation). Ces étapes et paramètres sont les mêmes pour les deux années d'étude.

	Paramètre d'échelle	Ratio forme : couleur	Ratio compacité : lissage	Bandes et poids	But
Segmentation 1 (Grossière)	400	0,1 : 0,9	0,5 : 0,5	Couleurs: 1 DEM: 1 Texture: 0,1	Délimiter les grandes structures de l'image et masquer les zones de cuestas la route et les rivières
Segmentation 2 (Fine)	15	0,1 : 0,9	0,5 : 0,5	Couleurs: 1 DEM: 0 Textures: 1	Identifier et masquer les mares
Segmentation 3 (Intermédiaire)	1994: 32* 2010: 28*	0,1 : 0,9	0,5 : 0,5	Couleurs: 1 DEM: 0,5 Textures: 0,4	Classer la végétation

**Déterminé par l'ESP (voir Annexe 3)*

3.2.1 Classification des objets

Après chaque étape de segmentation, les objets (segments) ainsi créés passent à l'étape de la classification, qui permet de leur attribuer une classe thématique selon leurs caractéristiques spectrales, texturales et spatiales. Outre les bandes du visible, l'indice NDVI, les bandes de texture, le MNT et le TWI, des bandes matricielles contenant la distance euclidienne par rapport aux cuestas et aux étendues d'eau ont été utilisées dans l'étape de la classification (Tableau 3.3). Ces derniers ont permis respectivement d'aider à la classification des zones d'éboulis et des zones de graminées humides situées à proximité des mares.

Outre l'approche orientée objet, la force d'eCognition réside dans l'utilisation de la logique floue pour la classification. La logique floue permet différents degrés d'appartenance à une classe, contrairement à une réponse binaire, où l'appartenance est définie de façon catégorique [0 (faux) ; 1

(vrai)]. Ainsi, la valeur d'appartenance d'un objet à une classe peut prendre une valeur entre 0 et 1. Dans eCognition, cette valeur peut être définie de deux manières : par l'algorithme du plus proche voisin (PPV) et par la boîte de dialogique *Membership function*.

Le PPV est un classificateur se basant sur un échantillon d'objets (*training samples*) pour générer automatiquement des fonctions d'appartenance dans l'espace multidimensionnel de leurs caractéristiques (*feature space*). Cet espace consiste dans ce cas-ci en l'ensemble des bandes d'entrées présentées au Tableau 3.3. Toutefois, ce n'est pas nécessairement l'utilisation de toutes les bandes qui permet d'optimiser le résultat de la classification. Afin de choisir la combinaison de bandes qui maximise la séparabilité des classes, l'outil *Feature Space optimization* (FSO) du logiciel a été utilisé. Des sites d'entraînement ont d'abord été choisis manuellement sur l'image segmentée à l'aide de l'outil *Select Samples*. L'attribution d'une classe thématique à un objet est réalisée à partir du calcul de la distance euclidienne entre les caractéristiques de celui-ci et celles des sites d'entraînement dans l'espace multidimensionnel.

Quant à la boîte de dialogue *Membership function*, elle permet, par le biais d'une interface graphique et au moyen d'une caractéristique spécifique, de définir manuellement une fonction d'appartenance à une classe (Figure 3.7).

Le logiciel permet soit d'utiliser séparément l'algorithme du PPV et les fonctions d'appartenance ou alors de combiner ces deux approches. Dans ce cas-ci, les deux sont utilisés, les fonctions d'appartenance servant d'outil supplémentaire pour distinguer des classes difficilement séparables. Pour la présente étude, la possibilité d'une telle combinaison est exploitée pour la classification de la végétation. Les attributs sélectionnés par l'outil d'optimisation sont présentés à l'Annexe 4, de même que les fonctions d'appartenance qui ont été générées. Chaque objet se voit donc attribuer la classe pour laquelle son degré d'appartenance est le plus fort. Une valeur d'appartenance minimale, par défaut ici 0,1, fait office de seuil pour que l'objet puisse appartenir à une classe. Si la valeur d'appartenance d'un objet est sous ce seuil prédéfini, alors l'objet reste non-classé.

Le logiciel permet aussi de hiérarchiser les classes d'objets selon leur échelle de segmentation et de garder les relations sémantiques entre elles dans la classification (Definiens, 2005). Plus complexe d'utilisation, cette option peut s'avérer très utile pour organiser la classification de milieux structurés ou pour classer des objets à différentes échelles tout en tenant compte des caractéristiques des objets hiérarchiques supérieurs ou inférieurs. Dans le cas présent, afin d'alléger la complexité du traitement, un seul niveau hiérarchique pour la classification de la végétation a été utilisé. Ainsi, les

classifications issues des segmentations 1 et 2 ont été réalisées dans un projet eCognition différent de celui traitant de la végétation. Les objets résultants de ce premier projet (qui délimite les zones de cuesta, de rivières, de routes et de mares) ont ensuite été réintroduits en tant que couche thématique dans un nouveau projet eCognition et utilisés comme masque pour la segmentation et la classification de la végétation. Enfin, les trois niveaux de classifications ont été mis ensemble pour créer la carte thématique finale (Figure 3.8).

Tableau 3.3 Couches d'information utilisées dans le logiciel eCognition pour le traitement des photographies aériennes. Dans l'encadré pointillé, les bandes issues de l'image GeoEye 2009, non disponible pour l'année 1994.

Bandes utilisées			
2010		1994	
<i>Bande</i>	<i>Contenu</i>	<i>Bande</i>	<i>Contenu</i>
1	Bande Rouge	1	Bande Rouge
2	Bande Verte	2	Bande Verte
3	Bande Bleue	3	Bande Bleue
4	1 ^{ère} PCA Homogénéité	4	1 ^{ère} PCA Homogénéité
5	1 ^{ère} PCA Variance	5	1 ^{ère} PCA Variance
6	1 ^{ère} PCA Deuxième moment angulaire	6	1 ^{ère} PCA Deuxième moment angulaire
7	MNT lidar 1 m de résolution	7	MNT lidar 1 m de résolution
8	NDVI	8	TWI
9	NDVI Homogénéité	9	Distance euclidienne Cuesta
10	NDVI Variance	10	Distance euclidienne Eau
11	NDVI Deuxième moment angulaire		
12	TWI		
13	Distance euclidienne Cuesta		
14	Distance euclidienne Eau		

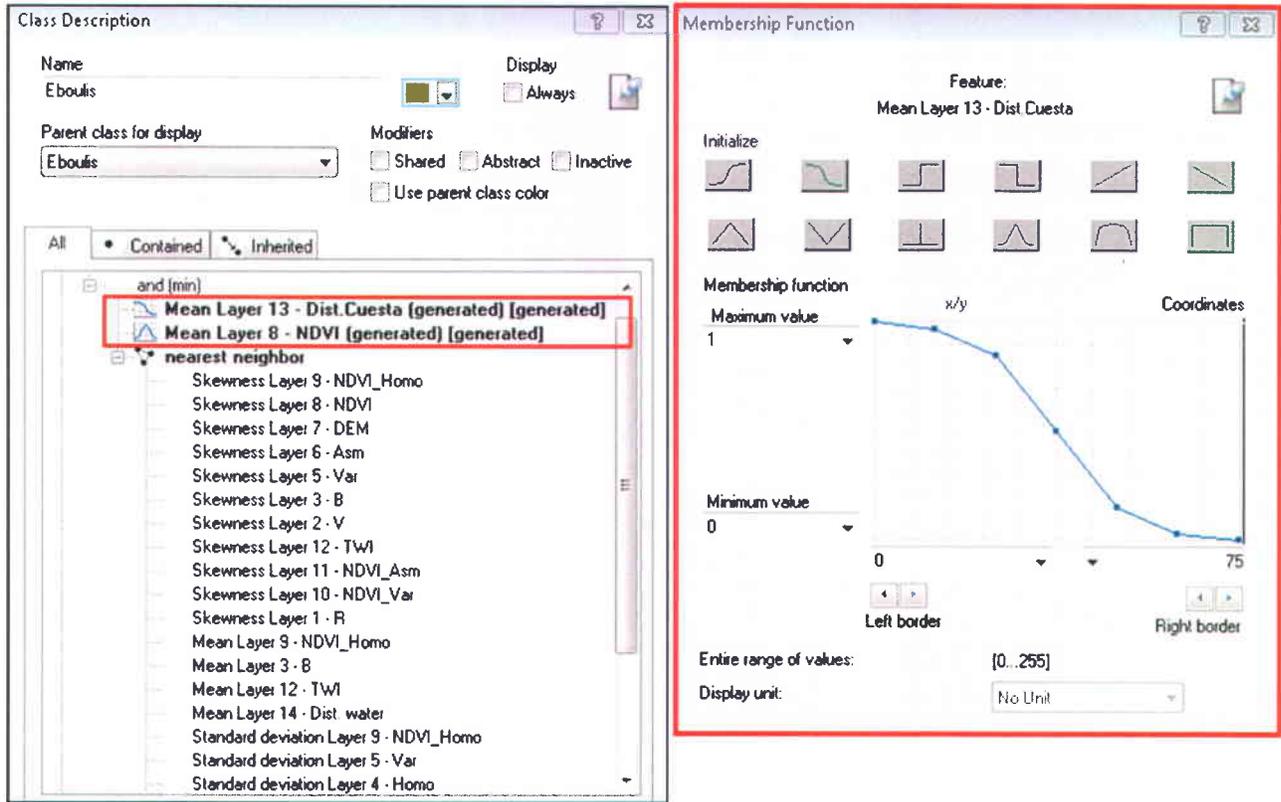


Figure 3.7 Exemple d'application d'une fonction d'appartenance dans eCognition. À gauche, fenêtre résumant les caractéristiques des bandes utilisées pour la classification des éboulis. En rouge, les fonctions d'appartenance générées, plus bas, l'espace multidimensionnel utilisé pour le PPV (algorithme du plus proche voisin - *nearest neighbor*). À droite, la représentation graphique d'une fonction d'appartenance appliquée à la valeur moyenne de la bande 13, qui représente la distance euclidienne par rapport à une zone de cuesta. La fonction d'appartenance permet de diminuer la probabilité d'appartenance d'un objet à la classe *Éboulis* plus il est éloigné géographiquement des cuestas entourant la vallée.

Comme pour l'étape de la segmentation, il est à noter que les objets issus de la segmentation 1 et 2 (Tableau 3.2) ont subi des éditions manuelles de classification. Ils ont été pour la plupart vérifiés et classés manuellement. Par exemple, les grandes zones de cuestas qui encadrent la vallée ont simplement été assignées manuellement à la classe *Cuesta*, puisqu'elles font l'objet d'un masque et ne font pas partie de l'objet d'étude visé. De plus, les objets représentant les étendus d'eau, difficilement séparables étant donné l'absence de bande proche infrarouge ont été classifiés manuellement par photo-interprétation. Cependant, aucune édition manuelle de classification n'a été effectuée sur les objets issus de la 3^e segmentation, c'est-à-dire sur la végétation, puisque le but ici était d'utiliser une méthode automatisée pour la caractérisation de la végétation.

Onze classes de végétation ont d'abord été utilisées pour la classification du 3^e niveau de segmentation. Celles-ci ont été déterminées à partir des connaissances du terrain, de la photo-interprétation et de tests de séparabilités effectués sur les photographies. Ces sous-classes ont ensuite été regroupées en six grandes classes de végétation (Tableau 3.4) dans le but d'améliorer les précisions obtenues en prévision de la détection de changement. Ces grandes classes finales utilisées pour l'analyse de changements sont basées sur la dominance du couvert végétal à l'intérieur d'un objet donné. Une description détaillée de chacune des sous-classes de végétation supportée par des photos de terrain figure à l'Annexe 5.

Tableau 3.4 Classes (à gauche) et sous-classes (à droite) de végétation utilisées pour les classifications. Les 11 sous-classes ont été regroupées en six grandes classes pour la détection de changement.

Classes	Sous-classes
1. Dominance Lichens	a) Lichens (>75%) b) Lichens-sols nus (>50%) et arbustes (>25%) c) Lichens (50-75%) et arbustes (>25%)
2. Dominance Arbustes	a) Arbustes (50-75%) et lichens (>25%) b) Arbustes bas 0-50 cm (>75%) c) Arbustes hauts +50 cm (>75%)
3. Dominance Pessières	a) Pessières (>30% épinettes)
4. Dominance Herbacées	a) Graminées humide b) Herbacées sec
5. Eau	a) Mares b) Rivières
6. Roc/Éboulis	a) Éboulis b) Roc

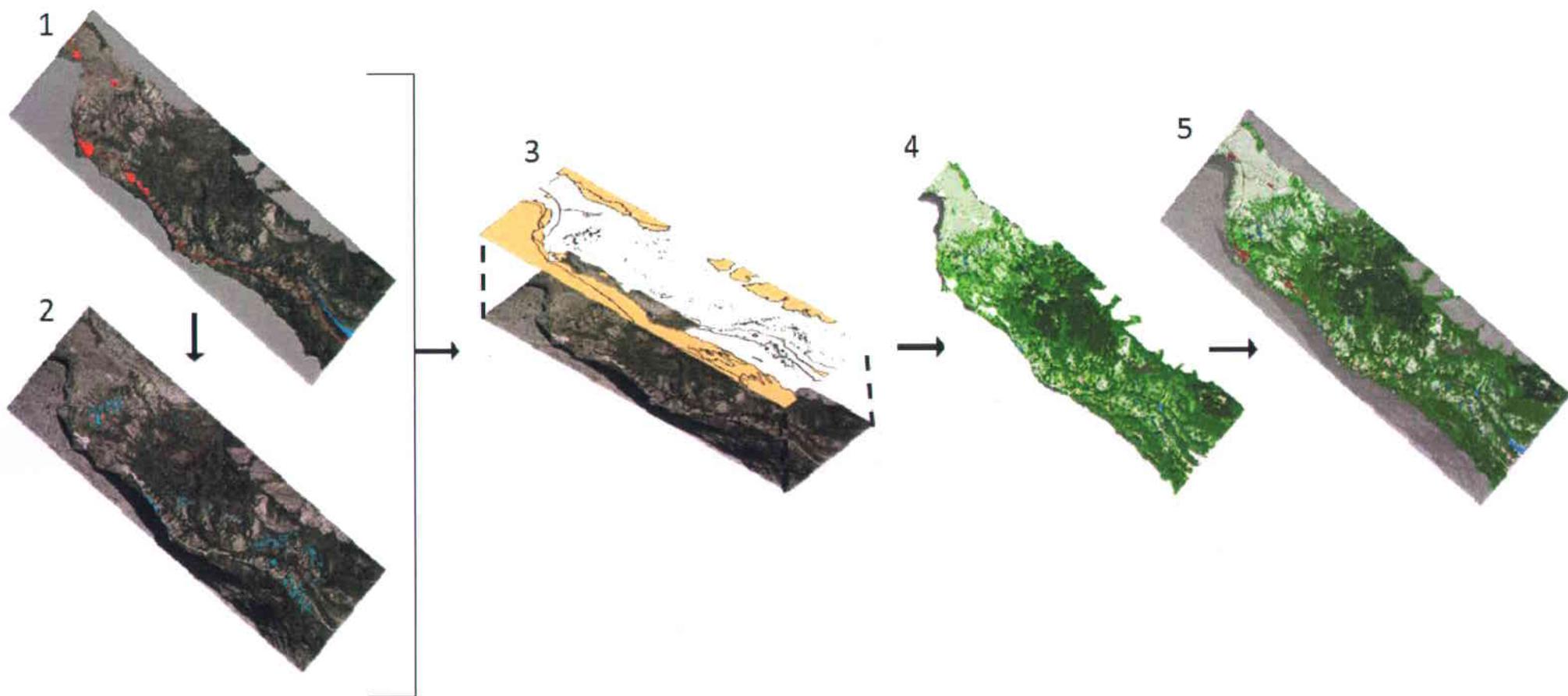


Figure 3.8 Résumé des étapes de la classification. 1 et 2) Classification des objets issus de la 1^{re} segmentation (cuestas, rivières et routes) et de la 2^e segmentation (mares) (projet à deux niveaux hiérarchiques). 3) Masque réalisé à partir des deux précédentes classifications et appliqué au nouveau projet. 4) Classification des objets issus de la 3^e segmentation (végétation) (projet à un seul niveau hiérarchique). 5) Superposition de tous les niveaux de classification précédents pour la création de la carte thématique finale. Ces étapes sont les mêmes pour les cartes 1994 et 2010.

3.2.2 Validation des classifications

La validation des classifications est une étape cruciale, car elle détermine la fiabilité des données qui serviront ensuite à l'analyse de changements. Dans ce cas-ci, une matrice d'erreurs a été utilisée pour évaluer la qualité des classifications. Cette dernière est générée par l'outil *Accuracy assessment* du logiciel eCognition. Étant donné le manque de vérités-terrain disponibles, la validation a été faite à partir de la photo-interprétation des photographies aériennes originales à 15 cm de résolution supportée par les connaissances acquises lors de la campagne de terrain.

Le calcul du nombre d'échantillons tests requis pour la validation a été effectué à l'aide de l'équation 3.3 proposée par Tortora (1978). Cette équation, basée sur une distribution multinomiale, permet de bien représenter de manière statistiquement valide les confusions entre les classes. De plus, le coefficient de Kappa (KIA), fourni par eCognition lors de la validation, suppose un modèle d'échantillonnage multinomial (Congalton & Green, 2009), renforçant le choix de cette méthode.

Soit l'équation basée sur la distribution multinomiale suivante (Tortora, 1978):

$$N = \frac{B \prod_i (1 - \Pi_i)}{b_i^2} \quad 3.3$$

Où :

B est le $(\alpha/\kappa)*100^e$ percentile supérieur de la distribution Chi-carré (X^2) avec 1 degré de liberté,

κ est le nombre de classes et α le degré de confiance

\prod_i est la proportion de la classe i pour laquelle cette proportion est le plus près de 50 %

b_i est la précision désirée

B est déterminé à partir de l'équation suivante et de la table du X^2 avec 1 degré de liberté :

$$1 - (\alpha / K) = 0,995$$

$$X^2_{(0,995454)} = 8,052$$

Il est ensuite possible de résoudre l'équation 3.3 en sachant que la superficie relative de la classe la plus près de 50 % (arbustes hauts) est de 31,4 % pour 2010 et de 23,6 % pour 1994 (voir les résultats à la section 4.1.3). Établissant un degré de confiance souhaité de 95 % avec une précision de 5 %, on obtient :

$$N_{2010} = \frac{8,052(0,314)(1 - 0,314)}{0,05^2} = 694 \text{ échantillons requis}$$

$$N_{1994} = \frac{8,052(0,236)(1 - 0,236)}{0,05^2} = 581 \text{ échantillons requis}$$

Ainsi, **le nombre d'échantillons tests adéquat est estimé à 694 pour 2010 et à 581 pour 1994.** Ce nombre est différent pour les deux classifications, puisque l'équation inclut une variable propre à chacune, soit la proportion de la classe pour laquelle elle est la plus près de 50 %. Cette variable est connue une fois la classification achevée.

Un système d'échantillonnage aléatoire stratifié a été choisi dans le cas de la présente étude. Toutefois il a été décidé d'opter pour la non-proportionnalité, c'est-à-dire que le plan d'échantillonnage ne prend pas en compte la proportion relative de chaque classe thématique dans l'image et prend le même nombre d'échantillons pour chacune des classes. Congalton et Green (2009) précisent que la considération du contexte et des besoins spécifiques à l'étude peut mener à des ajustements du système d'échantillonnage. De plus, afin de garder une valeur statistique au résultat, ils suggèrent fortement de récolter au minimum 50 échantillons par classe pour une carte comportant moins de 12 classes et couvrant moins d'une acre en superficie. Dans le cas de la présente étude, puisqu'une approche basée sur la proportionnalité de chaque classe ne permettrait pas de garder ce minimum de 50 échantillons par classe, allouer le nombre d'échantillons sur une base de proportionnalité aurait engendré une sous-représentation statistique des sous-classes *Herbacées*, *Graminées humide* et *Roc/Éboulis*, peu présentes dans l'image. Quant aux autres plans d'échantillonnage, il a été jugé que la méthode systématique n'était pas assez aléatoire et pouvait introduire des biais étant donné l'organisation de l'image. De plus, la méthode en grappe risquait de ne pas permettre l'échantillonnage de toutes les classes et de ne pas respecter l'indépendance des sites. Ainsi, 63 échantillons tests ont été choisis aléatoirement pour chacune des 11 classes thématiques de l'année 2010 ($694 \div 11$ classes) et 53 pour chacune des 11 classes thématiques de l'année 1994 ($581 \div 11$ classes).

3.3 Détection de changement

Comme mentionné au chapitre 2, la méthode de détection de changement retenue dans le cadre de l'étude est celle de la comparaison post-classification. Simple, elle permet de quantifier les changements survenus sur le territoire et de connaître la nature de ceux-ci par le biais d'une matrice de changements (Lu *et al.*, 2004). La qualité de la détection de changement dépendra de la précision des classifications et de la précision de la superposition spatiale des deux images. Afin de pallier l'erreur de positionnement d'environ 1,98 pixels entre les images (voir section 3.2.1), il a été suggéré par le professeur Karem Chokmani de l'INRS-ETE d'appliquer un filtre passe-bas sur les images classifiées avant d'effectuer la détection de changements. Les filtres passe-bas permettent de produire un lissage en réduisant les écarts de variation du signal à l'aide d'une fenêtre mobile (Caloz & Collet, 2001). Un filtre modal de 5 par 5 pixels attribuant au pixel central la classe thématique dominante retrouvée dans la fenêtre a été appliqué sur les deux cartes thématiques finales. La fenêtre du filtre étant supérieure à l'erreur de superposition, l'effet du décalage sur les données est minimisé, puisque l'information thématique d'un même point géographique sur les deux images se retrouvera à l'intérieur de cette fenêtre. Une méthode semblable d'application d'un filtre passe-bas a d'ailleurs été appliquée avec succès par afin d'atténuer l'effet d'un décalage spatial de 5 pixels entre deux images dans le cas d'une étude de changement bi-temporelle. Une méthode semblable d'application d'un filtre passe-bas a été appliquée par Zhou *et al.* (2008) afin d'atténuer l'effet d'un décalage spatial de 5 pixels entre deux images dans le cas d'une étude de changement bi-temporelle.

Une fois le filtre appliqué, les deux classifications (1994 et 2010) ont été superposées et l'analyse de changement a été faite sur une base pixel-par-pixel avec l'outil MAT (Matrix Analysis) du module Focus de PCI Geomatica. Issue de cette analyse, une matrice contenant l'ensemble des changements est créée, de même qu'une nouvelle image pour laquelle une valeur de changement renseignant sur la nature de celui-ci est attribuée à chaque pixel. La diagonale de la matrice représente les classes qui n'ont pas changé d'une image à l'autre, tandis que les autres positions renvoient à un changement d'une nature différente.

Chaque pixel de l'image matricielle sortante contient une valeur allant de 1 à n^2 , n représentant le nombre de classes thématiques (Tableau 3.5). Il existe donc autant de valeurs que de combinaisons possibles entre les classes des deux images. Enfin, il est possible d'attribuer un code de couleur aux changements qu'on veut représenter afin de créer une carte spatio-temporelle du territoire. À noter

que la détection de changement est effectuée sur la végétation et les mares à l'intérieur de la vallée. Les zones de cuestas entourant celle-ci de même que la route ne sont pas prises en compte.

Tableau 3.5 Exemple numérique d'une matrice de changements issue de la superposition de deux images contenant chacune 6 classes thématiques. Trente-six natures /directions de changements différentes sont possibles. La diagonale représente les superficies non changées.

		Image 1					
		1	2	3	4	5	6
Image 2	1	1	2	3	4	5	6
	2	7	8	9	10	11	12
	3	13	14	15	16	17	18
	4	19	20	21	22	23	24
	5	25	26	287	298	29	30
	6	31	32	33	34	35	36

3.4 Note aux lecteurs

La maîtrise de nouveaux outils, spécialement du logiciel spécialisé eCognition Definiens, a été, en termes d'efforts, de temps et d'apprentissage, une partie très importante de l'étude. L'utilisation de photographies aériennes, bien que possédant une très haute résolution spatiale, était en soi un défi, puisque d'une part les différences radiométriques inévitables lors de la création de la mosaïque rendaient difficile la généralisation de la méthode pour l'ensemble de l'image, et que d'autre part, l'utilisation de photographies analogiques numérisées (1994) rajoutait à cette difficulté. L'absence d'une bande proche infrarouge était aussi un obstacle supplémentaire, surtout pour l'année 1994, où il n'a pas été possible d'utiliser des données satellitaires en support. Par ailleurs, les possibilités du logiciel eCognition étant innombrables, divers chemins sont possibles pour arriver au résultat souhaité. Plusieurs choix ont été faits suite à de nombreux essais et erreurs permettant de trouver les meilleurs paramètres pour la segmentation et la classification. Enfin, sachant que l'exploration complète du logiciel et sa maîtrise requièrent en général des années d'expérience, certains choix auraient probablement pu être optimisés davantage. Les impacts des choix méthodologiques sur la précision des classifications et de la détection de changement seront discutés plus tard. Le prochain

chapitre présente les résultats obtenus et montre que les objectifs ont été atteints avec la méthodologie présentée.

CHAPITRE 4

PRÉSENTATION DES CARTES DE VÉGÉTATION ET DISCUSSION DE L'IMPACT DES CHOIX MÉTHODOLOGIQUES SUR LEUR PRÉCISION

Ce chapitre présente les résultats concernant les classifications basée-objets. Ces dernières seront ensuite utilisées pour la détection de changement présentée au chapitre suivant. Les grandes classes de végétation choisies dans le cadre de l'étude sont d'abord présentées. Les résultats concernant l'évaluation de la précision de cartes thématiques sont exposés, suivis des cartes elles-mêmes. Les superficies absolues de chacune des classes de végétation pour les deux années sont ensuite comparées. Enfin, la dernière section discute des impacts des choix méthodologiques entourant les résultats obtenus.

4.1 Résultats des classifications

4.1.1 Précisions des classifications obtenues

Avant de présenter les cartes thématiques obtenues, l'évaluation de la précision des classifications 1994 et 2010 sont présentés. Au départ, la validation a été effectuée sur les 11 sous-classes de végétation. Après consultation des matrices d'erreurs (Annexe 6), les nombreuses confusions entre ces sous-classes ont orienté la décision de leur regroupement en 6 grandes classes. La précision globale ainsi que l'indice de kappa sont ainsi présentés pour les deux classifications finales (Tableau 4.1). Notons que les matrices d'erreurs données par le logiciel eCognition sont exprimées en pixels

(donc en superficies). L'exercice de les exprimer en objets a été aussi réalisé afin de comparer les résultats obtenus. Toutes les matrices exprimées en objets peuvent aussi être consultées à l'Annexe 6.

Tableau 4.1 Précisions des classifications de la végétation obtenues pour l'année 1994 et 2010, avant regroupement des sous-classes (toutes classes) et après regroupement en grandes classes (6 classes). Les résultats exprimés en objets sont aussi présentés.

	1994				2010			
	Toutes classes		6 classes		Toutes classes		6 classes	
	<i>pixels</i>	<i>objets</i>	<i>pixels</i>	<i>objets</i>	<i>pixels</i>	<i>objets</i>	<i>pixels</i>	<i>objets</i>
Précision globale (PG)	71%	67%	85%	80%	72%	65%	84%	78%
Indice de Kappa (K)	0.68	0.63	0.8	0.74	0.68	0.62	0.79	0.71

Les résultats du Tableau 4.1 montrent que la validation par pixel donne une précision globale en moyenne de 6 % supérieure à la validation par objet. Cela peut s'expliquer par le fait qu'un objet très petit mais mal classé aura le même poids qu'un objet de grande taille n'ayant pas été attribué à la bonne classe. Or, les plus grands objets sont souvent mieux classés, car ils détiennent davantage d'informations (par exemple sur la texture). Dans le cas présent, il a été jugé que la validation par pixel se rapprochait davantage de la réalité, puisqu'elle tenait compte de la superficie occupée par les classes. Le but de la validation étant de connaître la proportion du territoire bien représentée d'un point de vue thématique, il semble adéquat dans ce cas-ci d'utiliser une matrice de confusion exprimée en superficie.

Malgré les précisions globales acceptables obtenues pour les classifications sans regroupement de classes (71 et 72 %), ces dernières ont été regroupées en grandes classes de végétation dominante, puisque le résultat de l'analyse de changements est fortement dépendant de la qualité des classifications. Ce regroupement des sous-classes a ainsi permis d'augmenter de 11 à 14 % les résultats de la précision globale et de l'indice de kappa. Les classifications finales résultantes donnent ainsi de bons résultats, soit des PG de 84 % et de 85 % et des indices de kappa de 0,80 et 0,79, respectivement pour les années 1994 et 2010. La forte similarité des précisions des deux années

(<1 % de différence dans tous les cas) semble montrer que l'ajout de la bande NDVI pour la classification de l'année 2010 n'a pas eu d'impact positif sur la précision globale de la classification.

Les matrices d'erreurs finales obtenues permettent de connaître la précision individuelle pour chaque classe et de détailler les principales confusions entre ces dernières (Tableau 4.2 et Tableau 4.3). Les diagonales des matrices représentent les pixels ayant été bien classés. Les colonnes renseignent sur la concordance des données de référence avec la classification (PP), tandis que les rangées informent sur la capacité de la classification à prédire une classe (PU). Cette dernière information est liée à l'erreur dite de commission, qui est souvent considérée comme la plus importante et qui réfère aux pixels assignés incorrectement à une classe. En regardant la capacité des deux classifications à prédire une classe de végétation (PU), on constate que la classification 2010 prédit avec une meilleure fiabilité les zones dominées par les arbustes et celles dominées par le roc/éboulis que la classification 1994. Ces résultats pourraient être expliqués par l'utilisation de la bande NDVI dans la classification 2010, qui aide à bien distinguer les zones arbustives à forte activité photosynthétique ainsi que les zones dépourvues de végétation (Roc/Éboulis). À l'inverse, la classification 1994 semble pouvoir prédire de façon plus précise les superficies dominées par les lichens et les herbacées. L'image 1994 étant de moins bonne qualité puisqu'à la base analogique, les zones de lichens y sont souvent un peu surexposées, les rendant facilement séparables des autres classes de végétation. Quant aux zones d'herbacées, leur plus grande abondance en 1994 a pu aider leur classification par le nombre et par la qualité des sites d'entraînements sélectionnés. Par ailleurs, ces zones d'herbacées, en général moins bien identifiées par les deux classifications, se confondent surtout avec les zones arbustives, probablement à cause de leur couleur et de leur texture parfois similaires à celles des couverts arbustifs denses et bas. Pour l'année 2010, la présence accrue d'arbustes dans les milieux humides (de moins en moins humides en 2010) pourrait expliquer la confusion plus importante entre ces classes. Une confusion est aussi remarquable entre les classes *Pessières* et *Arbustes* pour les deux années. En effet, la classe *Pessières* est celle détenant l'erreur d'omission la plus élevée (donc la PP la plus faible), ce qui signifie que plusieurs zones de pessières en 1994 et en 2010 ont été « oubliées » par la classification. Malgré la texture bien distincte des couverts résineux, la présence conjointe d'épinettes et d'arbustes à l'intérieur d'un même objet, fréquente à la lisière des zones forestières, pourrait expliquer cette erreur élevée et la confusion observée avec les zones arbustives. D'ailleurs Congalton et Green (2009) soulignent la complexité spatiale des zones forestières et leur erreur thématique souvent les plus élevées, particulièrement dans les zones de transitions entre celles-ci et d'autres types de couverts. Enfin, la classe *Eau*, bien

que très bien classifiée pour les deux années, obtient une meilleure précision 1994 qu'en 2010. Étant donné que cette classe a été assignée manuellement, l'erreur est de nature humaine. Il est probable que certaines mares en 2010 aient été oubliées, puisqu'elles étaient plus petites. Cette erreur reste somme toute faible.

Tableau 4.2 Matrices de validation de la classification de l'année 1994 après regroupement des sous-classes. Les résultats de la matrice sont exprimés en pixels.

TOTAL pixels bien classés: 269 515	Classes de référence						TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)
	<i>Dominance Lichens</i>	<i>Dominance Arbustes</i>	<i>Pessières</i>	<i>Dominance Herbacées</i>	<i>Roc/Eboulis</i>	<i>Eau</i>		
<i>Dominance Lichens</i>	103717	1444	0	2602	2149	0	109912	0.94
<i>Dominance Arbustes</i>	6774	66531	5935	4639	933	58	84870	0.78
<i>Pessières</i>	119	1399	18752	0	415	0	20685	0.91
<i>Dominance Herbacées</i>	7073	4907	496	44215	0	88	56779	0.78
<i>Roc/Eboulis</i>	4907	4252	0	112	24298	497	34066	0.71
<i>Eau</i>	21	207	0	0	0	12002	12230	0.98
TOTAL	122611	78740	25183	51568	27795	12645	318542	
Précision du producteur (PP)	0.85	0.84	0.74	0.86	0.87	0.95		Précision globale: 0.85

Tableau 4.3 Matrice de validation de la classification de l'année 2010 après regroupement des sous-classes. Les résultats de la matrice sont exprimés en pixels.

TOTAL pixels bien classés: 272 124	Classes de référence						TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)
	<i>Dominance Lichens</i>	<i>Dominance Arbustes</i>	<i>Pessières</i>	<i>Dominance Herbacées</i>	<i>Roc/Eboulis</i>	<i>Eau</i>		
<i>Dominance Lichens</i>	54006	8262	0	198	1762	0	64228	0.84
<i>Dominance Arbustes</i>	2101	105840	7426	3555	2162	0	121084	0.87
<i>Pessières</i>	177	898	21581	0	0	0	22656	0.95
<i>Dominance Herbacées</i>	1847	13282	1202	30007	349	740	47427	0.63
<i>Roc/Eboulis</i>	4379	1839	77	157	54677	0	61129	0.89
<i>Eau</i>	55	0	0	758	0	6013	6826	0.88
TOTAL	62565	130121	30286	34675	58950	6753	323350	
Précision du producteur (PP)	0.86	0.81	0.71	0.87	0.93	0.89		Précision globale: 0.84

L'analyse des matrices d'erreurs précédentes a permis d'évaluer la fiabilité des classifications et de tracer un portrait des erreurs qui leur sont associées. Dans le cas d'une étude de changements, une précision minimale d'environ 85 % est a été suggérée par Wright et Morrice (1997), toutefois, il n'est pas toujours possible d'obtenir une telle précision. Dans le cas présent, les précisions obtenues étant de 84 et 85 %, ces classifications sont jugées acceptables pour évaluer l'ampleur des changements de végétation entre 1994 et 2010. Toutefois, les erreurs ne se produisant pas de la même façon pour les classifications des deux années, cela peut aussi introduire des biais dans la détection de changements. Nous en discuterons plus amplement à la prochaine sous-section ainsi qu'au chapitre suivant lors de la discussion sur la précision de la détection de changements.

4.1.2 Cartographie de la végétation et changements globaux du territoire

Les deux cartes de végétation finales (après regroupement des sous-classes en grandes classes) issues des classifications 1994 et 2010 illustrent l'hétérogénéité du couvert végétal (Figure 4.1 et Figure 4.2). Avant même de consulter les données quantitatives issues des classifications, une comparaison visuelle des cartes permet de constater une tendance générale à la diminution des zones de lichens au profit des zones arbustives, particulièrement dans le bas de la vallée, où plusieurs buttes de pergélisol en dégradation sont retrouvées. À l'opposé de ces zones de changements importants, le plateau à la tête de la vallée semble avoir subi peu de changements, surtout lorsqu'on le compare aux autres zones de lichens. Le plateau central dominé par la pessière semble aussi relativement stable dans le temps. Le front de la cuesta situé au sud-ouest, dominé par le Roc/Éboulis en 1994, semble avoir connu une expansion notable de la classe arbuste. Plus en amont, au nord-ouest de la vallée, une diminution importante des herbacées au profit des arbustes est observable près de la route. Cette dernière ayant subi une excavation importante après 1994, cela pourrait avoir causé un effet de drainage provoquant la perte des milieux humides et la croissance arbustive, les arbustes décidus étant particulièrement performants à la colonisation de milieux perturbés (Kemper & Macdonald, 2009; Lantz *et al.*, 2009). Les cartes thématiques détaillées comportant les onze sous-classes ayant servi à illustrer les cartes finales sont disponibles à l'Annexe 7.

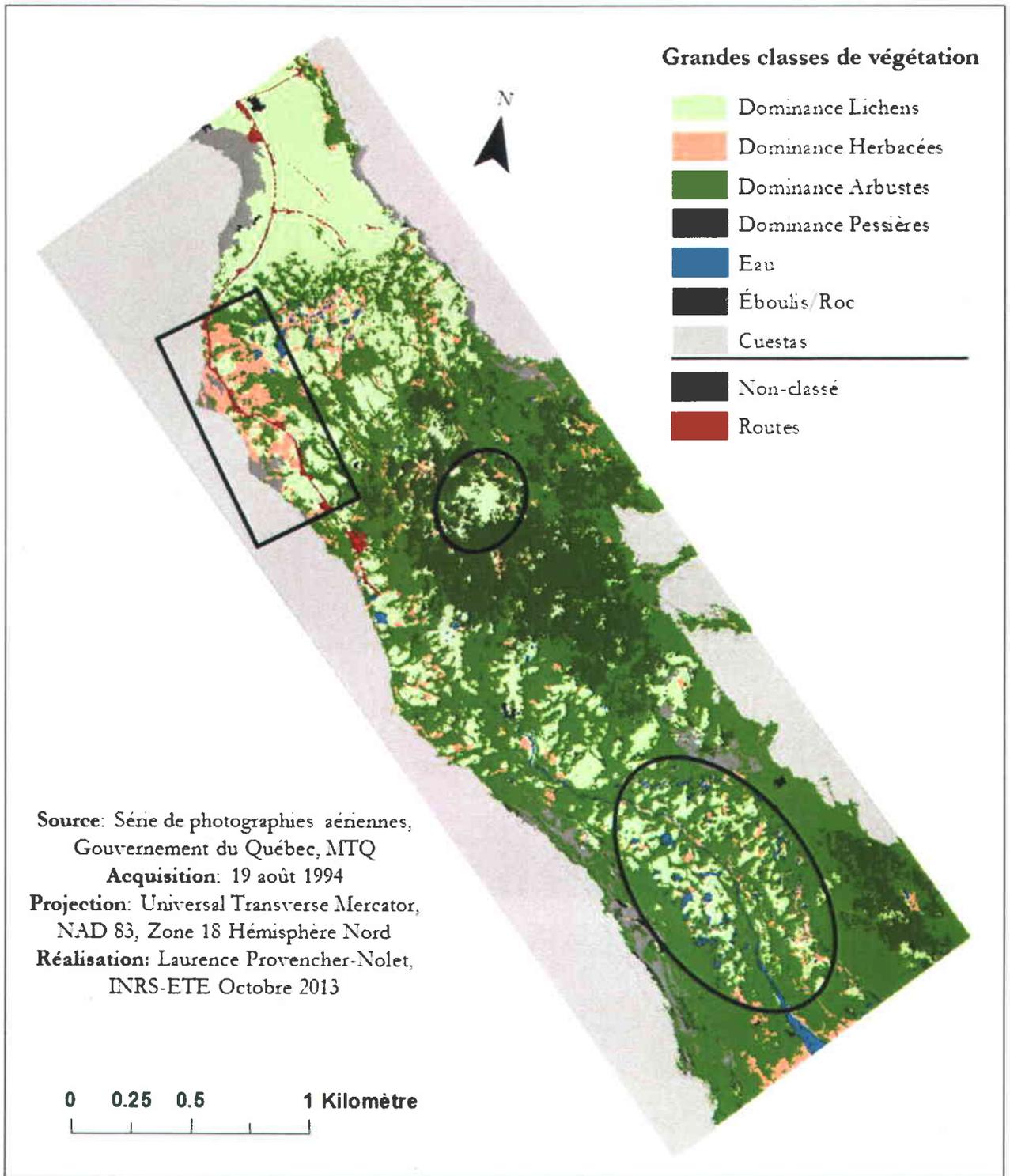


Figure 4.1 Carte thématique du couvert végétal issu de la classification basée-objet de la mosaïque de photographies 1994. Encerclées, une zone de lichen au centre de la pessièrre et un complexe de buttes de pergélisol ayant subi une arbustification importante entre 1994 et 2010 (voir comparaison visuelle avec la carte thématique 2010 –Figure 4.2). Encadrée, une zone d’herbacées/graminées, qui a aussi subi un changement vers une dominance arbustive en 2010.

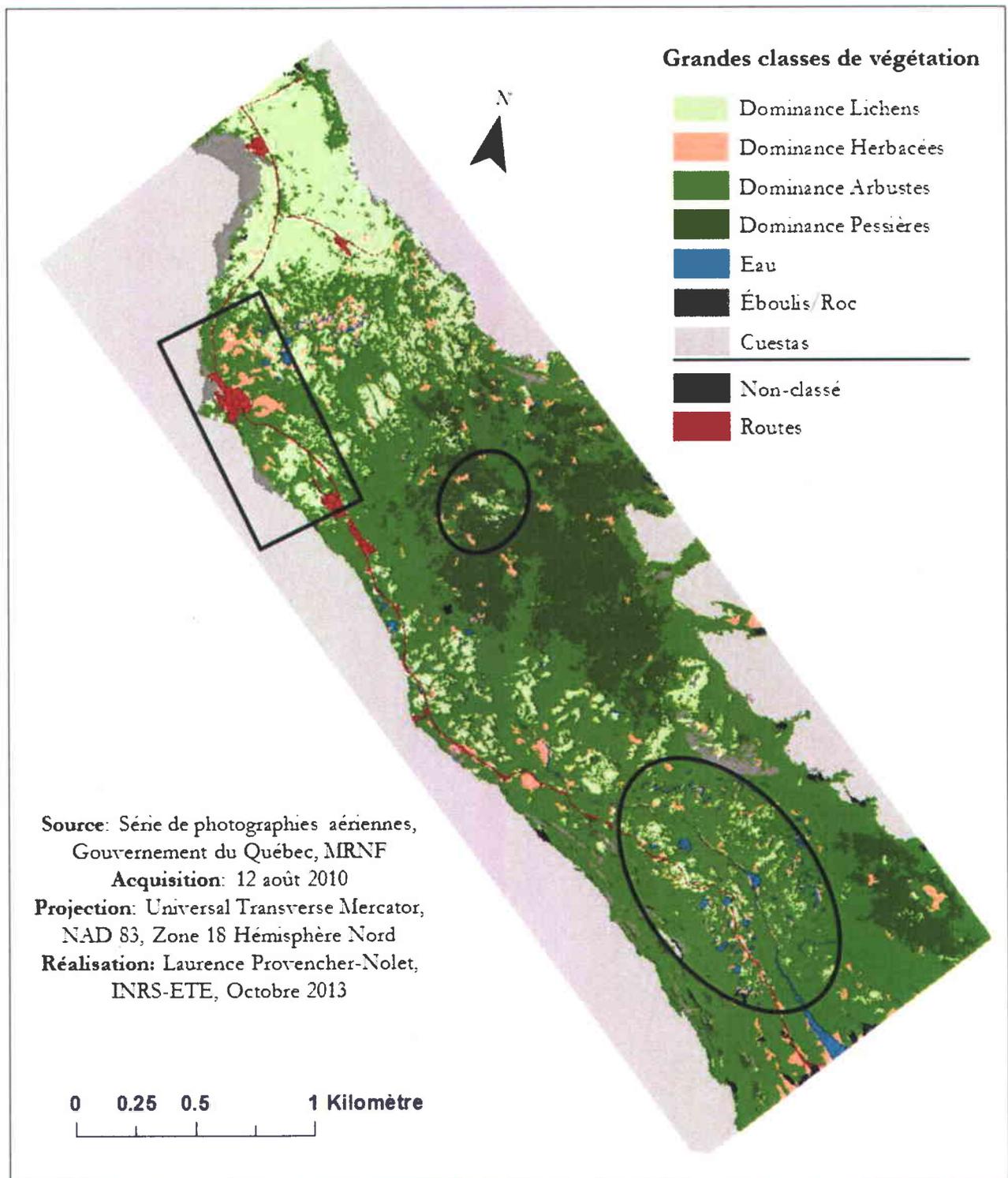


Figure 4.2 Carte thématique du couvert végétal issu de la classification basée-objet de la mosaïque de photographies 2010. Encerclées, une zone de lichen au centre de la pessière et un complexe de buttes de pergélisol ayant subi une arbustification importante entre 1994 et 2010 (voir comparaison visuelle avec la carte thématique 1994 – Figure 4.1). Encadrée, une zone d’herbacées/graminées, qui a aussi subi un changement vers une dominance arbustive en 2010.

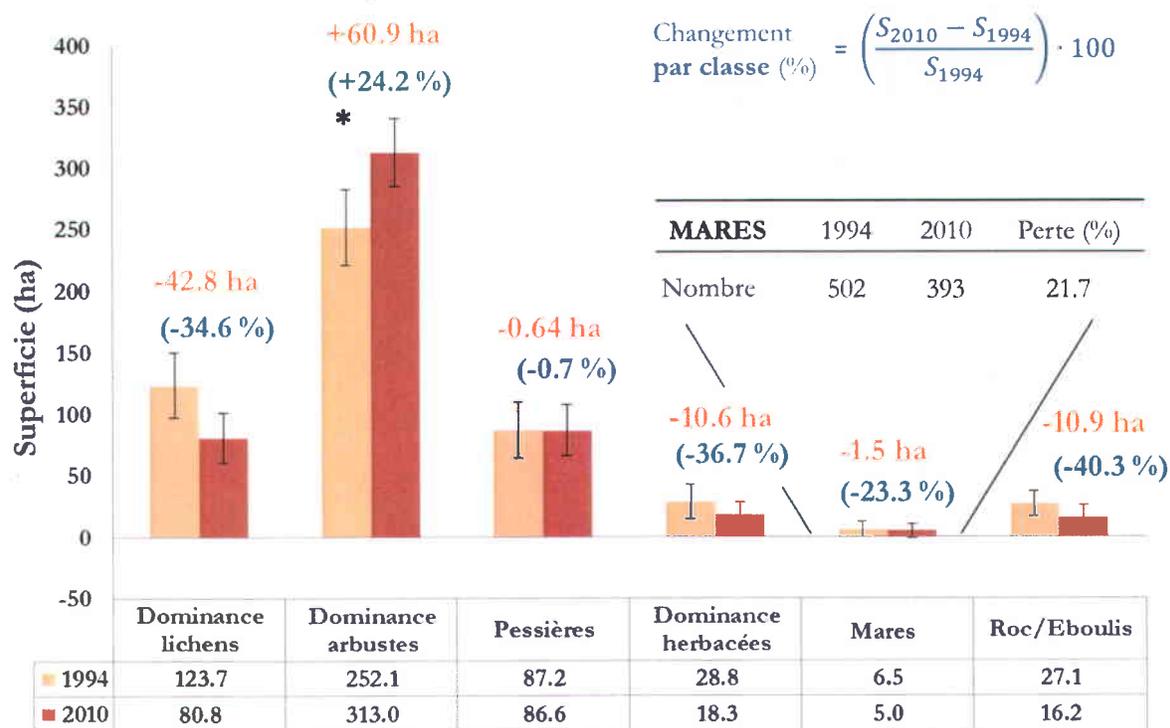
À partir des cartes présentées, la superficie absolue occupée par chacune des classes thématiques a pu être extraite pour les deux années (Tableau 4.5). Les superficies totales sont exprimées pour chaque grande classe ainsi que pour les sous-classes. Cependant, étant donné la moins bonne précision obtenue pour les classifications avant regroupement des classes, les superficies calculées pour les sous-classes sont seulement présentées ici à titre indicatif. À noter que les différences en termes de superficie totale de végétation (528,2 ha en 1994 contre 522,8 ha en 2010) sont attribuables à l'absence de la classe *Route* dans le tableau, cette dernière étant plus courte en 1994.

Tableau 4.4 Superficies (ha) occupées par les classes et les sous-classes de végétation pour les deux années d'étude. Leur proportion (%) par rapport à la superficie totale est aussi représentée.

Classes et sous-classes de végétation	1994		2010	
	ha	%	ha	%
Dominance lichens	123,7	23,4	80,8	15,5
Lichen (>75%)	48,6	9,2	15,4	2,9
Lichen-sol nu (>50%) et Arbustes (< 50%)	33,1	6,3	33,6	6,4
Lichen (50-75%) et Arbustes (>25%)	42,0	8,0	31,9	6,1
Dominance arbustes	252,1	47,7	313,0	59,9
Arbustes (50-75%) et Lichens (>25%)	23,4	4,4	31,6	6,0
Arbustes bas (>75%)	104,3	19,7	117,5	22,5
Arbustes hauts (>75%)	124,4	23,6	163,9	31,4
Pessières	87,2	16,5	86,6	16,6
Pessières (>30%)	87,2	16,5	86,6	16,6
Dominance herbacées	28,8	5,5	18,3	3,5
Graminées humide	15,5	2,9	12,8	2,5
Herbacées sec	13,4	2,5	5,4	1,0
Eau	6,5	1,2	5,0	0,9
Mares	6,5	1,2	5,0	1,0
Roc/Éboulis	27,1	5,1	16,2	3,1
Éboulis	10,9	2,1	9,0	1,7
Roc affleurant	16,1	3,1	7,2	1,4
Non-Classés	2,7	0,5	2,9	0,6
TOTAL	528,2	100	522,8	100

Les résultats les plus importants sortants du Tableau 4.4 sont le gain de 12 % d'arbustes dans la vallée ainsi que la perte de près de 8 % de zones dominées par le lichen sur l'ensemble du territoire. Les résultats obtenus peuvent être illustrés sous forme de diagramme à bandes afin de mieux visualiser les différences entre les deux années (Figure 4.3).

Les résultats montrent que la classe dominante en termes de superficie pour les deux années est la classe arbustive, qui recouvre près de 48 % du territoire en 1994 et environ 60 % du territoire en 2010. Toujours en termes de superficie absolue, on remarque que les classes *Dominance lichens* et *Dominance arbustes* sont celles ayant le plus changé dans le temps. De 1994 à 2010, la classe arbustive a gagné 60,9 ha, ce qui signifie un gain de 24,2 % d'arbustes par rapport à ce qui était présent en 1994.



Superficies totales: 528.2 ha (1994) et 522.8 ha (2010)

Figure 4.3 Graphique illustrant les résultats de la classification des 6 grandes classes de couverture végétale pour les deux années. Les superficies sont exprimées en hectares. L'astérisque (*) montre la classe pour laquelle les marges d'erreur ne se chevauchent pas et donc pour laquelle le changement est significatif. La démarche liée au calcul de ces marges d'erreur est présentée à l'Annexe 8. Les pourcentages en bleu représentent les pertes/gains de superficie relative pour chaque classe par rapport à la superficie (S) totale de cette classe occupée en 1994 (voir équation). À noter que les superficies non classées ne sont pas représentées ici.

C'est d'ailleurs la seule classe pour laquelle la superficie occupée par la végétation a augmenté entre 1994 et 2010. Pour sa part, la classe *Dominance lichens* a vu sa superficie diminuer de 42.8 ha, soit une perte de 34,6 % du lichen présent en 1994. À noter que les marges d'erreur associées aux superficies des grandes classes de végétation sont présentées sous forme de barres d'erreur à la Figure 4.3. La démarche liée à leur calcul peut être consultée à l'Annexe 8.

Malgré les confusions de classification entre les sous-classes, il est aussi possible de consulter leur superficie au Tableau 4.4 afin d'avoir une idée de la contribution de chacune d'entre elles aux changements de superficie qui affectent les grandes classes. Le gain de superficie de la classe arbustive semble ainsi principalement attribué à l'augmentation de la sous-classe *Arbustes hauts* (39,5 ha sur 60,9 ha). Quant à la diminution des zones de lichens, c'est la perte de superficie de la sous-classe *Lichen (>75%)* qui est la plus importante (33,2 ha sur 42,8 ha). Il est toutefois important de se rappeler que les résultats concernant les sous-classes de végétation sont à prendre avec précaution étant donné les erreurs plus élevées de classification. Dans ce cas-ci, la forte confusion entre les sous-classes *Arbustes bas* et *Arbustes hauts* (voir Annexe 6) rend difficile d'estimer la contribution de chacune dans l'augmentation de la classe arbustive.

La classe ayant le moins subi de changements en termes de superficie totale occupée est la classe *Pessières* avec une faible perte de 0,64 ha entre 1994 et 2010. C'est aussi la classe pour laquelle le changement intra-classe est le moins important (seulement 0,7 % de perte de pessières en 2010 par rapport à la superficie de cette classe occupée en 1994). À première vue, les pessières semblent donc plutôt stables pour la période de temps étudiée. Les classes *Roc/Éboulis* et *Dominance Herbacées* ont subi pour leur part une perte de superficie semblable, soit près de 11 ha. En termes de % de pertes/gains de superficie, ce sont d'ailleurs celles qui ont subi le changement relatif le plus important, avec une perte intra-classe respective de 40,3 % et de 36,7 % de 1994 à 2010.

Les changements dans la superficie occupée par la classe *Eau*, bien que négligeables en termes de superficie absolue (1,5 ha de perte entre 1994 et 2010), sont néanmoins importants d'un point de vue proportionnel (perte de 23,3 % de la superficie occupée par les mares de 1994 à 2010). En comparant les mares présentes en 1994 par rapport à 2010, on constate que non seulement leur superficie a diminué, mais leur nombre aussi. Il y a ainsi 109 mares sur 502 qui ont disparu entre 1994 et 2010, ce qui représente une perte de 22 %.

En regardant les marges d'erreur reliées aux superficies de chacune des classes de végétation, seule la différence de superficie de la classe *Arbustes* est significative. Le gain en arbustes peut ainsi être

considéré comme ayant étant le changement le plus robuste. Toutefois, cela ne veut pas dire que les autres changements n'ont pas eu lieu, mais seulement que la précision de la méthode employée ne permet pas de valider statistiquement ce changement. La connaissance du terrain ainsi que la consultation des photographies permettent tout de même de confirmer la plausibilité des autres résultats obtenus.

Par ailleurs, il est intéressant d'utiliser les erreurs d'omission et de commission issues des matrices d'erreurs (Tableau 4.2 et Tableau 4.3) afin d'avoir une idée du degré de sous- ou de surestimation des superficies trouvées par les classifications. À cette fin, il suffit de retrancher l'erreur d'omission (1-PP) à l'erreur de commission (1-PU) (Tableau 4.5). Les résultats obtenus sont surtout présentés à titre indicatif et permettent de renforcer ou de diminuer les différences de superficies retrouvées entre les classes de végétation des deux cartes thématiques.

Tableau 4.5 Degré de surestimation (+) ou de sous-estimation (-) des classifications pour chacune des classes de végétation de la vallée Tasiapik, Umiujaq, Nunavik. Les résultats sont obtenus par la soustraction de l'erreur d'omission à l'erreur de commission, toutes deux issues de la matrice d'erreurs.

Classes	1994	2010
Dominance Lichens	- 9 %	+ 2 %
Dominance Arbustes	+ 6 %	- 6 %
Dominance Pessières	- 17 %	- 24 %
Dominance Herbacées	+ 8 %	+ 23 %
Roc/Eboulis	+ 16 %	+ 3 %
Eau	- 3 %	+ 1 %

Par exemple, il est possible de voir au Tableau 4.5 que le gain de superficie absolue des zones arbustives (1994-2010) est probablement encore plus important que les 60,9 ha enregistrés, puisque la soustraction de l'erreur d'omission à l'erreur de commission montre une surestimation de cette classe en 1994 et une sous-estimation de celle-ci en 2010. Il en est de même pour les pertes de superficies absolues de lichens, de pessières, d'herbacées et de mares, qui sont probablement supérieures à celles enregistrées par les classifications. À l'opposé, la perte de superficie de roc/éboulis entre les classifications des deux années serait probablement moins grande que les 10,9 ha enregistrés, puisque la classification 1994 surestimerait de 16 % la superficie de cette classe

contre une surestimation de 3 % seulement en 2010. Un tableau explicatif montrant ces degrés de sur- ou de sous-estimation en hectares est présenté à l'Annexe 9. Nous discuterons au chapitre 5 de la répercussion des erreurs thématiques sur la précision de la détection de changement par comparaison post-classification.

4.2 Impacts de la qualité des images et des choix méthodologiques sur les résultats des classifications

Les prochaines sous-sections discutent des impacts de la nature analogique de l'image 1994 ainsi que des impacts de certains choix méthodologiques sur la segmentation, la classification et l'évaluation de la précision des classifications obtenues en prévision de la détection de changement.

4.2.1 Paramètres de segmentation

Un choix crucial pour la qualité des classifications est celui de l'échelle à laquelle la végétation a été étudiée. En effet, la taille des objets générés doit être adaptée à la taille des objets sur le terrain et aura un impact direct sur la précision de la classification (Gao *et al.*, 2011).

Il est difficile de dire si l'échelle utilisée ici pour classifier la végétation était la meilleure pour répondre aux objectifs de l'étude. Bien que l'outil ESP de Dragut *et al.* (2010) aidait à choisir une échelle adéquate, plusieurs échelles optimales étaient possibles à des résolutions différentes (voir les résultats donnés par l'outil à l'Annexe 3). De plus, Woodcock et Harward (1992) soutiennent qu'aucune échelle unique ne peut représenter adéquatement l'ensemble des objets d'une image. C'est pourquoi les grandes zones de cuesta ont été délimitées à une échelle supérieure (400) et les petites mares, à une échelle inférieure (32 et 28 respectivement pour 1994 et 2010). Néanmoins, peut-être qu'une segmentation multi-résolutions à l'intérieur même de la vallée aurait permis d'affiner les résultats de la classification de la végétation. Par exemple, une première segmentation grossière aurait pu servir à délimiter les grandes zones de pessières afin d'établir une limite avec leur transition vers les zones arbustives. Ensuite, une autre segmentation très fine à l'intérieur de ces zones de pessières aurait pu permettre d'identifier les arbres individuellement pour ensuite classifier

des zones intermédiaires selon le pourcentage de recouvrement. Cette approche, plus complexe, aurait nécessité davantage de temps de traitement.

Dans ce cas-ci, le choix de segmenter la végétation à une seule résolution se voulait rapide et efficace. De plus, le choix d'une seule échelle très petite (32 et 28 respectivement pour 1994 et 2010) permettait de segmenter les photos en plus petites régions homogènes possibles afin de profiter de la fine résolution des images et de capter l'hétérogénéité de la végétation. Néanmoins, par curiosité, des essais de l'approche multi-résolutions ont été effectués sur la végétation. Il en est ressorti la difficulté d'obtenir une bonne précision de classification avec des segmentations plus grossières, notamment à cause de l'hétérogénéité de la végétation retrouvée à l'intérieur des objets. D'ailleurs, Liu et Xia (2010) constatent aussi que la probabilité de mélanger des classes à l'intérieur d'un objet augmente avec la taille de l'objet.

4.2.2 Paramètres de classification

Comme décrites à la section 3.2.3, la segmentation et la classification ont été effectuées à trois niveaux hiérarchiques. Les deux premiers niveaux servaient à masquer les grandes zones de cuesta, la route et l'eau afin de faciliter la classification de la végétation. Ces dernières ont subi des éditions manuelles par photo-interprétation tant pour l'étape de la segmentation que de la classification, particulièrement la classe *Eau*. Étant donné que les mares sont peu profondes et que les longueurs d'onde du visible, surtout le vert et le bleu, sont transmises en partie dans l'eau, cela rendait la segmentation et la classification des étendues d'eau difficile. En effet, la nature du fond des mares venait influencer leur réponse spectrale et augmenter l'hétérogénéité spectrale de la classe. De plus, les mares thermokarstiques présentent souvent des différences en termes de concentrations en sédiments en suspension ou en carbone organique dissout, se traduisant par des différences de couleurs (Watanabe *et al.*, 2011). Une bande dans les longueurs d'onde du proche infrarouge, fortement absorbée par l'eau et fortement réfléchiée par la végétation, aurait permis d'obtenir un meilleur contraste entre les surfaces immergées et émergées. Par ailleurs, une telle bande aurait pu être utilisée pour calculer l'indice de teneur en eau par différence normalisée (NDWI). Cet indice, introduit par McFeeters (1996), implique les longueurs d'onde du vert et du proche infrarouge et vise à aider à l'identification et la délimitation des étendues d'eau par télédétection. La possession

d'une telle bande aurait ainsi probablement permis de segmenter et de classifier de manière automatique les plans d'eau avec une meilleure précision.

Pour la classification de la végétation, l'indice NDVI provenant des bandes rouge et proche infrarouge du satellite GeoEye (2009) a été incorporé comme bande d'entrée pour la classification 2010. De plus, étant donné l'absence de données satellitaires à une telle résolution au début des années '90, il n'a pas été possible de faire de même avec l'image 1994. Le choix d'ajouter la bande NDVI à la classification 2010 s'est fait dans le but d'obtenir une carte avec la meilleure précision possible qui caractérise la végétation récente et qui pourrait servir aux biologistes et à d'autres recherches menées sur le même territoire. Les résultats de classification montrent toutefois que l'incorporation de la bande NDVI à la classification 2010 n'a pas permis d'obtenir une précision globale supérieure à la classification 1994 (sans bande NDVI). Une explication possible serait que l'outil d'optimisation (FSO) a été appliqué une seule fois pour l'ensemble des classes de végétation. En d'autres mots, le FSO a tenté d'optimiser la séparabilité entre les classes en utilisant les mêmes bandes pour chacune d'entre elles. Or, le NDVI permet d'identifier efficacement les zones à forte activité photosynthétique comme une couverture arbustive, mais est moins adapté pour séparer les zones exemptes de végétation, comme le roc. Une optimisation individuelle, adaptée à chacune des classes, aurait sans doute permis de choisir de meilleures bandes et d'obtenir une plus grande précision globale.

4.2.3 Évaluation de la précision des classifications

Une étape critique affectant la précision thématique est la justesse de l'évaluation de l'erreur thématique elle-même. Afin d'obtenir une estimation fidèle de la précision des classifications, la qualité des données de référence est indispensable. La plupart du temps, il est conseillé d'utiliser des données à un niveau de précision (résolution) supérieure que les données spectrales et les méthodes employées pour concevoir la carte (Congalton & Green, 2009). Ainsi pour évaluer la précision de cartes générées à partir d'image à moyenne résolution comme le capteur TM de Landsat (30 m), des photographies aériennes (<1 m de résolution) sont souvent employées. Pour les précisions de cartes issues d'images aéroportées à THRS, des vérités-terrains sont préférables (Congalton & Green, 2009). Le grand nombre de sites tests requis ainsi que les coûts importants associés aux campagnes de terrain rendent toutefois cette option souvent impossible. Dans ce cas, une partie des données de

référence doivent provenir d'observations directes pour ensuite être comparée aux données de photo-interprétation afin de s'assurer de la fiabilité de l'interprétation (Congalton & Green, 2009). De plus, une autre variable critique est la correspondance spatiale des sites tests sur le terrain ainsi que sur la carte à valider (Congalton & Green, 2009).

Comme expliqué à la section 3.1.1, les données de terrain acquises dans le cadre de l'étude n'ont pas pu être directement utilisées comme données de référence. Néanmoins, pour l'image 2010, ces données de terrain ont été un outil important afin de gagner de l'expérience en photo-interprétation et d'être en mesure d'assurer une juste estimation de la précision thématique. Ainsi, une banque d'images de référence pour chacune des sous-classes de végétation a été créée afin de guider la photo-interprétation. Toutefois, étant donné la précision des GPS utilisés (environ 3 m), des ajustements visuels ont dû être effectués a posteriori à partir des photos de terrain et des photographies aériennes. Pour l'image 1994, aucune vérité-terrain n'a pu être employée pour la validation. Bien que les connaissances de photo-interprétation acquises avec l'image 2010 aient aidé à reconnaître la végétation présente en 1994, il est possible que des erreurs d'interprétation se soient glissées dans les sites de référence. Cela fait partie des limites de la méthode, puisqu'il n'était pas possible de retourner en 1994 pour échantillonner. Il n'est malheureusement pas possible d'estimer la portée de cette erreur sur l'évaluation de la précision thématique (1994). Toutefois, dans l'optique où une autre analyse de changements à partir de photographies aériennes devait être effectuée, il serait intéressant d'explorer la stéréoscopie 3D numérique pour photo-interpréter et pour mesurer la hauteur de la végétation, ce qui n'a pas été possible ici pour des contraintes de temps et de logistique.

4.3 Conclusion

Malgré notre constat que certains choix méthodologiques n'ont pas toujours été optimaux, les précisions des cartes thématiques sont satisfaisantes et ont permis de caractériser la végétation de la vallée en 1994 et en 2010. Néanmoins, pour une nouvelle étude avec des photographies aériennes, nos recommandations/suggestions seraient les suivantes :

- 1) Si de nouvelles acquisitions sont possibles, préconiser l'emploi de photographies possédant une bande proche infrarouge ;

- 2) Pour la classification, appliquer l'outil d'optimisation sur chaque classe de manière séparée afin de choisir les bandes les mieux adaptées à chacune d'entre elles ;
- 3) Essayer la stéréoscopie 3D pour mesurer la hauteur de la végétation et pour la validation des cartes

À la lumière des résultats obtenus sur les superficies absolues occupées par les classes de couverture végétale, il est maintenant possible d'avoir une idée des changements temporels généraux du territoire. Cependant, une classe peut avoir perdu de la superficie quelque part et en avoir regagné ailleurs, ce qui n'est pas possible de voir avec une simple comparaison des superficies totales. C'est pourquoi il est intéressant de superposer les classifications et de spatialiser l'information en effectuant l'analyse par matrice de changements.

CHAPITRE 5

CHANGEMENTS SPATIO-TEMPORELS DU TERRITOIRE

Ce chapitre présente les résultats de la détection de changement par matrice de changements après l'application du filtre modal 5 x 5 sur les données thématiques et discute des résultats obtenus. Pour construire la matrice, les deux classifications sont superposées et chaque pixel est analysé en termes de changements. La matrice permet de facilement visualiser la nature des changements survenus sur l'ensemble du territoire. Les changements les plus importants sont par la suite spatialisés par des cartes de changements. Enfin, la question de la précision de la détection de changement est abordée.

5.1 Détection de changement post-classification

La superposition des deux classifications après l'application du filtre modal a permis de construire une matrice de changements renseignant sur la direction (nature) de ceux-ci (Tableau 5.1). La table de contingence obtenue, exprimée en hectares, compare les superficies des couvertures végétales des deux années. La diagonale de la matrice représente l'étendue occupée par les mêmes classes de végétation en 1994 et en 2010, c'est-à-dire ce qui n'a pas changé dans le temps. Les autres superficies exprimées dans la matrice représentent ce qui a changé pour la même période. Si l'on somme ces valeurs et les divise par la superficie totale, on obtient la proportion du territoire qui a subi des changements, soit 31,2 % de la vallée. De plus, l'emplacement des valeurs dans le tableau renseigne sur la nature (direction) du changement. Étant donné que l'on s'intéresse au changement de 1994

Tableau 5.1 Matrice de changements exprimée en hectares et réalisée à partir de la superposition des classifications 1994 et 2010 filtrées (filtre modal 5 x 5 pixels). La consultation des colonnes de la matrice renseigne sur les changements spatio-temporels du couvert végétal de 1994 à 2010. La diagonale de la matrice représente les superficies inchangées, tandis que les autres résultats représentent des changements d'une nature différente. En consultant chaque colonne, on constate que toutes les classes de 1994 ont subi un changement préférentiel vers une dominance arbustive en 2010 (en rouge).

ha		1994					Total	
		Lichens	Arbustes	Pessières	Herbacées	Roc/Eboulis		Mares
2010	Lichens	67,9	5,4	0,7	2,2	2,0	0,0	78,3
	Arbustes	41,6	212,7	23,4	17,8	10,6	2,4	308,4
	Pessières	4,6	18,3	61,4	0,8	1,1	0,1	86,4
	Herbacées	3,6	7,3	1,2	4,8	0,2	0,6	17,6
	Roc/Eboulis	1,6	1,5	0,4	0,4	11,2	0,0	15,2
	Mares	0,6	0,7	0,1	0,3	0,0	3,2	4,8
	Autres	3,6	6,6	0,3	2,2	2,1	0,0	14,8
Total	123,6	252,5	87,5	28,5	27,1	6,3	525,5	

vers 2010, il faut s'attarder aux **colonnes** de la matrice. Par exemple, en observant la première colonne, on voit que sur les 123,6 ha de dominance lichens présents en 1994, 67,9 ha sont restés du lichen en 2010. Par contre, 41,6 ha ont changé vers une dominance arbustive en 2010, 4,6 ha ont changé pour des pessières, et ainsi de suite. Chaque colonne permet ainsi de comprendre vers quoi la couverture végétale a évolué de 1994 à 2010. En regardant chacune d'entre elles, on constate que, pour toutes classes d'origines confondues, le changement de superficie le plus important est celui vers la strate arbustive. Ainsi, la perte de lichens, de pessières, d'herbacées, de roc et de mares sont majoritairement expliquées par la croissance de la classe *Arbustes*. Cela représente 18 % du territoire de la vallée et plus de la moitié du changement total enregistré (95,8 ha d'arbustification sur un total de superficie changée de 164,3 ha). Pour les herbacées, ce changement est proportionnellement le plus important, avec plus de la moitié de sa superficie initiale convertie en arbustes. Par ailleurs, les zones arbustives sont les plus stables pour la période de temps observée. En effet, 84 % (212,7 sur 252,5 ha) de ces zones en 1994 sont restées des arbustes en 2010. Enfin, un autre résultat qui attire l'attention est le changement de 18,3 ha d'arbustes en pessières. Par contre, puisque la classe *Arbustes* couvrirait près de 253 ha en 1994, cela ne représente relativement qu'un gain de 7 % par rapport à 1994, soit peu par rapport aux autres changements mentionnés précédemment.

5.2 Représentation spatiale des changements

À la lumière des résultats précédents et puisque l'arbustification contribue à la majorité des changements enregistrés, il a été choisi de produire des cartes qui spatialisent l'augmentation du couvert arbustif (reprenant les superficies en rouge au Tableau 5.1). La première carte réalisée montre l'ampleur et la distribution de l'expansion de la strate arbustive sur le territoire (Figure 5.2). Elle témoigne de la répartition des changements sur l'ensemble du territoire d'étude, à l'exception du plateau amont de la vallée, d'une zone au centre de la vallée dominée par la pessière et des zones déjà occupées par les arbustes, qui n'ont subi pour leur part que très peu de changements comparativement au reste du territoire.

Dans un deuxième temps, une carte détaillée de la nature des changements arbustifs a été produite (Annexe 10). La Figure 5.3 reprend cette carte en version réduite, mais agrandit certains sites afin d'apprécier plus en détail la performance de la carte obtenue. Elle permet de regarder les changements survenus à deux endroits spécifiques, où le changement le plus important en termes de superficie, c'est-à-dire le passage de la classe lichens à la classe arbustes, est bien visible. La zone A montre une butte de pergélisol en dégradation identifiée par Fortier *et al.* (2008), tandis que la zone B représente une autre zone comprenant des buttes de pergélisol en dégradation identifiée par photo-interprétation. Dans les deux cas, la carte de changement montre bien le passage de la classe *Dominance lichens* à la classe *Dominance arbuste* pour la période à l'étude. L'observation des photographies suggère que la croissance radiale d'arbustes déjà en place ainsi que la colonisation horizontale des zones arbustive à proximité soient responsables de ce changement. De plus, l'agrandissement B permet de suivre l'évolution de plusieurs mares et zones d'herbacées, qui ont subi un rétrécissement au profit des arbustes depuis 1994.

Afin de mieux cerner spatialement les changements du couvert végétal de 1994 en couvert arbustif, la Figure 5.4 reprend individuellement les changements illustrés à la Figure 5.3 afin de mieux apprécier leur distribution dans l'espace. Ainsi, il est possible de constater que le changement de 41,6 ha de la classe *Dominance Lichens* à *Dominance Arbustes* (A) possède la plus large distribution, s'étendant du haut jusqu'au bas de la vallée, à l'exception des zones de pessières. Elle est aussi fortement liée aux patrons des buttes de pergélisol, particulièrement dans le bas de la vallée. Quant au changement 23,4 ha des pessières en zones arbustives (B), il est réparti surtout en bordure des deux zones forestières. Étant donné qu'une zone de transition importante existe entre le milieu forestier et le milieu arbustif à cet endroit, cela vient renforcer l'hypothèse que ce changement soit lié

à des erreurs de classification dues à la présence conjointe d'épinettes et d'arbustes à l'intérieur d'un même objet. Toutefois, il est possible que ce changement soit aussi expliqué par la croissance d'arbustes entre les arbres, rendant la classification plus difficile et changeant la dominance végétale locale. En ce qui a trait aux 10,6 ha de Roc/Éboulis devenus des arbustes, ils sont retrouvés principalement dans le sud-ouest de la vallée sur le revers de la cuesta. Toutefois, la présence accrue d'erreurs liées au dénivelé important et aux effets d'ombrage dans ce secteur pourrait surestimer les changements enregistrés. Enfin, les 17,8 ha d'herbacées devenues arbustes sont principalement situés à l'amont de la vallée près de la route qui a été excavée ainsi que dans le complexe adjacent de buttes de pergélisol en dégradation.



Figure 5.1 Exemple du phénomène d'arbustification d'une butte de pergélisol de 1994 à 2010. L'expansion d'arbustes déjà en place ainsi que de la colonisation horizontale de zones arbustives à proximité semblent être responsable du verdissement observable.

Contrairement aux études utilisant la comparaison d'indices NDVI pour étudier le verdissement, l'approche par comparaison post-classification ne permet pas de parler d'augmentation de la surface foliaire ou de l'activité photosynthétique, mais permet plutôt de détecter la nature et la direction des changements concernant la dominance du couvert végétal. Par ailleurs, les classes dites « stables »

(ex. lichen qui est resté lichen) le sont en termes de dominance, mais cela ne veut pas dire que des changements plus subtils affectant leurs sous-classes n'ont eu lieu. En d'autres mots, la méthodologie utilisée ne permet pas de détecter des changements s'ils ne sont pas assez importants pour avoir amené une modification de la dominance du couvert. Par exemple, le plateau en amont de la vallée, dominé par les lichens, n'a pas changé de grande classe végétale de 1994 à 2010. Toutefois, une inspection visuelle permet de constater que les arbustes déjà en place en 1994 ont connu une croissance horizontale et verticale notable. La proportion du plateau occupé par les arbustes a sans aucun doute augmenté, mais n'ayant pas atteint le seuil de dominance de 50 %, cela ne ressort pas dans la détection de changement. Néanmoins, les observations faites sur le terrain et par photo-interprétation laissent présumer qu'un changement de dominance au profit des arbustes est en cours et se fera dans les prochaines années.

Répartition de l'expansion de la strate arbustive

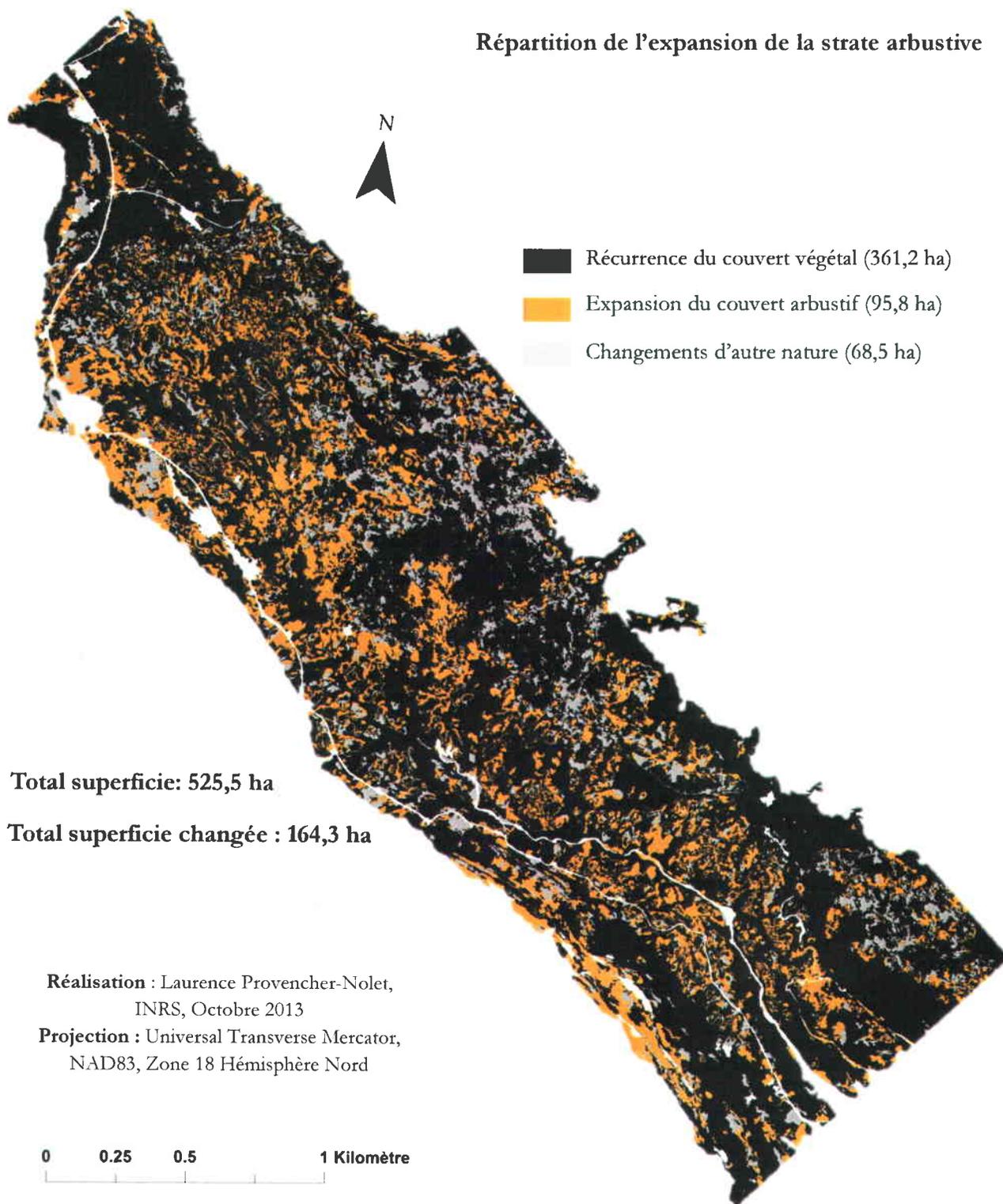


Figure 5.2 Cartographie des changements liés à l'expansion de la classe arbustive entre 1994 et 2010. Les zones en orange montrent que l'arbustification est le changement le plus important et est réparti sur l'ensemble du territoire. Toutefois, certaines zones n'ont subi que peu de changements comparativement au reste de la vallée, comme le plateau nord en amont, la zone au centre dominée par la pessière et plusieurs zones dans le bas de la vallée déjà occupées par les arbustes en 1994.

Nature des changements vers la strate arbustive

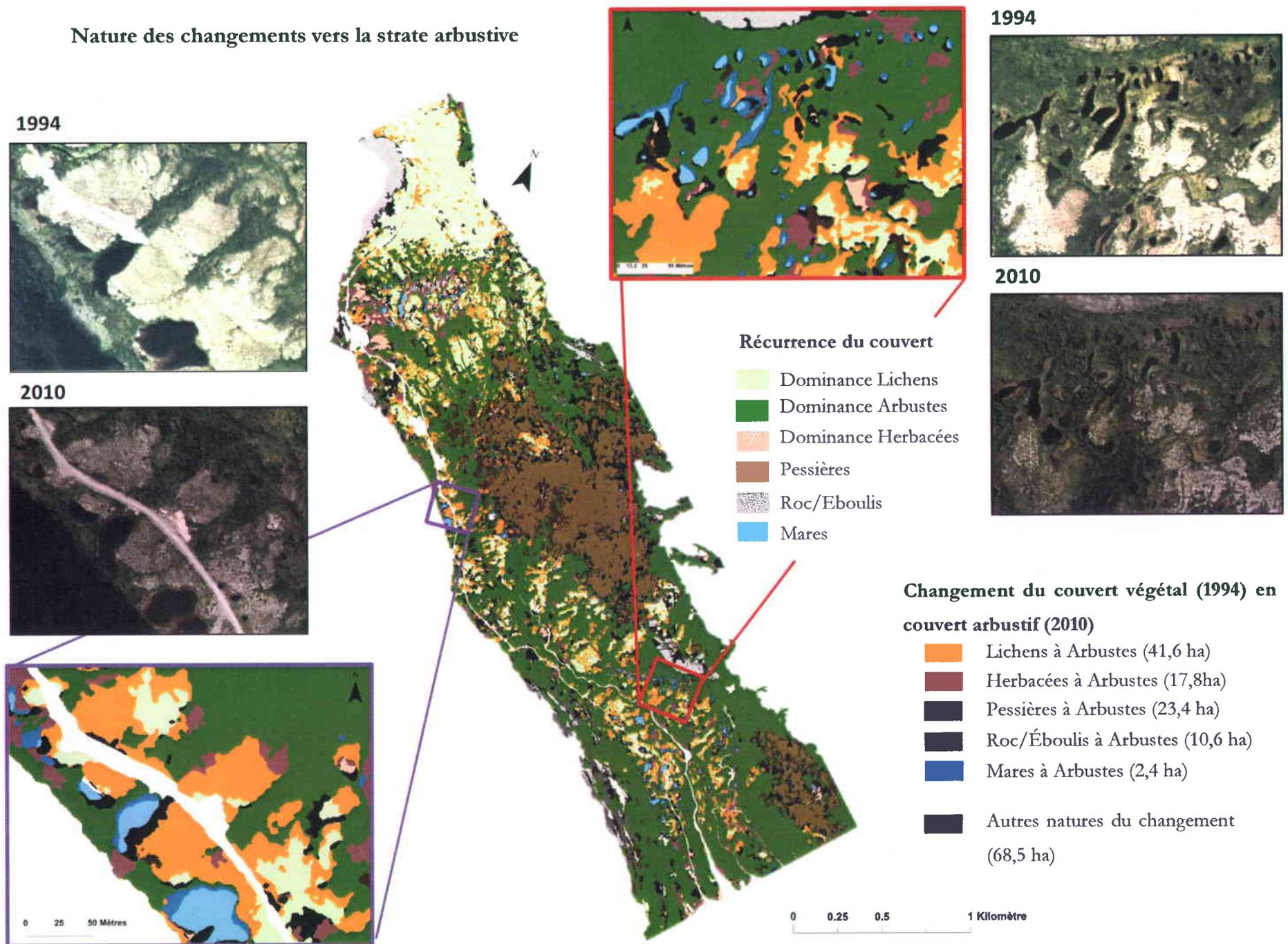


Figure 5.3 Carte de changements montrant l'expansion du couvert arbustif de 1994 à 2010. L'agrandissement A montre une butte de pergélisol en dégradation étudiée par Fortier *et al.* (2008) située dans le haut de la vallée. L'agrandissement B cadre un complexe de buttes de pergélisol en dégradation situé au bas de la vallée. Les agrandissements montrent que le changement de la classe *Lichens* vers la classe *Arbustes* (orange) de même que le changement de la classe *Mares* vers la classe *Arbustes* (bleu foncé) sont bien représentés par la carte de changements.

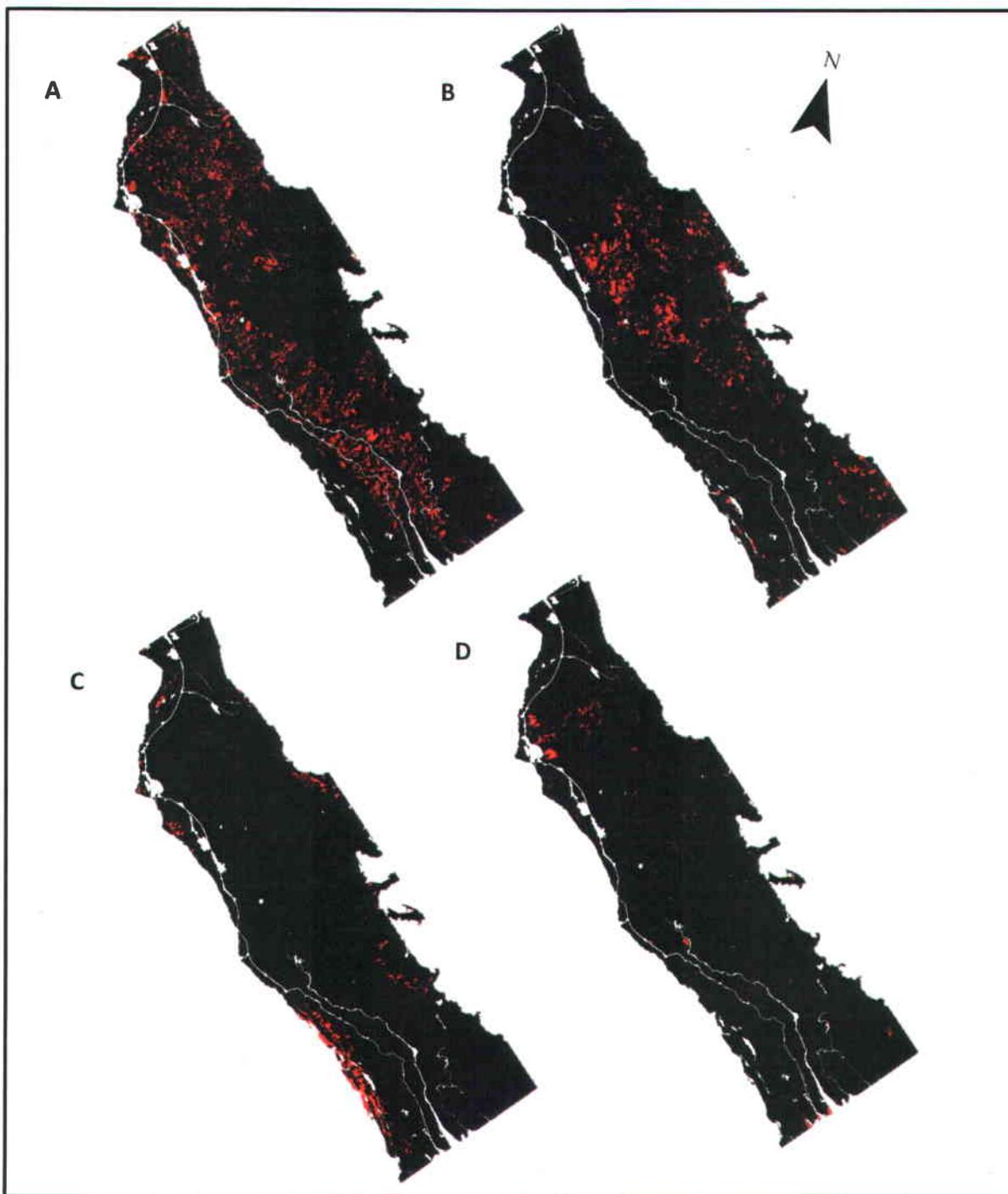


Figure 5.4 Distribution spatiale du changement (en rouge) de chaque classe de végétation (1994) vers la classe arbustive (2010). A) Changement de la classe *Lichens* à la classe *Arbustes*. B) Changement de la classe *Pessières* à la classe *Arbustes*. C) Changement de la classe *Roc/Éboulis* à la classe *Arbuste*. D) Changement de la classe *Herbacées* à la classe *Arbustes*.

5.3 Précision de la détection de changement

Comme présenté au chapitre précédent, la qualité de la détection de changement dépendra fortement de la précision géométrique ainsi que de la précision thématique obtenue par les classifications. La première réfère à la correspondance spatiale entre les deux images analysées. Si cette correspondance n'est pas atteinte, un faux changement peut être enregistré même si l'information thématique est juste sur les deux cartes. À l'inverse, il est possible d'être au même endroit sur les deux cartes, mais de faire face à une erreur d'étiquetage des classes thématiques. Dans les deux cas, une erreur est introduite dans la carte de changements. Les prochaines sous-sections discutent ainsi des impacts relatifs aux caractéristiques des images utilisées (ex. date d'acquisition, différences radiométriques) ainsi que des impacts relatifs au positionnement et à la précision thématique sur la détection de changement.

5.3.1 Images utilisées

Tout d'abord, la phénologie de la végétation étant rapide dans les régions arctiques et subarctiques à cause de la courte saison de croissance, une date d'acquisition semblable est souvent importante dans le cas d'une étude bi-temporelle afin d'assurer une bonne comparaison entre les milieux (Coppin *et al.*, 2004; Olthof *et al.*, 2008). Dans le cas présent, nous avons eu la chance que les deux photographies aient été acquises à 5 jours d'intervalle seulement à la fin de la saison de croissance, minimisant les risques de différences phénologiques importantes. De plus, la méthode de comparaison post-classification est reconnue pour être peu sensible aux erreurs liées aux conditions phénologiques et météorologiques (pluies, sécheresse), comparativement par exemple à une méthode algébrique (Mas, 1999).

Par contre, la création d'une mosaïque de plusieurs dizaines de photographies aériennes analogiques numérisées amenait une difficulté à cause des différences de tons des couleurs engendrant un effet « patchwork ». L'application de la balance des couleurs au moment de la création de la mosaïque visait à réduire ces différences, mais le résultat était loin d'être parfait. Le choix d'utiliser l'information texturale dans les processus de segmentation et de classification visait à réduire les erreurs qui auraient pu être liées à des différences de tons. En effet, Tuominen et Pekkarinen (2005) rapporte que les distorsions radiométriques souvent importantes dans le cas de l'imagerie aéroportée

affectent surtout la luminance des pixels sans pour autant en affecter la texture. Par contre, la saturation des couleurs sur la photo analogique 1994 a pu tout de même avoir un effet sur la texture, mais il est impossible d'en connaître la portée. Par ailleurs, la saturation des zones claires de lichens sur l'image 1994 peut aussi avoir affecté les zones plus foncées à proximité (par exemple les arbustes). Dans ce cas, la classification 1994 pourrait avoir sous-estimée la superficie de la grande classe *Arbustes* en surestimant la superficie de la sous-classe 1c (Lichens 50-75 % et arbuste >25 %) et en sous-estimant celle de la classe 2a (Arbustes 50-75 % et lichens >25%) (Annexe 5). Il est toutefois encore une fois difficile de connaître la portée de l'effet de saturation sur les résultats de changements.

5.3.2 Erreur de positionnement

Dans le cadre de cette étude et comme présenté à la section 3.2.1, il n'a pas été possible d'obtenir un décalage inférieur à 1,98 pixels entre les mosaïques 1994 et 2010 ré-échantillonnée à 80 cm. Avec l'utilisation d'images à THRS, Chen *et al.* (2012) explique qu'il est plus difficile d'obtenir un faible décalage qu'en utilisant des données à plus basse résolution, ce qui peut nuire à la détection de changement. Dans ce cas-ci, afin de réduire l'erreur de positionnement, un filtre modal 5 x 5 pixels a été appliqué sur les deux cartes thématiques avant leur superposition pour l'analyse de changements. Afin d'avoir une idée de l'impact du décalage géométrique sur la détection de changement, l'exercice a été refait avec les données non filtrées. La matrice de changement obtenue figure à l'Annexe 11. En comparant les deux matrices, il a été observé que l'application du filtre ne modifiait que très faiblement les résultats, n'affectant la plupart du temps que les décimales des superficies calculées, à l'exception des superficies concernant la classe Mares. Ces dernières étant d'un ordre de grandeur inférieur aux polygones de végétation, le filtre a eu un plus grand impact sur celles-ci. Néanmoins, à l'exception de cette classe, on note une différence de moins de 1% sur la superficie totale changée calculée sur les deux matrices. Cette faible différence suggère que la détection de changement compare effectivement des entités écologiques de surface (objets) et non d'éléments ponctuels (pixels) ou linéaires (ex : routes), ce qui minimise l'impact du décalage sur les données de changements. De plus, tel que mentionné par Desclée *et al.* (2006), la segmentation des images en objets les rend moins sensibles aux erreurs de positionnement dans le cas d'une étude de changements qu'une approche par pixel. Bien qu'un maximum de 0,5 pixel de décalage ait été proposé par Dai et Khorram (1998), ce seuil a été déterminé pour des images de moyennes à

grossières résolutions. Dans le cas d'images à THRS, il est rarement possible d'atteindre une précision inférieure à 1 pixel (Chen *et al.*, 2012). Ainsi, l'erreur obtenue ici de 1,98 pixels n'est pas si importante compte tenu la résolution spatiale des images et la technique de traitement d'images employée. La faible différence entre les résultats de la détection de changement effectuée à partir des données filtrées et non filtrées laissent supposer que l'erreur de positionnement est négligeable.

5.3.3 Erreur thématique

L'erreur thématique, calculée à partir des résultats de la matrice de confusion, est déterminante dans le cas d'une comparaison post-classification, puisqu'une erreur de classification sur l'un ou l'autre des images entraînera une information erronée du changement (Jensen *et al.*, 1998). La précision de la détection de changement dépend donc très fortement de la précision des cartes thématiques, qui elle, dépend du choix des images utilisées, des méthodes de prétraitements employées, des paramètres de segmentation et de classification et de la fiabilité de la mesure de précision. Bien que la plupart des études de changements ne présentent pas de résultats quantitatifs concernant leur précision (Lunetta & Lyon, 2005), l'erreur thématique peut grossièrement être évaluée en multipliant les précisions globales des deux classifications subissant la comparaison (Coppin *et al.*, 2004). Ainsi, la précision de la détection de changement (P_{DC}) de l'étude peut être estimée comme suit:

$$P_{DC} = PG_{1994} * PG_{2010} = 85 \% * 84 \% = 71 \%$$

Cette estimation simple de l'erreur thématique montre que notre analyse de changement a une précision d'au moins 71 %. Bien qu'un peu faible, cette précision a tout de même permis de dégager les tendances générales de l'évolution de la couverture végétale et de répondre aux objectifs de l'étude. Toutefois, les résultats obtenus doivent être supportés par les connaissances du terrain et les superficies de changements calculées doivent être appréhendées avec une certaine réserve étant donnée l'incertitude relative à leur précision.

De plus, les erreurs ne se produisant pas de la même manière pour les deux années, des biais peuvent être introduits dans la détection de changements. En effet, comme présenté au chapitre précédant, les matrices d'erreurs montrent que les classes *Lichens* et *Herbacées* étaient mieux classifiées en 1994 tandis que les classes *Arbustes* et *Roc/Éboulis* ont obtenu une meilleure précision en 2010. Ce biais peut aussi avoir été introduits par l'utilisation de la bande NDVI pour la classification de l'image 2010. On pourrait penser que les arbustes ayant été mieux détectés en 2010, leur expansion

serait moindre que celle enregistrée. Pourtant, les degrés de sous- et de surestimation issus des erreurs de commission et d'omission pour chaque classe individuelle (Annexe 9) disent plutôt que l'expansion a été sous-estimée. Il est ainsi difficile de connaître entièrement l'impact des biais introduits par les erreurs thématiques sur la détection de changements. Dans le cas où l'étude serait à refaire, il serait ainsi préférable de garder les mêmes bandes d'entrée pour les deux classifications.

5.3.4 Choix de la technique de détection de changement

La technique choisie de détection de changement, la comparaison post-classification, a l'avantage d'être simple et de renseigner sur la nature des changements par le biais de la matrice de changements. Toutefois, comme démontré à la section précédente, elle a l'inconvénient d'être fortement influencée par la précision indépendante des classifications. Elle est d'ailleurs souvent critiquée pour ses résultats de changements de faibles précisions et pour sa surestimation du changement (Yuan *et al.*, 1998; Stow, 1999).

Une des solutions proposées pour minimiser l'effet des erreurs de classification sur la comparaison post-classification est la création d'un masque binaire changement/non-changement à partir d'une différence d'images sur les données spectrales initiales (Jensen *et al.*, 1998). Ce masque est ensuite utilisé afin d'écartier les changements erronés dus à des erreurs de classifications. Cependant, l'utilisation de méthodes algébriques (différence d'images) n'était pas possible dans le cas de la présente étude à cause des différences radiométriques trop importantes entre les images.

Par ailleurs, une approche de détection de changement comparant les objets et non les pixels entre eux permet de réduire l'impact des erreurs de positionnement et est souvent mieux appropriée. En effet, l'unité de cartographie comparée étant plus grande, cela réduit le besoin de la correspondance spatiale exacte entre les images. Cependant, il peut être difficile de trouver les objets qui se correspondent entre eux et une segmentation multi-temporelle simultanée est parfois préférable (Chen *et al.*, 2012). Dans ce cas-ci, étant donné la complexité de la recherche de paires d'objets équivalents dans un milieu naturel aussi hétérogène et puisque les segmentations des deux années avaient été effectuées séparément, l'approche de détection de changement par pixels a été jugée suffisante ici. Toutefois, il aurait été intéressant de reconduire l'analyse à partir d'objets afin d'en comparer les résultats.

Une autre façon de réduire l'exagération du changement associé aux erreurs géométrique et thématique est de créer un ensemble de règles afin d'éliminer des changements improbables. Par exemple, Zhou *et al.* (2008) ainsi que Liu et Zhou (2004) ont utilisé cette méthode afin de réduire les erreurs de commission de leurs analyses de changement conduites en milieu urbain. Par exemple, le passage de la classe *Bâtiments* à toute autre classe ou encore le changement d'un milieu agricole vers un milieu forestier étaient considérés comme très peu probables et retirés des superficies changées. Liu et Zhou (2004) ont utilisé cette approche qu'ils nomment «évaluation basée sur des règles de rationalité» afin d'évaluer l'erreur de leur détection de changement. Dans le cas présent, étant donné que le territoire étudié était moins organisé qu'un milieu urbain, il était plus délicat de créer une série de règles logiques. Néanmoins, il est possible de faire l'exercice en supposant que le passage de la classe arbustes à toute autre classe est improbable, puisque les arbustes sont généralement résilients et difficiles à déloger à moins d'une perturbation majeure. Le passage de toute classe vers la classe *Roc/Eboulis* peut aussi être considéré peu probable, puisque cette classe est généralement retrouvée loin des zones de pergélisol en dégradation, qui pourraient induire une instabilité importante et provoquer des éboulis. De plus, cette classe est retrouvée en bordure de la carte et dans des zones pentues, où les erreurs thématiques et les erreurs de positionnement sont souvent plus importantes. En sommant les superficies occupées par les natures de changement relativement improbables, on constate qu'elles occupent 8 % du territoire. Ainsi sur les 31 % du territoire ayant connu des changements, au moins 8 % peuvent être considérés plutôt improbables et pourraient contribuer à surestimer la superficie totale changée.

D'autres études tentent de leur côté d'évaluer la qualité de leur analyse de changement par une démarche similaire à l'évaluation des classifications. Par exemple, Zhou *et al.* (2008) ont sélectionné plusieurs centaines de sites tests dans l'image de changement selon un échantillonnage aléatoire stratifié qu'ils ont soumis à une inspection visuelle. Ils ont ensuite pu générer une matrice d'erreurs et évaluer la précision de leur carte de changement avec une plus grande exactitude. Cela aurait pu permettre de faire une estimation plus précise et plus détaillée de l'erreur de changements dans le cadre de la présente étude. Néanmoins, probablement à cause du temps que cela représente, certaines études de changements post-classification se contentent d'évaluer la précision des classifications individuelles (ex. Dissanska *et al.*, 2009) et d'en multiplier les résultats afin d'avoir une idée de l'erreur de la carte de changements. C'est d'ailleurs ce que nous avons fait.

5.4 Conclusion

La superposition des deux classifications a permis de détailler avec une précision acceptable les changements spatio-temporels de la végétation survenus entre 1994 et 2010 dans la vallée Tasiapik à Umiujaq. Ces changements permettent de dégager la tendance générale au verdissement dans la région. Bien que la carte finale de changements ait une précision d'environ 71 %, elle permet de mieux comprendre la distribution de l'arbustification sur le territoire, qui touche en grande partie les zones de pergélisol en dégradation.

CHAPITRE 6

DISCUSSION ET CONCLUSION

Ce chapitre remet en contexte les résultats obtenus avec ceux d'autres études régionales à proximité ainsi qu'avec les tendances globales au verdissement des régions arctiques et subarctiques. Enfin, il présente les conclusions générales de l'étude.

6.1 Le verdissement de l'Arctique

La comparaison quantitative des deux classifications a montré que les zones de dominance arbustive ont gagné significativement en superficie (+60,9 ha) et que les zones de dominance lichen ont connu la plus grande perte de superficie (-42,8 ha) de 1994 à 2010. En détaillant avec la matrice de changements, nous avons constaté que 18 % de la vallée a subi une arbustification et nous avons pu confirmer que la diminution observée des zones de lichen et des autres types de végétation était majoritairement causée par une croissance arbustive. De plus, une diminution importante du nombre de mares sur le territoire (22 % de perte par rapport à 1994) a été constatée. Les zones de pessières, quant à elles, sont restées relativement stables par rapport aux autres types de végétation.

Les résultats obtenus concernant l'arbustification en cours sont corroborés par des membres de la communauté d'Umiujaq, qui ont témoigné avoir observé une croissance arbustive rapide sur leur territoire au cours des dernières années. Ils signalent particulièrement l'envahissement du paysage par les bouleaux et l'augmentation de la hauteur de la canopée des saules (Gérin-Lajoie *et al.*, en préparation). Bien que les résultats quantitatifs obtenus doivent être interprétés avec précaution vu l'incertitude quant à leur précision, ils montrent une tendance qui concorde non seulement avec les

observations locales, mais avec plusieurs autres recherches menées en régions arctiques et subarctiques (ex. Hollister *et al.*, 2005; Tape *et al.*, 2006; Olthof *et al.*, 2008; Fraser *et al.*, 2011; Elmendorf *et al.*, 2012b) ainsi qu'avec les résultats d'autres études régionales à proximité (May, 2011; McManus *et al.*, 2012; Ropars & Boudreau, 2012; Tremblay *et al.*, 2012).

Par exemple, l'analyse de l'indice NDVI d'une série temporelle Landsat (1986-2010), effectuée par McManus *et al.* (2012) sur un transect longitudinal (boréal-arctique) passant à proximité de la vallée d'étude, a montré une tendance significative au verdissement touchant 30 % du territoire. Leur étude montre que ce verdissement, associé à l'augmentation de la surface foliaire, implique majoritairement les zones de toundra arbustive et de graminées. Par ailleurs, Olthof *et al.* (2008) ont étudié les communautés végétales dans deux zones de transition forêt-toundra situées dans l'ouest du Canada et au nord d'Umiujaq. Leur étude, effectuée à deux échelles différentes (données Landsat à 30 m de résolution et données AVHRR à 1 km de résolution spatiale), montrent dans tous les cas que les communautés dominées par les lichens présentent une augmentation du NDVI moins importante que celles dominées par les plantes vasculaires. Ils concluent aussi que le verdissement touche tous les types de végétation, mais à des rythmes et à des intensités différentes. Un peu plus au nord de la région d'étude dans les environs de la rivière Boniface (également située à la limite des arbres), Ropars et Boudreau (2012) ont observé une croissance arbustive importante du bouleau (*Bétula glandulosa* Michx.) depuis 1957. Leurs résultats montrent également une augmentation significativement plus élevée sur les terrasses sableuses situées en bordure des rivières et en basses altitudes (+21,6 %) que sur les sommets topographiquement plus élevés (+11,6 %). Enfin, Tremblay *et al.* (2012) ont aussi enregistré une augmentation généralisée de la végétation ligneuse érigée entre les années 1964 et 2003 près de Kangiqsualujuaq. Sur les 7,2 km² de territoire étudié, ils ont observé une hausse de 30% des zones denses (>90 % de recouvrement) de végétation ligneuse érigée (arbres et arbustes) et une baisse moyenne de 35% des zones peu dense (< 10% de recouvrement).

Par ailleurs, plusieurs études soulignent la grande variabilité spatiale de la vitesse et de la distribution de la croissance arbustive des environnements toundriques, qui dépend fortement des caractéristiques du relief (ex. McManus *et al.*, 2012; Ropars & Boudreau, 2012; Tape *et al.*, 2012). En effet, en plus de déterminer les gradients d'humidité, la topographie est connue pour agir sur l'épaisseur et la longévité du couvert neigeux, sur la température du sol, sur la profondeur de la couche active du pergélisol ainsi que sur l'activité biologique et la disponibilité en nutriments, influençant de ce fait la productivité des arbustes (Ostendorf, 1998; Tape *et al.*, 2012; Stewart *et al.*,

2014). Ostendorf (1998) utilise d'ailleurs un modèle de végétation basé sur la topographie locale afin de prédire la distribution des types de couverts végétaux au nord de l'Alaska. Lorsqu'utilisé à l'échelle d'un bassin versant, leur modèle permet de prédire les types de végétation avec une précision de 71 à 78 %. Il aurait ainsi été intéressant de superposer les résultats d'arbustification observés dans la vallée Tasiapik avec un MNT pour étudier les relations entre les changements détectés et les caractéristiques topographiques locales. À une échelle plus régionale, il aurait aussi été intéressant de comparer la vitesse de l'arbustification dans la vallée avec celle des zones avoisinantes, comme la côte et le dessus des cuestas.

Si les études s'entendent généralement sur la réponse des arbustes face au réchauffement, la réponse des zones forestières, quant à elle, fait preuve d'une plus grande hétérogénéité spatiale (Henry *et al.*, 2012; McManus *et al.*, 2012). À la limite des arbres, plusieurs variables locales du milieu peuvent venir inhiber l'effet du réchauffement sur la croissance des arbres, comme les propriétés biophysiques du sol, l'humidité, la compétition avec d'autres organismes pour les ressources ou encore la présence d'éléments physiques agissant comme barrières naturelles à l'expansion de la végétation (Meunier *et al.*, 2007; McManus *et al.*, 2012). Les grands affleurements rocheux de cuesta, très répandus autour de la zone d'étude, ainsi que les buttes de pergélisol et les mares thermokarstiques constituent des exemples de barrières locales pour la propagation des arbres. Le pauvre succès de reproduction de l'épinette noire au-delà des barrières physiques et à la limite de sa distribution (Gamache & Payette, 2004; Meunier *et al.*, 2007) pourrait aussi expliquer l'inertie des zones de pessières dans la vallée Tasiapik. Un autre facteur probable de leur stabilité apparente est la lenteur du processus de migration des zones forestières par rapport à celui de l'expansion arbustive (Epstein *et al.*, 2004a; McManus *et al.*, 2012).

Quant au résultat montrant la diminution d'environ 22 % du nombre et de la superficie des mares dans la vallée, il vient à l'encontre de l'hypothèse de départ établie. Plusieurs études à proximité, aussi situées en zone de pergélisol discontinu, ont d'ailleurs plutôt enregistré un gain de ces étendues d'eau au cours des 50 dernières années. Par exemple, Vallée et Payette (2007) ont observé à l'aide de photographies aériennes une augmentation de 76 % de la superficie occupée par les mares thermokarstiques de 1957 à 2001. Marchildon (2007) a aussi montré que la surface occupée par ces mares près des rivières Nataposka et Sheldrake, situées au nord de la région d'étude, a augmenté de 65 % entre de 1957 et 2005. Pourtant, dans la vallée d'étude, les résultats obtenus ainsi que les observations de terrain et de photo-interprétation montrent une grande perte de ces étendues d'eau

entre 1994 et 2010. La différence des résultats obtenus avec ceux d'autres études à proximité peut probablement être expliquée par la période d'étude, qui est beaucoup plus courte dans notre cas et par la disparition récente des mares. Après avoir augmenté suite au dégel du pergélisol, il se peut que le nombre et la superficie des mares aient commencé à diminuer seulement depuis les années 1990. Yoshikawa et Hinzman (2003) montrent d'ailleurs que dans les cas où la dégradation du pergélisol est avancée, les mares thermokarstiques peuvent finir par se raccorder à l'aquifère sous-terrain et par se drainer. Selon Fortier et Aubé-Maurice (2008), la dégradation du pergélisol dans la région d'Umiujaq est observée depuis 1957. Ainsi, la perte de ces étendues d'eau observée entre 1994 et 2010 pourrait être liée au fort degré de dégradation du pergélisol dans la vallée Tasiapik (Fortier & Aubé-Maurice, 2008; Fortier *et al.*, 2008), ayant mené au drainage progressif des mares depuis les années 1990.

Or, la présence de sols imperméable silto-argileux n'est pas propice à cet effet de drainage. Payette et al., 2004 ont étudié l'évolution de 1957 à 2003 d'un paysage tourbeux représentatif des zones de pergélisol en dégradation le long de la côte est de la baie d'Hudson. Bien qu'ils observent une augmentation de la superficie occupée par les mares avec le dégel du pergélisol, ils relatent aussi la végétalisation de celles-ci par succession naturelle au moyen du processus de « terrestrialisation » (accumulation de matières organiques). Puisque les mares sont généralement peu profondes, ce remplissage naturel pourrait aussi être un élément de réponse expliquant la disparition et la végétalisation des mares dans la vallée Tasiapik à Umiujaq. La cartographie spatio-temporelle effectuée par Bouchard *et al.* (2014) près de Kuujjuarapik indique aussi que la disparition récente du pergélisol est surtout accompagné d'une augmentation importante de la végétation causée par une rapide « terrestrialisation » des mares.

Finalement, les conséquences sur le climat ainsi que sur les écosystèmes arctiques de l'arbustification en cours sont nombreuses et mitigées, notamment à cause de la complexité des processus impliqués et des effets de rétroactions attendus. Parmi les impacts cités dans la littérature, le phénomène d'arbustification altère les bilans d'énergie à la surface du sol (Blok *et al.*, 2010; Loranty *et al.*, 2011; Bonfils *et al.*, 2012), modifie les régimes thermiques et hydriques des sols (Sturm *et al.*, 2005; Blok *et al.*, 2010; Lawrence & Swenson, 2011; Bonfils *et al.*, 2012), agit sur les taux de recyclage des nutriments (Sturm *et al.*, 2001a; Sturm *et al.*, 2005) et pourrait mener à une rétroaction positive sur le climat (Myers-Smith *et al.*, 2011; Loranty & Goetz, 2012). Par ailleurs, la diète hivernale des caribous reposant en grande majeure partie sur le lichen, la colonisation des milieux lichéneux par les arbustes

risque d'avoir un impact important la démographie des troupeaux et sur leurs patrons migratoires (Théau *et al.*, 2005)

De plus, les simulations d'un modèle dynamique de végétation utilisé par Epstein *et al.* (2004b) prévoit un accroissement de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle du paysage de la réponse des arbustes avec l'augmentation des températures. Le réchauffement accéléré du climat arctique prévu pour le futur (GIEC, 2013) souligne donc l'importance de développer des méthodes de suivi plus automatisées, de même que d'étudier davantage les facteurs locaux agissant sur la vitesse ainsi que sur la distribution de la croissance arbustive, ces derniers dans le but de mieux comprendre leurs interactions avec les diverses composantes de l'environnement et d'améliorer la précision des modèles climatiques.

6.2 Conclusions et recommandations

Pour conclure, notre principal objectif, qui était d'évaluer s'il y a eu des changements de végétation entre 1994 et 2010 dans la région d'Umiujaq, a été atteint. Pour ce faire, une classification basée-objet a été appliquée à deux séries de photographies aériennes couleur couvrant la vallée Tasiapik. Ces cartes ont ensuite été superposées afin d'effectuer l'analyse de changements et une carte « avant-après » a été produite.

Les précisions de classifications obtenues (85 % et 84 % respectivement pour 1994 et 2010) étaient suffisantes pour permettre la comparaison des deux cartes de végétation. La comparaison entre les superficies totales des deux années pour chaque grande classe de végétation a montré une augmentation significative de la couverture arbustive et une diminution de 22% du nombre de mares qui semblent associées au dégel du pergélisol. Les résultats de la matrice de changements ont pointé le passage d'une couverture dominée par les lichens vers une couverture dominée par les arbustes comme étant le changement le plus important. De plus, toutes classes confondues, l'arbustification touche 18 % du territoire. La représentation spatiale de ces changements a permis de mieux comprendre leur distribution sur le territoire et d'inclure nos connaissances du terrain dans l'interprétation des résultats. Toutefois, la méthodologie employée a seulement permis de détecter les changements affectant la dominance du couvert végétal, ce qui implique que des changements plus subtils affectant la proportion des sous-classes de végétation n'apparaissent pas dans nos résultats.

Néanmoins, la méthode utilisée a permis de donner une bonne idée de la vitesse d'arbustification dans cette région à la limite des arbres et de cibler les grands types de végétation les plus touchés.

La carte thématique issue de la classification de l'image récente (2010) pourra être utilisée par d'autres chercheurs travaillant sur le même site d'étude et pourra faire office de données de référence pour la validation de cartes plus grossières. D'un point de vue personnel, l'apprentissage et l'utilisation d'outils de classification puissants, comme le logiciel de traitements d'images eCognition Definiens, a été extrêmement enrichissante, notamment pour un cadre professionnel futur. Quant à la transférabilité de la méthode sur un territoire semblable, elle est possible, mais les paramètres d'entrées doivent être adaptés au milieu étudié. Dans le cadre d'une nouvelle étude, il serait intéressant de faire l'acquisition de photographies aériennes infrarouge-couleur afin d'être en mesure de délimiter et de classer automatiquement les étendues d'eau peu profondes. Dans le cas où ce n'est pas possible, les mêmes bandes d'information devraient être utilisées pour les deux années. De plus, l'outil d'optimisation, qui choisit la meilleure combinaison de bandes qui maximise la séparabilité des classes, devrait être appliqué individuellement à chacune des classes. Dans le cas où l'acquisition de vérités-terrain n'est pas possible (comme pour l'image 1994), l'utilisation de la stéréoscopie 3D pourrait aider la photo-interprétation des couverts végétaux et permettre de déterminer leur hauteur. Enfin, l'utilisation d'une telle méthodologie sur un territoire plus grand à une même résolution spatiale (<1 m) est encore limitée par la puissance des ordinateurs vu la lourdeur des données d'entrée. L'utilisation de super-ordinateurs serait probablement nécessaire.

RÉFÉRENCES

- Adams JB, Sabol DE, Kapos V, Filho RA, Roberts AD, Milton OS & Gillespie RA (1995) Classification of multispectral Images based on fractions of endmembers: Application to land-cover change in the Brazilian Amazon. *Remote sensing of environment* 52: 137-154.
- Allard M, Calmels F, Fortier D, Laurent C, L'Hérault E & Vinet F (2007) Cartographie des conditions de pergélisol dans les communautés du Nunavik en vue de l'adaptation au réchauffement climatique. *Ouranos* 42.
- Allard M & Lemay M (2013) Le Nunavik et le Nunatsiavut: De la science aux politiques publiques. Une étude intégrée d'impact régional des changements climatiques et de la modernisation. ArcticNet Inc. Québec, Qc, Canada, 318 p.
- Allard M & Seguin MK (1985) La déglaciation d'une partie du versant hudsonien québécois : bassins des rivières Nastapoca, Sheldrake et à l'Eau Claire. *Géographie physique et Quaternaire* 39(1): 13.
- Allard M & Seguin MK (1987) The Holocene evolution of permafrost near the tree line, on the eastern coast of Hudson Bay (northern Quebec). *Canadian Journal of Earth Sciences* 24: 2206-2222.
- Aronoff S (2005) *Remote sensing for GIS managers*. Independant Publishers Group, Redlands, CA, États-Unis. 487 p.
- Baatz M, Benz UC, Dehghani S, Heymen M, Höltje A, Hofmann P, Lingenfelder I, Mimler M, Sohlbach M, Webber M & Willhauck G (2005) eCognition User Guide 4, Concepts & Methods. Definiens Imaging, Germany, 72 p.
- Balaguer A, Ruiz LA, Hermosilla T & Recio JA (2010) Definition of a comprehensive set of texture semivariogram features and their evaluation for object-oriented image classification. *Computers & Geosciences* 36(2): 231-240.
- Beck PSA & Goetz SJ (2012) Corrigendum: Satellite observations of high northern latitude vegetation productivity changes between 1982 and 2008: ecological variability and regional differences. *Environmental Research Letters* 7(2): 1-10.
- Benz UC, Hofmann P, Willhauck G, Lingenfelder I & Heynen M (2004) Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58(3-4): 239-258.
- Blaschke T (2005) Towards a framework for change detection based on image objects. *Göttinger Geographische Abhandlungen* 113: 1-9.
- Blaschke T (2010) Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65(1): 2-16.
- Blok D, Heijmans MMPD, Schaepman-Strub G, Kononov AV, Maximov TC & Berendse F (2010) Shrub expansion may reduce summer permafrost thaw in Siberian tundra. *Global Change Biology* 16(4): 1296-1305.
- Bonfils CJW, Phillips TJ, Lawrence DM, Cameron-Smith P, Riley WJ & Subin ZM (2012) On the influence of shrub height and expansion on northern high latitude climate. *Environmental Research Letters* 7(1): 1-9.

- Bouchard F, Francus P, Pienitz R, Laurion I & Feyte S (2014) Subarctic thermokarst ponds: Investigating recent landscape evolution and sediment dynamics in thawed permafrost of northern Quebec (Canada). *Arctic, Antarctic, and Alpine Research* 46(1): 251-271.
- Bridge SRJ & Jonhson EA (2000) Geomorphic principles of terrain organization and vegetation gradients. *Journal of Vegetation Science* 11: 57-70.
- Caloz R & Collet C (2001) Précis de Télédétection: Volume 3, Traitements numériques d'images de télédétection. Québec PDLUD (Édit.), Québec. p 385.
- Chapin FS, Shaver GR, Giblin AE, Nadelhoffer KJ & Laundre JA (1995) Responses of arctic tundra to experimental and observed changes in climate. *Ecology* 76(3): 694-711.
- Chen G, Hay GJ, Carvalho LMT & Wulder MA (2012) Object-based change detection. *International Journal of Remote Sensing* 33(14): 4434-4457.
- Cleve C, Kelly M, Kearns FR & Moritz M (2008) Classification of the wildland–urban interface: A comparison of pixel- and object-based classifications using high-resolution aerial photography. *Computers, Environment and Urban Systems* 32(4): 317-326.
- Cliff AD & Ord JK (1973) *Spatial autocorrelation*. London, England. 178 p.
- Coburn CA & Roberts ACB (2004) A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *International Journal of Remote Sensing* 25(20): 4287-4308.
- Cohen J (1960) A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement* 20(1): 37-46.
- Collins BJ & Woodcock CE (1996) An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data. *Remote Sensing of Environment* 56: 66-77.
- Congalton GR (1988) A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering & remote sensing* 54(5): 593-600.
- Congalton GR (1991) A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 37: 35-46.
- Congalton GR & Green K (2009) *Assessing the accuracy of remotely sensed data. Principles and practices*. CRC Press, Boca Raton, FL, États-Unis, 2e Eds. 177 p
- Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B & Lambin E (2004) Review Article Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing* 25(9): 1565-1596.
- Cuerrier A, Roy C & Blondeau M (2011) *Plantes des villages et des parcs du Nunavik [pdf]*. Éditions MultiMondes, Canada, 178 p.
- Curie F, Ducharme A, Bendjoudi H, Gaillard S & Sebillio M (2003) Classification et typologie fonctionnelle des zones humides riveraines à l'échelle du bassin de la Seine: élimination et rétention des nitrates. *Colloque PIREN-Seine*.
- Dai X & Khorram S (1998) The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 36: 1566-1577.
- Definiens (2005) Manuel utilisateur d'eCognition 4.0. 43 p.

- Definiens (2007) Developer 7 Reference book. Germany: 197 p.
- Definiens (2008) Developer 7 User Guide. Germany: 506 p.
- Desclée B, Bogaert P & Defourny P (2006) Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment* 102(1–2): 1-11.
- Dissanska M, Bernier M & Payette S (2009) Object-based classification of very high resolution panchromatic images for evaluating recent change in the structure of patterned peatlands. *Canadian Journal of Remote Sensing* 35(2): 189-215.
- Dragut L, Tiede D & Levick SR (2010) ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science* 24(6): 859-871.
- Dribault Y, Chokmani K & Bernier M (2012) Monitoring seasonal hydrological dynamics of minerotrophic peatlands using multi-date GeoEye-1 very high resolution imagery and object-based classification. *Remote sensing* 4(7): 1887-1912.
- Dufour-Tremblay G, Lévesque E & Boudreau S (2012) Dynamics at the treeline: differential responses of *Picea mariana* and *Larix laricina* to climate change in eastern subarctic Québec. *Environmental Research Letters* 7(4): 1-10.
- Elmendorf SC, Henry GHR & Hollister RD (2012a) Plot-scale evidence of tundra vegetation change and links to recent summer warming. *Nature Climate Change* 2: 453–457.
- Elmendorf SC, Henry GHR, Hollister RD, Björk RG, Bjorkman AD, Callaghan TV, Collier LS, Cooper EJ, Cornelissen JHC, Day TA, Fosaa AM, Gould WA, Grétarsdóttir J, Harte J, Hermanutz L, Hik DS, Hofgaard A, Jarrad F, Jónsdóttir IS, Keuper F, Klanderud K, Klein JA, Koh S, Kudo G, Lang SI, Loewen V, May JL, Mercado J, Michelsen A, Molau U, Myers-Smith IH, Oberbauer SF, Pieper S, Post E, Rixen C, Robinson CH, Schmidt NM, Shaver GR, Stenström A, Tolvanen A, Totland Ø, Troxler T, Wahren C-H, Webber PJ, Welker JM & Wookey PA (2012b) Global assessment of experimental climate warming on tundra vegetation: heterogeneity over space and time. *Ecology Letters* 15(2): 164-175.
- Epstein H, Beringer J, Gould WA, Lloyd AH, Thompson CC, Chapin FS, Michaelson GJ, Ping CL, Rupp CL & Walker DA (2004a) The nature of spatial transitions in the Arctic. *Journal of Biogeography* 31: 1917-1933.
- Epstein H, Calef MP, Walker MD, Stuart Chapin F & Starfield AM (2004b) Detecting changes in arctic tundra plant communities in response to warming over decadal time scales. *Global Change Biology* 10(8): 1325-1334.
- Foody GM (2002) Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* 80(1): 185-201.
- Forbes BC, Fauria MM & Zetterberg P (2010) Russian Arctic warming and ‘greening’ are closely tracked by tundra shrub willows. *Global Change Biology* 16(5): 1542-1554.
- Fortier R, Allard M, Lemieux M, Therrien R, Molson J & Fortier D (2011a) *Cartographie des dépôts quaternaires et compilation des informations disponibles des villages nordiques de Whapmagoostui, Umiujuaq, Salluit et Kuujuaq*. Rapport de synthèse de la phase I remis au MDDEFP, 126 p et 4 cartes des dépôts quaternaires.

- Fortier R & Aubé-Maurice B (2008) Fast permafrost degradation near Umiujaq in Nunavik (Canada) since 1957 assessed from time-lapse aerial and satellite photographs. in *Ninth International Conference on Permafrost*, Édité Hinkel DKEK Fairbanks, Alaska).
- Fortier R, LeBlanc A-M, Allard M, Buteau S & Calmels F (2008) Internal structure and conditions of permafrost mounds at Umiujaq in Nunavik, Canada, inferred from field investigation and electrical resistivity tomography. *Canadian Journal of Earth Sciences* 45(3): 367-387.
- Fortier R, LeBlanc A-M & Yu W (2011b) Impacts of permafrost degradation on a road embankment at Umiujaq in Nunavik (Quebec), Canada. *Canadian Geotechnical Journal* 48(5): 720-740.
- Franklin SE, Hall RJ, Moskal LM, Maudie AJ & Lavigne MB (2000) Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International Journal of Remote Sensing* 21(1): 61-79.
- Franklin SE, Wulder MA & Lavigne MB (1996) Automated derivation of geographic window sizes for use in remote sensing digital image texture analysis. *Computers & Geosciences* 22(6): 665-673.
- Fraser RH, Olthof I, Carrière M, Deschamps A & Pouliot D (2011) Detecting long-term changes to vegetation in northern Canada using the Landsat satellite image archive. *Environmental Research Letters* 6(4): 1-9.
- Gamache I & Payette S (2004) Height growth response of tree line black spruce to recent climate warming across the forest-tundra of eastern Canada. *Journal of Ecology* 92(5): 835-845.
- Gamache I & Payette S (2005) Latitudinal response of subarctic tree lines to recent climate change in eastern Canada. *Journal of Biogeography* 32(5): 849-862.
- Gao Y, J.F M, Niemeier I, Marpu PR & Palacio JL (2007) Object-based image analysis for mapping land-cover in a forest area. *5th International Symposium: Spatial Data Quality*. (Enschede, The Netherlands, 13-15 Juin 2007), p 4.
- Gao Y, Mas JF, Kerle N & Navarrete Pacheco JA (2011) Optimal region growing segmentation and its effect on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing* 32(13): 3747-3763.
- Gérin-Lajoie J, Cuerrier A & Lévesque E (Inuit perception of climate change and its effect on vegetation and berry species in three communities of Nunavik, Quebec. *In prep for Human Ecology*.
- GIEC (2007) Bilan 2007 des changements climatiques: Rapport de synthèse. in *Contribution des Groupes de travail I, II et III au quatrième Rapport d'évaluation de Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat GIEC* (Genève, Suisse), 103p.
- GIEC (2013) Résumé à l'intention des décideurs. *Changements climatiques 2013: Les éléments scientifiques. Contribution du Groupe de travail 1 au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat* (sous la direction de Stocker, T.F., D. Quin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex et P.M. Midgley), Cambridge University Press, Royaume-Uni et New York, État-Unis.
- Hall-Beyer M (2007) *The GLCM Tutorial Home Page*., University of Calgary, En ligne [URL]: <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm> (Consulté le 20 juin 2013)
- Haralick RM, Shanmugam K & Dinstein IH (1973) Textural Features for Image Classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on SMC-3*(6): 610-621.

- Hay GJ, Blaschke T, Marceau DJ & Bouchard A (2003) A comparison of three image-object methods for the multiscale analysis of landscape structure. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 57(5–6): 327-345.
- Hay GJ, Castilla G, Wulder MA & Ruiz JR (2005) An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 7(4): 339-359.
- Henry GHR, Harper KA, Chen W, Deslippe JR, Grant RF, Lafleur PM, Lévesque E, Siciliano SD & Simard SW (2012) Effects of observed and experimental climate change on terrestrial ecosystems in northern Canada: results from the Canadian IPY program. *Climatic Change* 115(1): 207-234.
- Hillaire-Marcel C (1976) La déglaciation et le relèvement isostasique sur la côte est de la baie d'Hudson. *Cahiers de géographie de Québec* 20 (50): 185-220.
- Hoang HK (2007) *Les changements de l'occupation du sol et ses impacts sur les eaux de surfaces du bassin versant. Le cas du bassin versant de la rivière Côté (Viêt-nam)*. Mémoire de Maîtrise (Institut National de la Recherche Scientifique, Québec). 127 p.
- Hobbs R (1990) Remote Sensing of Spatial and Temporal Dynamics of Vegetation. *Remote Sensing of Biosphere Functioning*, (Ecological Studies, Hobbs RJ & Mooney H (Édit.) Springer New York, Vol 79. p 203-219.
- Hollister RD, Webber PJ & Tweedie CE (2005) The response of Alaskan arctic tundra to experimental warming: differences between short- and long-term responses. *Global Change Biology* 11(4): 525-536.
- Hu X, Tao CV & Prenzel B (2005) Automatic segmentation for high-resolution satellite imagery by integrating texture, intensity, and color features. *Photogrammetric Engineering & remote sensing* 71(12): 1399-1406.
- Hudak AT & Wessman CA (1998) Textural analysis of historical aerial photography to characterize woody plant encroachment in south african savanna. *Remote Sensing of Environment* 66: 317-330.
- Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H & Stanley D (2013) Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 80: 91-106.
- Jensen JR (2005) *Introductory digital image processing. A remote sensing perspective*. Upper Saddle River, NJ, États-Unis, 3e Ed. 526 p.
- Jensen JR, Cowen DJ, Althausen JD, Narumalani S & Weatherbee O (1998) An evaluation of the CoastWatch change detection protocol in South Carolina. *Remote sensing change detection: Environmental monitoring methods and Applications*, Lunetta SRE, D. Christopher (Édit.) Sleeping Bear Press, Chelsea, Michigan. p 75-88.
- Johansen K, Coops NC, Gergel SE & Stange Y (2007) Application of high spatial resolution satellite imagery for riparian and forest ecosystem classification. *Remote Sensing of Environment* 110(1): 29-44.
- Kemper JT & Macdonald SE (2009) Directional change in upland tundra plant communities 20-30 years after seismic exploration in the Canadian low-arctic. *Journal of Vegetation Science* 20: 557-567.

- Kourgli A & Belhadj-Aissa A (2003) Segmentation texturale des images urbaines par le biais de l'analyse variographique. *Téledétection* 3(2-3-4): 337-348.
- Lajeunesse P & Allard M (2003) The Nastapoka drift belt, eastern Hudson Bay: implications of a stillstand of the Quebec– Labrador ice margin in the Tyrrell Sea at 8 ka BP. *Canadian Journal of Earth Sciences* 40(1): 65-76.
- Laliberte AS, Rango A, Havstad KM, Paris JF, Beck RF, McNeely R & Gonzalez AL (2004) Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico. *Remote Sensing of Environment* 93(1–2): 198-210.
- Lantz TC, Kokelj SV, Gergel SE & Henry GHR (2009) Relative impacts of disturbance and temperature: persistent changes in microenvironment and vegetation in retrogressive thaw slumps. *Global Change Biology* 15(7): 1664-1675.
- Lawrence DM & Swenson SC (2011) Permafrost response to increasing Arctic shrub abundance depends on the relative influence of shrubs on local soil cooling versus large-scale climate warming. *Environmental Research Letters* 6(4): 1-8.
- Lévesque E, Allard M & Seguin MK (1988) Regional factors of permafrost distribution and thickness, Hudson bay coast, Québec. In *Proceedings, 5th International Conference on permafrost, Trondheim, Norway* Tapir Publishers. : pp. 199-204.
- Lewinski S & Zaremski K (2004) Examples of object-oriented classification performed on high-resolution satellite images. *Miscellanea Geographica* 11: 349-358.
- Liu D & Xia F (2010) Assessing object-based classification: advantages and limitations. *Remote Sensing Letters* 1(4): 187-194.
- Liu D & Zhou L (2004) Accuracy analysis of remote sensing change detection by rule-based rationality evaluation with post-classification comparison. *International Journal of Remote Sensing* 25(5): 1037-1050.
- Loranty MM & Goetz SJ (2012) Shrub expansion and climate feedbacks in Arctic tundra. *Environmental Research Letters* 7(1): 1-3.
- Loranty MM, Goetz SJ & Beck PSA (2011) Tundra vegetation effects on pan-Arctic albedo. *Environmental Research Letters* 6(2): 1-7.
- Lu D, Mausel P, Brondizio E & Moran E (2004) Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25(12): 2365-2401.
- Lu D, Moran E & Batistella M (2003) Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. *Remote Sensing of Environment* 87(4): 456-469.
- Lunetta SR & Elvidge DC (1998) *Remote sensing of environment. Environmental monitoring methods and applications*. Chelsea, MI, États-Unis. 318 p.
- Lunetta SR, Lyon GJ, Guindon B & Elvidge DC (1998) North American landscape characterization: "Triuplicate" data sets and data fusion products. *Remote sensing change detection: Environmental monitoring methods and applications*, Lunetta SRE, D. Christopher (Édit.) Sleeping Bear Press, Chelsea, Michigan. p 41-52.
- Lunetta SR & Lyon GJE (2005) *Remote sensing and GIS accuracy assessment*. CRC press, Boca Raton, FL, États-Unis. 304 p.

- Marchildon C (2007) *Évolution spatio-temporelle des palses et des lithalses de la région des rivières Sheldrake et Nataposka, côte est de la baie d'Hudson, Nunavik*. (Université Laval, Québec). 103 p.
- Mas J-F (1999) Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. *Int. J. Remote sensing* 20(1): 139-152.
- May I (2011) *Using in-field and remote sensing data to monitor permafrost dynamics in Northern Quebec*. PhD (Université Ludwig-Maximilians, Munich). 181 p.
- McFeeters SK (1996) The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17(7): 1425-1432.
- McManus KM, Morton DC, Masek JG, Wang D, Sexton JO, Nagol JR, Ropars P & Boudreau S (2012) Satellite-based evidence for shrub and graminoid tundra expansion in northern Quebec from 1986 to 2010. *Global Change Biology* 18(7): 2313-2323.
- Ménard E, Allard M & Michaud Y (1998) Monitoring of ground surface temperature in various biophysical micro-environments near Umiujaq, eastern Hudson bay, Canada. *PERMAFROST - Seventh International Conference*. (Yellowknife (Canada), Collection Nordicana, p 723-729.
- Merot P, Ezzahar B, Walter C & Arousseau P (1995) Mapping waterlogging of soils using digital terrain models. *Hydrological Processes* 9(1): 27-34.
- Meunier C, Sirois L & Bégin Y (2007) Climate and *Picea mariana* seed maturation relationships: A Multi-scale perspective. *Ecological Monographs* 77(3): 361-376.
- Milne AK (1988) Change direction analysis using Landsat imagery: a review of methodology. *Proceedings of the IGARSS'88 Symposium Edinburgh, Scotland*, ESA SP-284 (Noordwijk, Netherlands: ESA): 541-544.
- Morgan JL, Gergel SE & Coops NC (2010) Aerial Photography: A Rapidly Evolving Tool for Ecological Management. *BioScience* 60(1): 47-59.
- Mueller-Dombois D & Ellenberg H (2002) *Aims and methods of vegetation ecology*. Blackburn Press. 547 p.
- Murray H, Lucieer A & Williams R (2010) Texture-based classification of sub-Antarctic vegetation communities on Heard Island. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 12(3): 138-149.
- Musy A & Higy C (2004) *Hydrologie: Une science de la nature*. Presses polytechniques et universitaires romandes. <http://books.google.ca/books?id=LwsFGPWyy7sC>
- Myers-Smith IH, Forbes BC, Wilmsking M, Hallinger M, Lantz T, Blok D, Tape KD, Macias-Fauria M, Sass-Klaassen U, Lévesque E, Boudreau S, Ropars P, Hermanutz L, Trant A, Collier LS, Weijers S, Rozema J, Rayback SA, Schmidt NM, Schaepman-Strub G, Wipf S, Rixen C, Ménard CB, Venn S, Goetz S, Andreu-Hayles L, Elmendorf S, Ravolainen V, Welker J, Grogan P, Epstein HE & Hik DS (2011) Shrub expansion in tundra ecosystems: dynamics, impacts and research priorities. *Environmental Research Letters* 6(4): 1-15.
- Myneni R, Keeling CD, Tucker CJ, Asrar G & Nemani RR (1997) Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature* 386: 698-702.
- Naito AT & Cairns DM (2011) Patterns and processes of global shrub expansion. *Progress in Physical Geography* 35(4): 423-442.

- Nelson PR, Roland C, Macander MJ & McCune B (2013) Detecting continuous lichen abundance for mapping winter caribou forage at landscape spatial scales. *Remote Sensing of Environment* 137: 43-54.
- Olthof I, Pouliot D, Latifovic R & C. W (2008) Recent (1986-2006) Vegetation-Specific NDVI Trends in Northern Canada from Satellite Data. *Arctic* 61(4): 381-394.
- Ostendorf BR, J. F. (1998) A model of arctic tundra vegetation derived from topographic gradients. *Landscape Ecology* 13: 187-201.
- Payette S (1983) The forest tundra and present tree-lines of the northern Québec-Labrador peninsula. *Nordicana* 47: 3-23.
- PCIGeomatics (2006) Tutorial: How Many GCPs do I Need for my Air Photo, disponible à partir de <http://www.pcigeomatics.com/>
- PCIGeomatics (2012) About mosaicking, OrthoEngine (Aide de Geomatica).
- Puig D & Garcia MA (2001) Determining optimal window size for texture feature extraction methods. *IX Spanish Symposium on pattern recognition and image analysis 2*: 237-242.
- Puissant A, Hirsch J & Weber C (2005) The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing* 26(4): 733-745.
- Rogan J, Franklin J & Roberts AD (2002) A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. *Remote sensing of Environment* 80(1): 143-156.
- Ropars P & Boudreau S (2012) Shrub expansion at the forest–tundra ecotone: spatial heterogeneity linked to local topography. *Environmental Research Letters* 7(1): 1-9.
- Schowengerdt RA (1997) *Remote Sensing: Models and methods for image processing*. California, United States of America, 2nd Edition. 522 p.
- Sickel H, Ihse M, Norderhaug A & Sickel MAK (2004) How to monitor semi-natural key habitats in relation to grazing preferences of cattle in mountain summer farming areas: An aerial photo and GPS method study. *Landscape and Urban Planning* 67(1–4): 67-77.
- Singh A (1989) Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 10(6): 989-1003.
- Somers B, Asner GP, Tits L & Coppin P (2011) Endmember variability in Spectral Mixture Analysis: A review. *Remote Sensing of Environment* 115(7): 1603-1616.
- Stewart KJ, Grogan P, Coxson DS & Siciliano SD (2014) Topography as a key factor driving atmospheric nitrogen exchanges in arctic terrestrial ecosystems. *Soil Biology and Biochemistry* 70: 96-112.
- Stow D (1999) Reducing the effects of misregistration on pixel-level change detection. *International Journal of Remote Sensing* 20(12): 2477-2483.
- Stow D, Hope A, McGuire D, Verbyla D, Gamon J, Huemmrich F, Houston S, Racine C, Sturm M, Tape K, Hinzman L, Yoshikawa K, Tweedie C, Noyle B, Silapaswan C, Douglas D, Griffith B, Jia G, Epstein H, Walker D, Daeschner S, Petersen A, Zhou L & Myneni R (2004)

- Remote sensing of vegetation and land-cover change in Arctic Tundra Ecosystems. *Remote Sensing of Environment* 89(3): 281-308.
- Sturm M, Holmgren J, McFadden JP, Liston GE, Chapin FS & Racine CH (2001a) Snow–Shrub Interactions in Arctic Tundra: A Hypothesis with Climatic Implications. *Journal of Climate* 14(3): 336-344.
- Sturm M, Racine C & Tape KEN (2001b) Climate change: Increasing shrub abundance in the Arctic. *Nature* 411: 546-547.
- Sturm M, Schimel J, Michaelson G, Welker JM, Oberbauer SF, Liston GE, Fahnestock J & Romanovsky VE (2005) Winter Biological Processes Could Help Convert Arctic Tundra to Shrubland. *BioScience* 55(1): 17-26.
- Szantoi Z, Escobedo F, Abd-Elrahman A, Smith S & Pearlstine L (2013) Analyzing fine-scale wetland composition using high resolution imagery and texture features. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 23: 204-212.
- Tape KEN, Hallinger M, Welker JM & Ruess RW (2012) Landscape heterogeneity of shrub expansion in arctic Alaska. *Ecosystems* 15: 711-724.
- Tape KEN, Sturm M & Racine C (2006) The evidence for shrub expansion in Northern Alaska and the Pan-Arctic. *Global Change Biology* 12(4): 686-702.
- Taras B, Sturm M & Liston GE (2002) Snow-ground interface temperatures in the Kuparuk River Basin, Arctic Alaska: Measurements and model. *Journal of Hydrometeorology* 3: 377-394.
- Théau J, Peddle DR & Duguay CR (2005) Mapping lichen in a caribou habitat of Northern Quebec, Canada, using an enhancement_classification method and spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment* 94(2): 232-243.
- Throop J, Lewkowicz AG, Smith SL & Burn CR (2012) Climate and ground temperature relations at sites across the continuous and discontinuous permafrost zones, northern Canada. This article is one of a series of papers published in this CJES Special Issue on the theme of Fundamental and applied research on permafrost in Canada. Earth Science Sector (ESS) Contribution 20110128. *Canadian Journal of Earth Sciences* 49(8): 865-876.
- Tortora RD (1978) A Note on Sample Size Estimation for Multinomial Populations. *The American Statistician* 32(3): 100-102. In Congalton, G. R & Green, K., 2009. Assessing the accuracy of remotely sensed data. Principles and Practices, CRC Press, E.-U., 2177p.
- Tremblay B, Lévesque E & Boudreau S (2012) Recent expansion of erect shrubs in the Low Arctic: evidence from Eastern Nunavik. *Environmental Research Letters* 7(3): 035501.
- Truchon-Savard A & Payette S (2012) Black spruce colonization of forest-tundra snow patches of eastern Canada. in *42nd International Arctic workshop* (Winter Park, Colorado).
- Tuominen S & Pekkarinen A (2005) Performance of different spectral and textural aerial photograph features in multi-source forest inventory. *Remote Sensing of Environment* 94(2): 256-268.
- Vallée S & Payette S (2007) Collapse of permafrost mounds along a subarctic river over the last 100 years (northern Québec). *Geomorphology* 90(1–2): 162-170.
- Walker MD, Wahren CH, Hollister RD, Henry GHR, Ahlquist LE, Alatalo JM, Bret-Harte MS, Calef MP, Callaghan TV, Carroll AB, Epstein HE, Jónsdóttir IS, Klein JA, Magnússon Bó,

- Molau U, Oberbauer SF, Rewa SP, Robinson CH, Shaver GR, Suding KN, Thompson CC, Tolvanen A, Totland Ø, Turner PL, Tweedie CE, Webber PJ & Wookey PA (2006) Plant community responses to experimental warming across the tundra biome. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 103(5): 1342-1346.
- Watanabe S, Laurion I, Chokmani K, Pienitz R & Vincent WF (2011) Optical diversity of thaw ponds in discontinuous permafrost: A model system for water color analysis. *Journal of Geophysical Research* 116(G2).
- Weng Q (2002) Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling. *Journal of Environmental Management* 64(3): 273-284.
- Whiteside GT, Boggs SG & Maier WS (2011) Comparing object-based and pixel-based classifications for mapping savannas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13: 884-893.
- Wood EM, Pidgeon AM, Radeloff VC & Keuler NS (2012) Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. *Remote Sensing of Environment* 121: 516-526.
- Woodcock C & Harward VJ (1992) Nested-hierarchical scene models and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing* 13(16): 3167-3187.
- Wookey PA, Aerts R, Bardgett RD, Baptist F, BrÅThen KA, Cornelissen JHC, Gough L, Hartley IP, Hopkins DW, Lavorel S & Shaver GR (2009) Ecosystem feedbacks and cascade processes: understanding their role in the responses of Arctic and alpine ecosystems to environmental change. *Global Change Biology* 15(5): 1153-1172.
- Wright GG & Morrice JG (1997) Landsat TM spectral information to enhance the land cover of Scotland 1988 dataset. *International Journal of Remote Sensing* 18(18): 3811-3834.
- Xie Y, Sha Z & Yu M (2008) Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. *Journal of Plant Ecology* 1(1): 9-23.
- Yoshikawa K & Hinzman LD (2003) Shrinking thermokarst ponds and groundwater dynamics in discontinuous permafrost near council, Alaska. *Permafrost and Periglacial Processes* 14(2): 151-160.
- Yu Q, Gong P, Clinton N, Biging G, Kelly M & Schirokauer D (2006) Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery. *Photogrammetric Engineering & remote sensing* 72(7): 799-811.
- Yuan D, Elvidge DC & Lunetta SR (1998) Survey of multispectral methods for land cover change analysis. *Remote sensing of environment. Environmental monitoring methods and applications*, Lunetta SRE, D. Christopher (Édit.) Sleeping Bear Press, Chelsea, Michigan. p 21-39.
- Zamin JT & Grogan P (2012) Birch chrub growth in the low Arctic: the relative importance of experiemental warming, enhanced nutrient availability, snow depth and caribou exclusion. *Environmental Research Letters* 7: 1-9.
- Zeng Y, Schaepman M, Wu B, Clevers J & Bregt A (2008) Scaling-based forest structural change detection using an inverted geometric-optical model in the Three Gorges region of China. *Remote Sensing of Environment* 112(12): 4261-4271.

Zhou W, Troy A & Grove JM (2008) Object-based land cover classification and change analysis in the Baltimore metropolitan area using multi-temporal high resolution remote sensing data. *Sensors* 8: 1613-1636.

ANNEXES

ANNEXE 1

EXEMPLE DE FICHE TERRAIN

Cette annexe présente un exemple d'une fiche de terrain typique remplie lors de l'échantillonnage effectué à Umiujaq à l'été 2012.

UMIUAQ 2012 Parcelles de validation - Recouvrement de la végétation et échantillonnage des sols

Parcelle: W115 (Temp 4) # Serie (sonde): 2023607 Date: 15/07 Observateurs: L/C/M
 # pts GPS: W115 (~15m de niveau) Météo (pluies récentes?): hier pluie. Aujourd'hui brum.
 Pos. Topo.: 4 Habitat: 4,15 Hum: 4 Substrat: 3
 # Échantillons sols (0-20cm): ~~11~~ CU Vol. densité apparente: 398 cm³ # photos sol: IMG3458

Strates/Espèces	Recouv	H moy	H max	# Photos	Strates/ Espèces	Recouv	H moy	H max	# Photos
Arbo	0	0	0		Maousse	6	1	1	
					CU DEN				
Arbu	6	2	3						
BET GUA	6	2	3		Lichen	2	1	1	
VAC VIT ID	1	0	0		CUA STE				
Herb	4	2	2	(143-344)					
EGU ARV	2	2	2						
OXY DIG	1	1	1						

Plantules d'arbres? Non

Notes: Pas vu temp 3.
 Site en pente forte (16°/30°)
 Temp 4 dans les pite

Hauteur de pente: pite avec tapis de lichen/mausses lévicacais.
 En pite, tapis de lichens.

LÉGENDE

Position topographique 1 Terrain plat 2 Sommet arrondi 3 Haut pente 4 Mi-pente 5 Bas pente 6 Replat 7 Fond vallée 8 Dépression ouverte 9 Dépression fermée	Substrat 1 Argile 2 Limon 3 Sable 4 Gravier (2-75mm) 5 Cailloux (75-250mm) 6 Blocs (60cm +) 7 Vase 8 Loam 9 Tourbe 10 Till	Hauteur du couvert (m) 1 0 - 0,25 2 0,25 - 0,5 3 0,5 - 1 4 1 - 1,5 5 1,5 - 2,5 6 2,5 - 5 7 > 5	Habitat 1 Affleurement 2 Bog 3 Champs blocs 4 Côte/basses terres côtières 5 Dépression inter-palme 6 Fen 7 Terrasse/niche nivale 8 Palme 9 Plage soulevée 10 Plateau sommital 11 Pessière lichens 12 Pessière mousse 13 Sols polygonaux 14 Talus d'éboulis 15 Talus riverain 16 Versant sur till/colluvions 17 Autre (précisé)
Humidité (Drainage) 0 Excessif 1 Rapide 2 Bon 3 Modéré 4 Imparfait 5 Mauvais 6 Très mauvais	Strates ROC Roc SO Sol nu LICH Lichen MUSC Muscinale HERB Herbacée ARBU Arbustive ARBO Arborescente	Recouvrement (%) 0 0 1 > 0 à 5 2 5 à 15 3 15 à 25 4 25 à 50 5 50 à 75 6 75 à 90 7 90 à 100	

Figure A 1. 1 Exemple d'une fiche d'échantillonnage remplie lors de la campagne de terrain à l'été 2012, Umiujaq, Nunavik.

ANNEXE 2

CARTE DE LOCALISATION DES SITES D'ÉCHANTILLONNAGE

Cette annexe présente l'emplacement des 88 sites d'échantillonnage, dont 38 se situent à l'intérieur de la zone d'étude finale (Vallée Tasiapik).

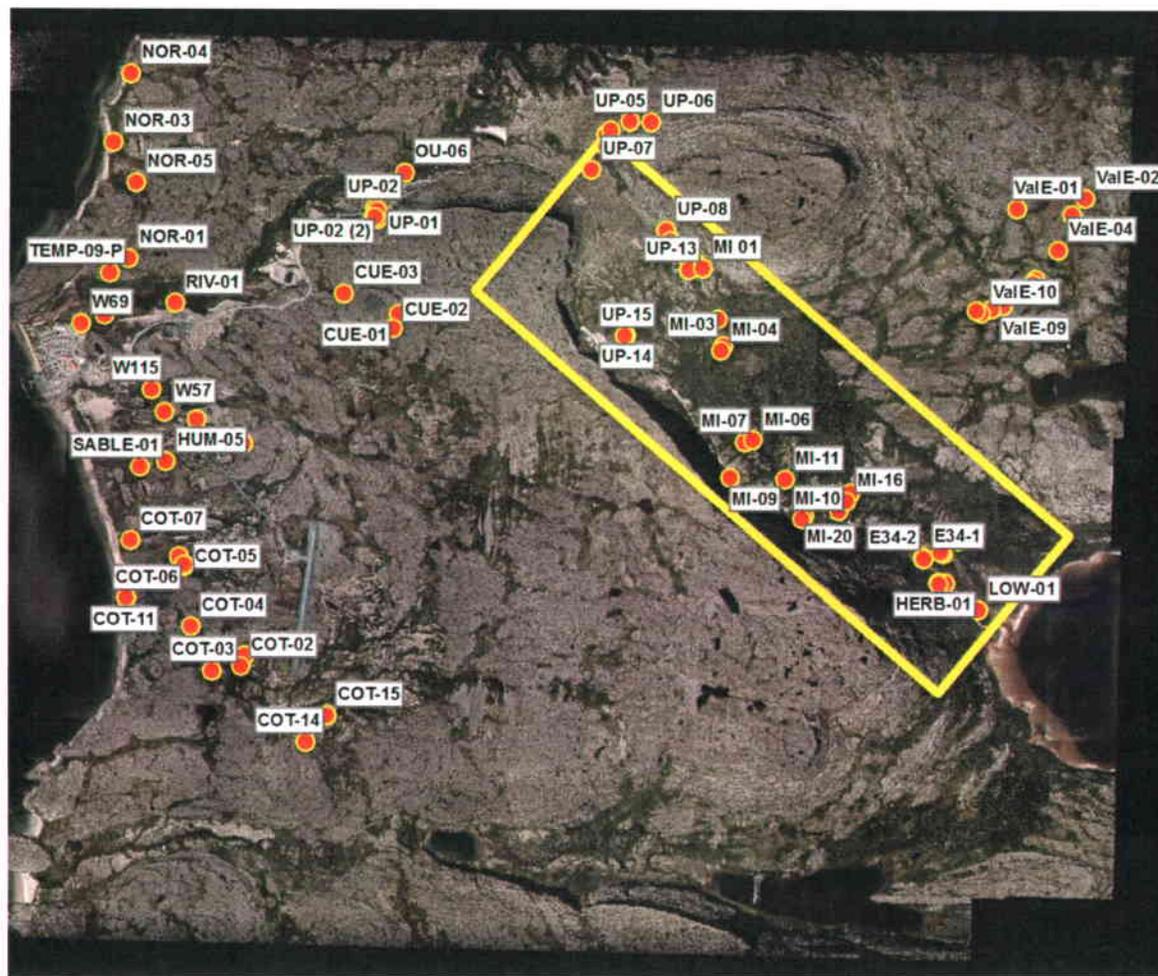


Figure A 2. 1 Localisation des sites d'échantillonnage. Le rectangle jaune représente la zone d'étude finale sélectionnée. Base de la carte : L'Hérault, E. (2010). Orthomosaïque de la région d'Umiujaq. Centre d'études nordiques, Université Laval, Québec, Canada. Source des images : Orthophotographies du village d'Umiujaq, résolution 15 cm, MRNF, Gouvernement du Québec (2010).

ANNEXE 3

RESULTATS DE L'ESTIMATION DE L'ECHELLE DE SEGMENTATION

Cette annexe présente les graphiques résultant de l'application de l'outil d'estimation d'échelle (ESP) de Dragut *et al.* (2010), qui a guidé le choix de l'échelle de segmentation de la végétation pour les photographies 1994 et 2010.

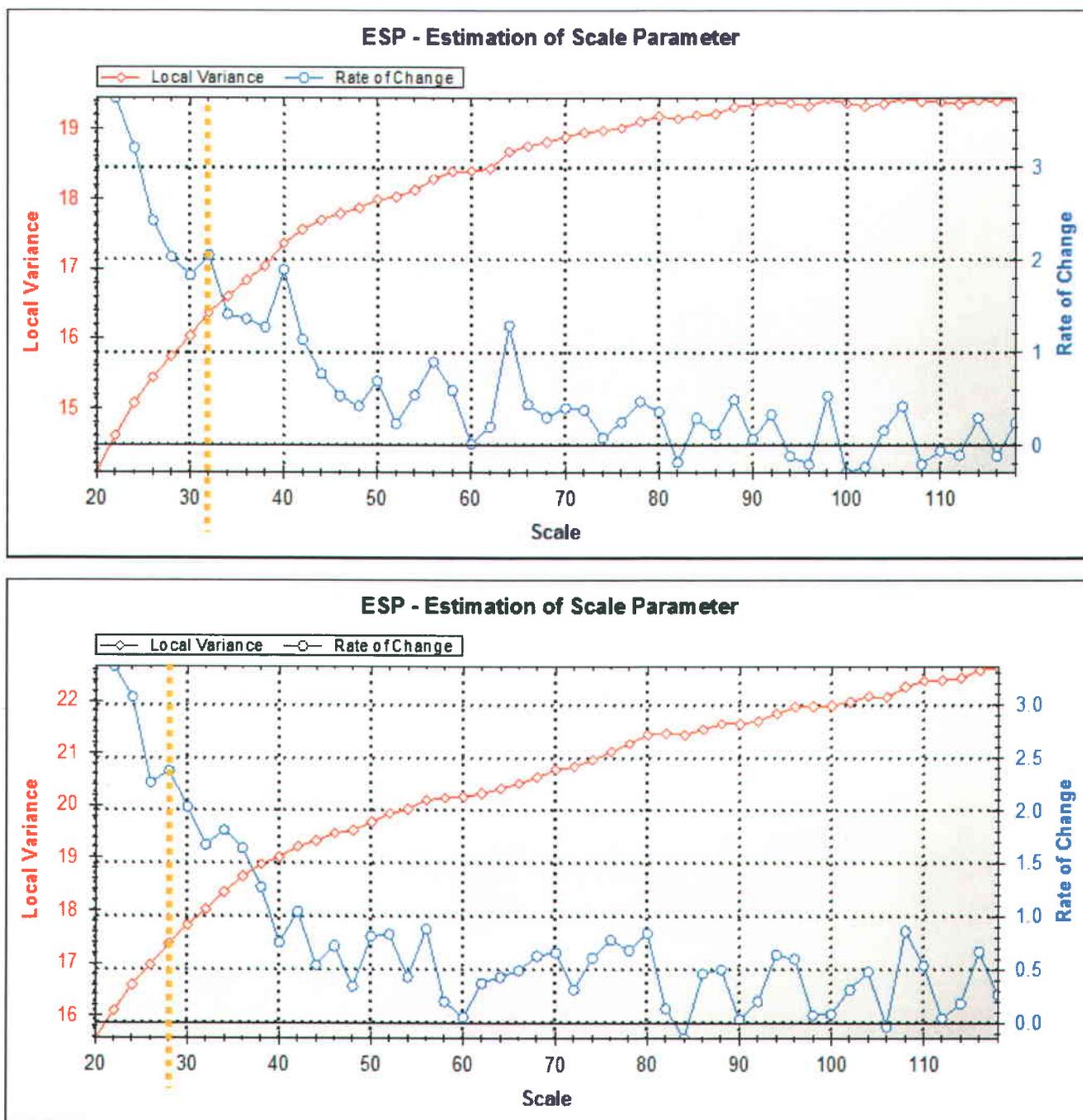


Figure A 3. 1 Graphiques donnés par l'outil d'estimation d'échelle (ESP) appliqué sur la mosaïque 1994 (en haut) et la mosaïque 2010 (en bas). La variance locale est exprimée selon chaque échelle de segmentation. La ligne bleue représente le taux de changements de cette variance locale d'un niveau hiérarchique à un autre. Les pics de cette ligne indiquent des échelles de segmentation optimales. En jaune, le choix de l'échelle pour la classification de la végétation.

ANNEXE 4

BANDES CHOISIES PAR L'OUTIL D'OPTIMISATION (FSO) ET FONCTIONS D'APPARTENANCE UTILISEES

Cette annexe présente l'ensemble des bandes et des attributs utilisés pour la classification de la végétation des photographies 1994 et 2010 ainsi que les fonctions d'appartenance générées pour aider à la séparabilité des classes.

Tableau A 4. 1 Attributs et fonctions d'appartenance utilisés pour les classifications 1994 (en bas) et 2010 (en haut). À gauche, attributs et bandes utilisés pour la classification des 11 sous-classes de végétation. À droite, fonctions d'appartenances générées pour certaines classes plus difficilement séparables. L'attribut *Mean* fait référence à la moyenne des valeurs de pixels de d'une bande donnée à l'intérieur d'un objet. L'attribut *Standard deviation* fait référence à l'écart-type de ces valeurs et le *Skewness* décrit l'asymétrie de la distribution des valeurs d'intensité d'une bande donnée pour un objet donné (Definiens, 2007). Les abréviations pour les mesures de texture sont les suivantes : Var pour variance, Homo pour homogénéité et Dma pour deuxième moment angulaire

Attributs utilisés pour la classification des 11 sous-classes de végétation				
Algorithme du plus proche voisin (FSO)		Fonctions d'appartenance		
2010	Mean	Skewness		
	3 (B)	1 (R)	Eboulis	Mean 8 (NDVI) 
	9 (NDVI_Homo)	2 (V)		Mean 13 (Dist.cuesta) 
	12 (IWI)	3 (B)	Herbacées	
	14 (Dist.Eau)	5 (PCA_Var)		Mean 2 (V) 
		6 (PCA_Dma)		
	Std. Deviation	7 (DEM)	Arbustes (50-75%) et Lichens	
	1 (R)	8 (NDVI)		Mean 2 (V) 
	2 (V)	9 (NDVI_Homo)	Graminées	
	3 (B)	10 (NDVI_Var)		Mean 1 (R) 
	4 (PCA_Homo)	11 (NDVI_Dma)		Mean 12 (IWI) 
	5 (PCA_Var)	12 (IWI)	Pessières	
	9 (NDVI_Homo)			Mean 1 (R) 
	10 (NDVI_Var)			Mean 7 (DEM) 
12 (IWI)			Mean 12 (IWI) 	
1994	Mean	Skewness		
	3 (B)	1 (R)	Eboulis	Mean 2 (V) 
	4 (PCA_Homo)	4 (PCA_Homo)		Mean 8 (IWI) 
	6 (PCA_Dma)	5 (PCA_Var)	Herbacées	Mean 9 (Dist.cuesta) 
	7 (DEM)	6 (PCA_Dma)		Mean 2 (V) 
	10 (Dist.eau)	8 (IWI)		
	Std. Deviation	Brightness	Arbustes (50-75%) et Lichens	Mean 1 (R) 
	1 (R)		Arbustes hauts	
	2 (V)			
	3 (B)			Brightness 
	4 (PCA_Homo)			
5 (PCA_Var)				
6 (PCA_Dma)				
7 (DEM)				
8 (IWI)				

ANNEXE 5

DESCRIPTION DES CLASSES THEMATIQUES

Cette annexe présente la description détaillée de chacune des sous-classes de végétation. Des exemples de leur représentation sur les photographies aériennes 1994 et 2010 sont illustrés et des photos de terrain sont présentés.

1. Dominance lichens

a) *Lichens* (>75 %)

La sous-classe *Lichen* (>75 %) représente les zones à très forte dominance de lichen. Dans la vallée, ces zones sont souvent associées aux régions topographiquement plus élevées, aux sols de drainage moyen à élevé ou aux buttes de pergélisol. À noter que cette classe est davantage associée aux buttes de pergélisol en 1994, puisque celles-ci sont souvent colonisées par plus de 25 % d'arbustes dans l'image 2010. D'un point de vue classification, cette classe s'identifie sur les images comme des étendues blanchâtres. Elles se séparent bien des autres classes et sont identifiables sans trop de difficultés.

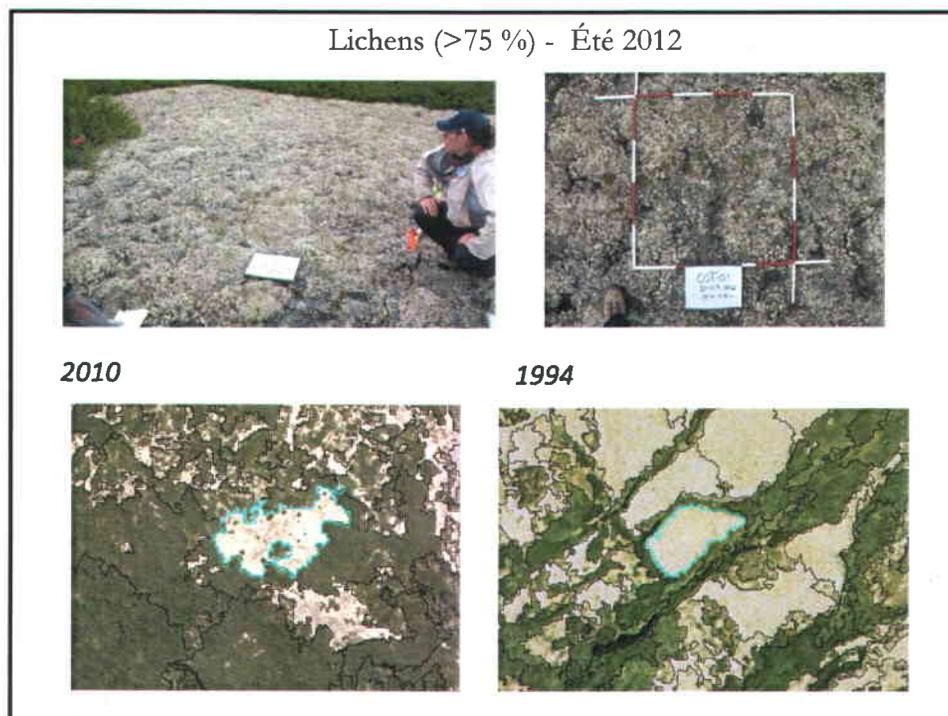


Figure A 5. 1 Aperçu visuel de la sous-classe *Lichens* (>75 %) sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas)

1. Dominance lichens (suite)

b) *Lichens - sols nus (>50 %) et arbustes (>25 %)*

Visuellement, cette sous-classe ressemble beaucoup à la classe 1c) *Lichen (50-75 %) et arbustes (>25 %)* à l'exception que les zones de lichen sont partagées avec beaucoup d'espaces où le sol nu sablonneux domine. Cette classe a été considérée séparément à la classe 1c) dans le traitement afin d'aider à la séparabilité des classes, car elle se distinguait spectralement de cette dernière. Le sol nu étant du sable gris-brun, il apparaît plus foncé que le lichen sur les images. La grande majorité de ce type de végétation est retrouvée sur le grand plateau situé tout en haut de la vallée. Les bosquets d'arbustes sont de tailles diverses, mais majoritairement bas (10-50cm) et prostrés (0-10cm). Ils sont dominés largement par *Betula glandulosa* et par quelques arbustes à petits fruits dont *Vaccinum vitis-idaea* et *Empetrum nigrum*.

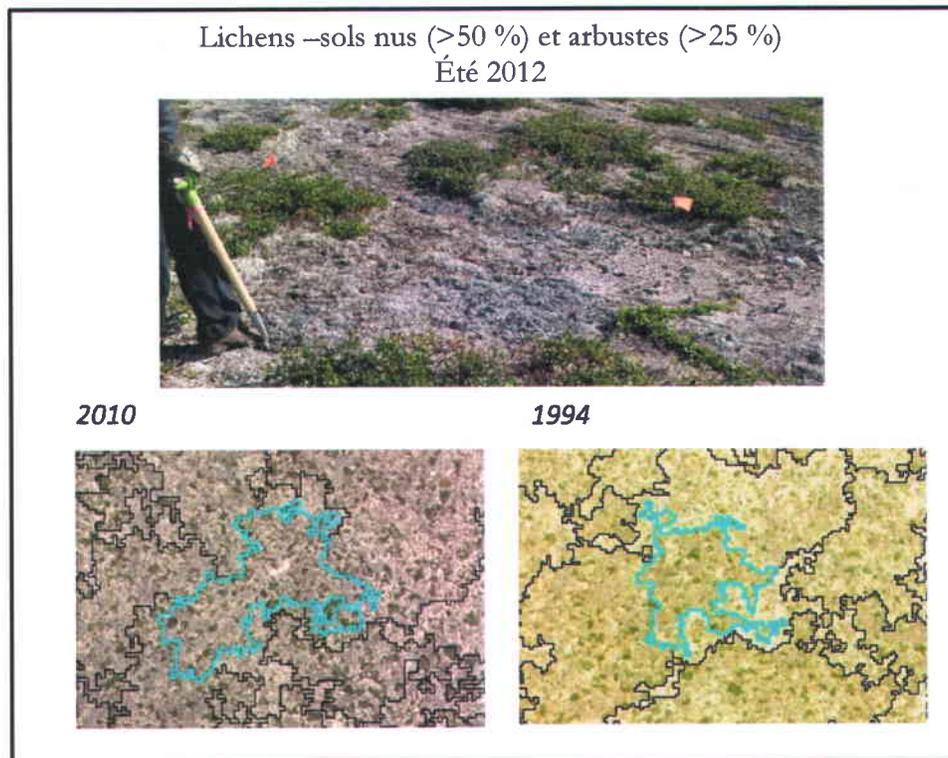


Figure A 5. 2 Aperçu visuel de la sous-classe *Lichens – sols nus (>50 %) et arbustes (>25 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encadré en bleu)

1. Dominance lichens (suite)

c) *Lichens (50-75 %) et arbustes (>25 %)*

Cette sous-classe se définit par une dominance de lichen (50-75 %) parsemée d'arbustes (25-50 %) qui n'excèdent généralement pas 1 m de hauteur. Comme pour la classe 1a), ces zones sont souvent associées aux régions topographiquement convexes à drainage moyen à élevé et aux buttes de pergélisol en dégradation. Elles se retrouvent abondamment un peu partout dans la zone d'étude, à l'exception des deux plateaux (au centre et au sud-est de la vallée), qui sont dominés par la toundra forestière. L'alternance d'étendues de lichen et de bosquets d'arbustes lui confère une texture qui se distingue des autres. Cependant, d'un point de vue spectral, elle est très hétérogène d'un objet à un autre, dépendamment ratio lichen-arbuste. Cette classe se confond ainsi souvent avec les classes 1b), 1d) et même 1a), puisque leur différence réside seulement dans le pourcentage du recouvrement arbustif. Par ailleurs, elle est mieux classifiée dans l'image 2010, probablement à cause de la présence de la bande NDVI (GeoEye, 2009) qui aide à séparer la densité des couverts arbustifs.

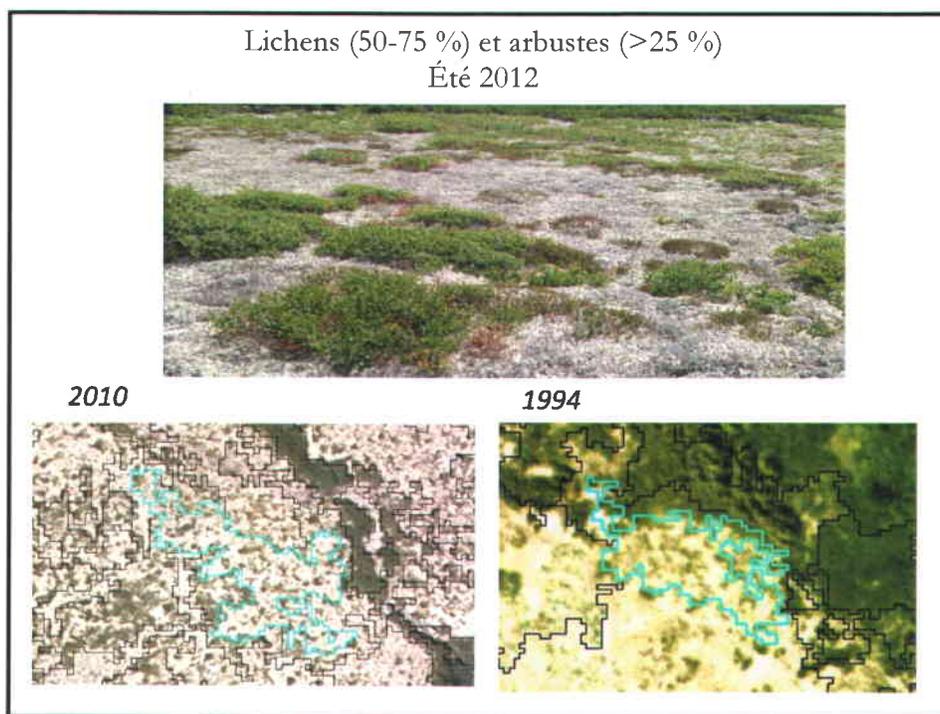


Figure A 5. 3 Aperçu visuel de la sous-classe *Lichens (50-75 %) et arbustes (>25 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encadré en bleu)

2. Dominance arbustes

a) *Arbustes (50-75 %) et lichens (>25 %)*

Cette sous-classe ressemble à la classe 1c), mais les proportions de lichen et d'arbustes sont inversées. Une majorité d'arbustes recouvrent ainsi le territoire et sont intercalés de zones de lichens. Cette classe est aussi associée aux zones topographiques convexes et aux buttes de pergélisol en stade avancé de dégradation. Sa répartition est similaire à la classe 1c). Bien que la texture de ce patron de végétation se distingue aussi bien des autres, cette catégorie présente beaucoup de confusions avec les classes 1b), 1c) et surtout 2b), puisque leur seule différence est le ratio lichens-arbustes recouvrant le territoire.

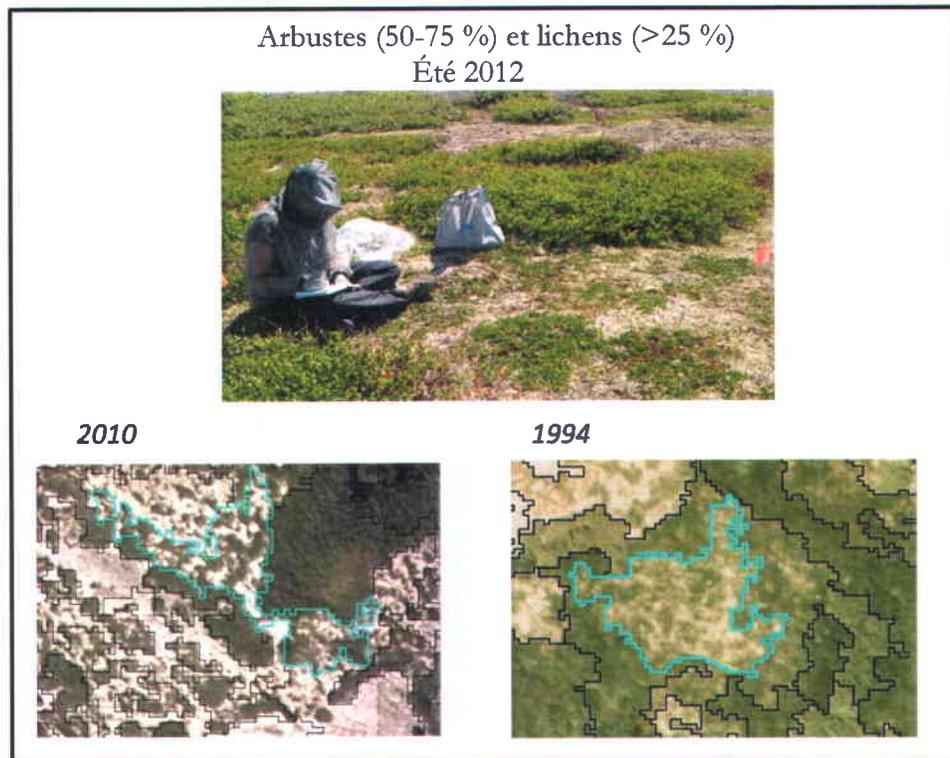


Figure A 5. 4 Aperçu visuel de la sous-classe *Arbustes (50-75 %) et lichens (>25 %)* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

2. Dominance arbustes (suite)

b) *Arbustes bas* (>75 %)

Cette sous-classe représente les zones recouvertes à plus de 75 % d'arbustes bas (0-50 cm). Elle se retrouve un peu partout sur le territoire d'étude, particulièrement au pourtour des buttes de pergélisol, sur les pentes du revers de la cuesta et dans les zones au drainage bon à modéré. Cette classe est aussi davantage présente dans la partie supérieure de la vallée, puisque vers l'aval, les arbustes de plus de 50 cm dominent. La principale espèce retrouvée est *Betula glandulosa*, souvent présente avec quelques *Salix sp.* Cette classe est très difficilement séparable de la classe 2c), et dans une moindre mesure de la classe 1c), c'est pourquoi il a été décidé de les rassembler ultérieurement en une seule classe de dominance arbustive.

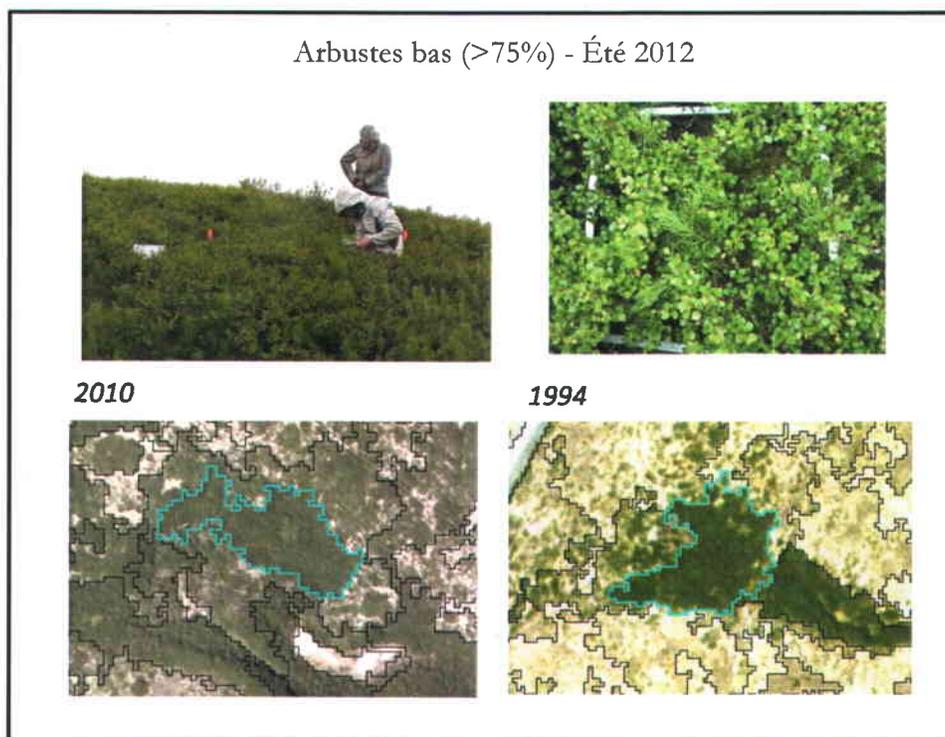


Figure A 5. 5 Aperçu visuel de la sous-classe *Arbustes bas* (>75 %) sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

2. Dominance arbustes (suite)

c) *Arbustes hauts* (>75 %)

Cette sous-classe représente les arbustes de plus de 50 cm avec un recouvrement de plus de 75 %. Elle est retrouvée partout, surtout au milieu et dans le bas de la vallée. Elle est la classe dominante du secteur d'étude. De façon spectrale et texturale, elle très difficilement séparable de la classe 2b), particulièrement lorsque les arbustes sont inférieurs à 1 mètre. Les principales espèces retrouvées sont *Bétula glandulosa* et *Salix sp.* Les zones topographiquement concaves et plus humides sont pour leur part souvent dominées par *Alnus crispa*.

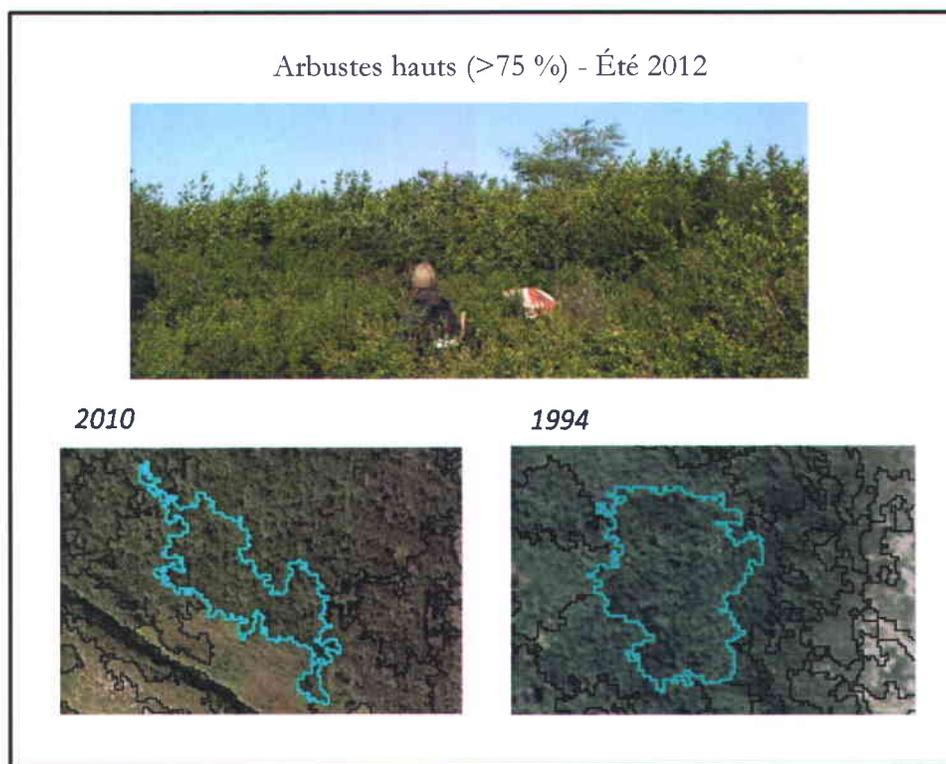


Figure A 5. 6 Aperçu visuel de la sous-classe *Arbustes hauts* (>75 %) sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encadré en bleu)

3. Pessières

a) *Pessières* (>30% *épinettes*)

Cette sous-classe représente les zones de pessières, qui sont dominées par l'épinette noire (*Picea mariana*). La grande majorité du temps, il est question de pessières à mousses et à lichens avec de la mousse se retrouvant sous le couvert épineux et le lichen entre les couverts en milieu ouvert. Cette classe englobe les épinettes de toutes tailles et se retrouve principalement dans les milieux bien drainés. Elle est facile à identifier grâce à sa texture rugueuse qui se distingue des autres classes de végétation. Cependant, les rares zones dominées par les épinettes de petite taille (<1 m) peuvent se confondre avec les classes arbustives. De plus, certaines zones où les arbustes hauts et les épinettes cohabitaient ont rendu la classification plus difficile et induit une légère confusion des classes. On retrouve deux principales zones de pessières dans la vallée, soit une zone située sur un plateau au centre de la vallée et une autre sur un autre plateau dans le sud-est de la vallée.

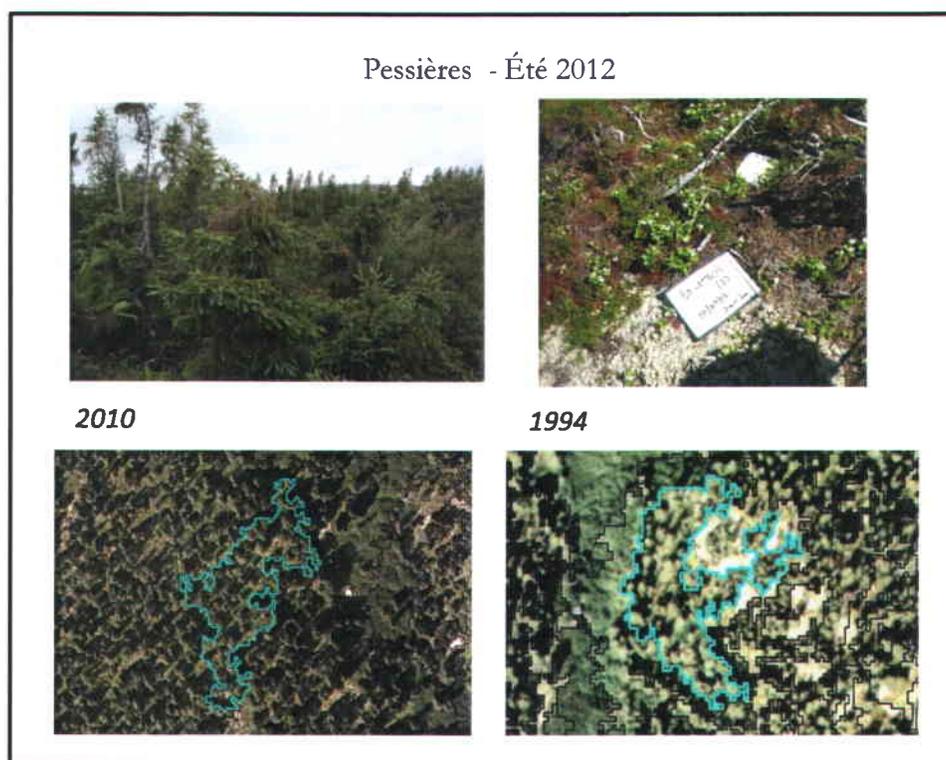


Figure A 5. 7 Aperçu visuel de la sous-classe *Pessières* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

4. Dominance herbacées

a) *Graminées humide*

Cette sous-classe représente les zones à drainage imparfait à très mauvais dominées par les graminées. Les espèces retrouvées appartiennent majoritairement au genre *Carex* de la famille des *Cyperaceae*. Cette sous-classe est peu représentée dans la vallée comparativement aux autres types de végétation. Néanmoins, elle est retrouvée principalement en milieux topographiquement concaves, à proximité des complexes de buttes de pergélisol en dégradation ou des plans d'eau. Sur les photographies, cette classe se distingue souvent par sa proximité des plans d'eau ainsi que par sa teinte beige orangé claire à beige orangé foncée (2010) selon le drainage. En 1994, ces zones ont davantage une teinte jaune-verdâtre plus ou moins foncée en 1994. Cette classe est mieux détectée par la classification sur l'image 1994 que l'image 2010. Cette difficulté est probablement causée par l'expansion et la colonisation des arbustes dans ces zones de moins de moins humides en 2010, affectant la séparabilité de cette classe avec la classe arbustive.

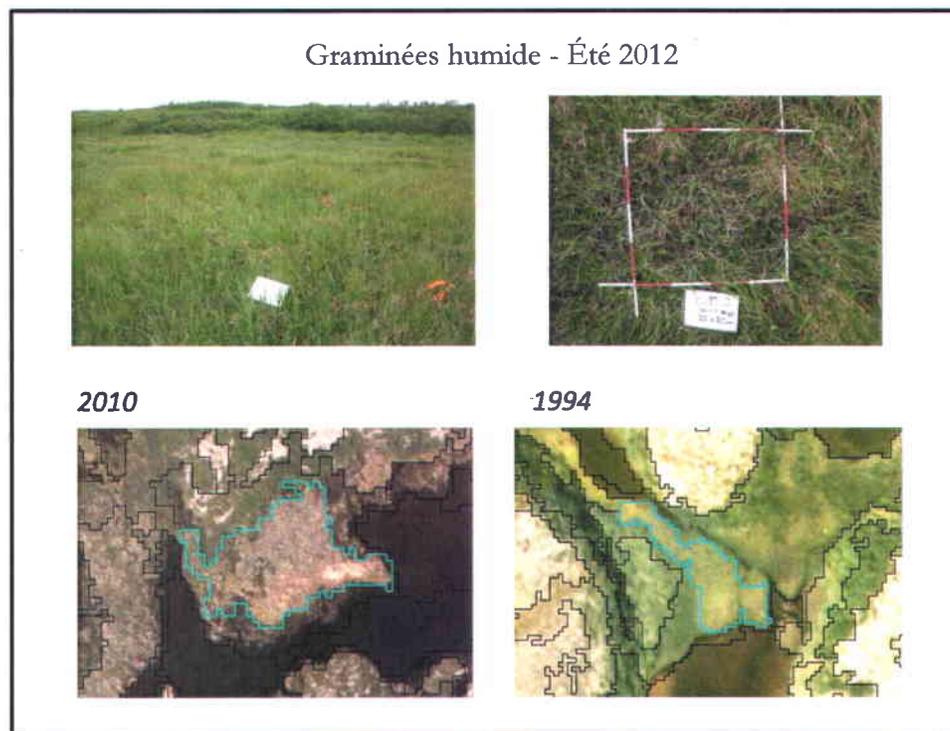


Figure A 5. 8 Aperçu visuel de la sous-classe *Graminées humide* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

4. Dominance herbacées (suite)

b) *Herbacées sec*

Cette sous-classe représente les zones non humides dominées par les herbacées. Comme pour la classe précédente, cette sous-classe est peu représentée dans la vallée. Elles se retrouvent principalement dans le haut de la vallée, près des zones d'éboulis ou le sol est rocailleux et peu profond, de même que dans les bas de pente des corridors riverains. Elle se distingue assez facilement des autres classes. Parmi les espèces les plus souvent retrouvées *Cornus suecica* colonise surtout les pentes et *Equisetum arvense* est retrouvés un peu partout sur les buttes de pergélisol en dégradation conjointement aux lichens et aux arbustes en croissance. Sur les photographies des deux années, cette classe se reconnaît par sa teinte vert pâle.

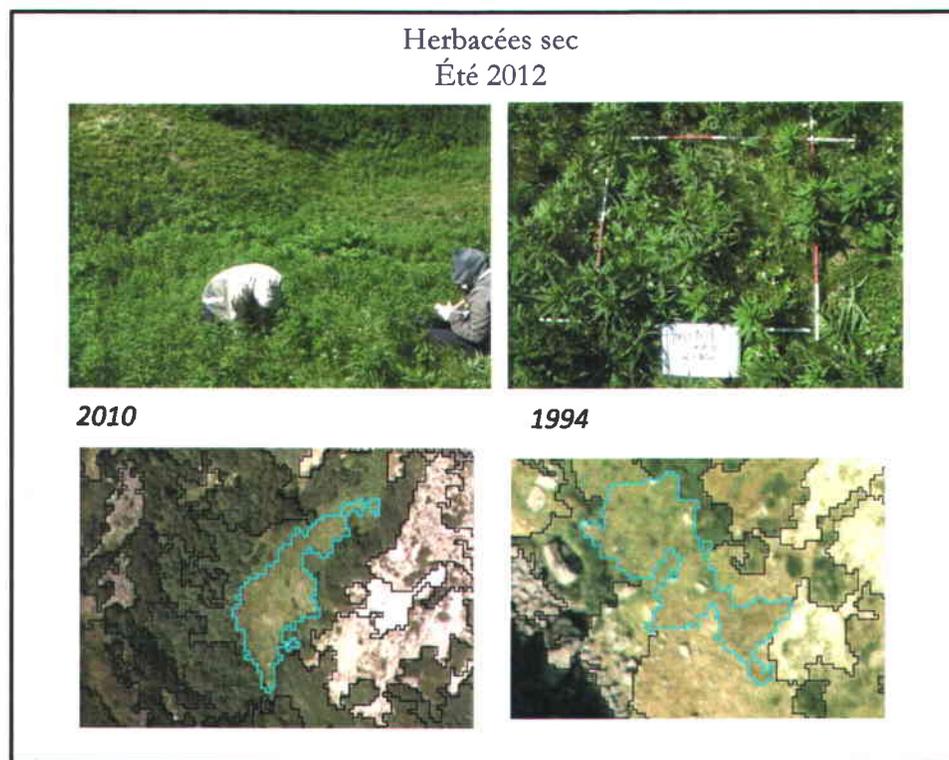


Figure A 5. 9 Aperçu visuel de la sous-classe *Herbacées sec* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

5. Eau

La classe Eau regroupe les sous-classes *Mares* et *Rivières*. Bien que ces sous-classes appartiennent à la même classe dans les cartes thématiques, seule la classe *mares* est utilisée dans la détection de changement.

a) *Mares*

La classe des mares comprend des étendues d'eau peu profondes d'une superficie allant de 2,5 à 2214 m² (moyenne : 127 m²). En grande majorité, ces mares sont créées à proximité des buttes de pergélisol en dégradation. Elles peuvent ainsi souvent être appelées « mares thermokarstiques ».

b) *Rivières*

Cette classe représente le réseau hydrographique de la vallée, qui se jette dans le lac Guillaume-Delisle. En amont, ce réseau prend la forme de ruisseaux étroits dont les berges sont densément végétalisées. Il n'est donc pas détectable par la classification. C'est donc à l'exutoire de la vallée que la confluence de ces ruisseaux prend la forme de petites rivières qui ont pu être cartographiées.

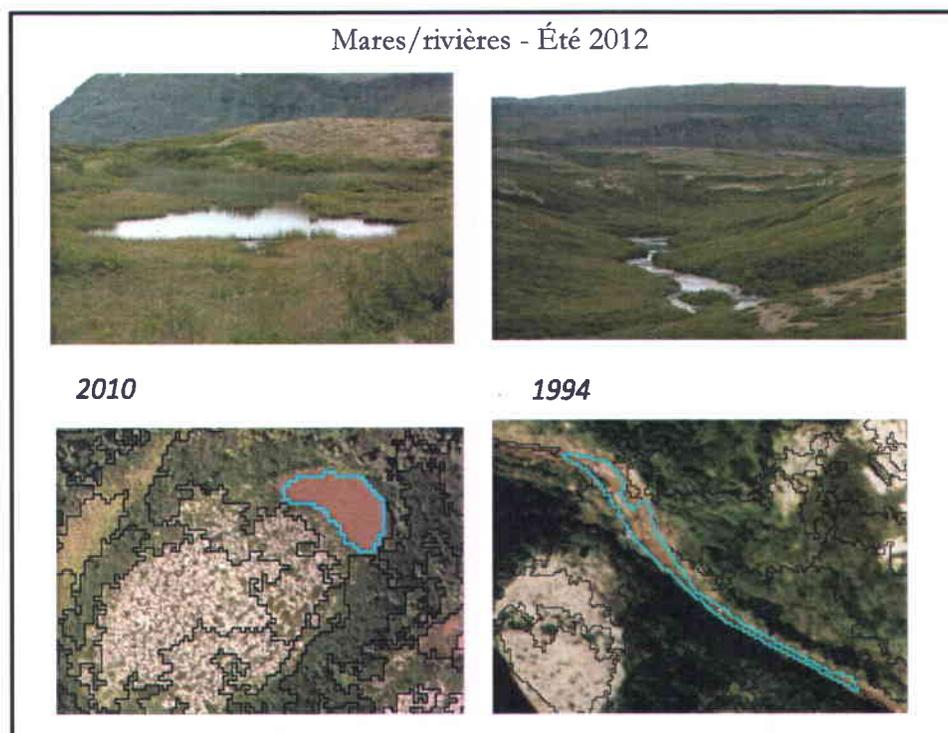


Figure A 5. 10 Aperçu visuel des sous-classes *Mares* et *Rivières* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

6. Roc/Éboulis

Cette classe regroupe les sous-classes *Éboulis* et *Roc*. À noter qu'elle ne comprend pas les fronts de cuestas qui encadrent la vallée.

a) *Éboulis*

Cette sous-classe représente les zones d'éboulis, qui se retrouvent en bas de pente et au pied des fronts de cuesta. Elles sont constituées de blocs de taille variable allant d'une grosseur d'un simple caillou à plusieurs dizaines de m³. Certaines zones d'éboulis moins denses sont accompagnées d'un tapis végétal clairsemé composé d'herbes, de petits arbustes, de mousses et de lichens.

b) *Roc*

Cette sous-classe représente les zones d'affleurements de roc dans la vallée. Ces affleurements sont souvent partiellement végétalisés. Ils sont peu présents sur le territoire d'étude et se situent généralement à moins de 300 mètres des zones de cuestas.

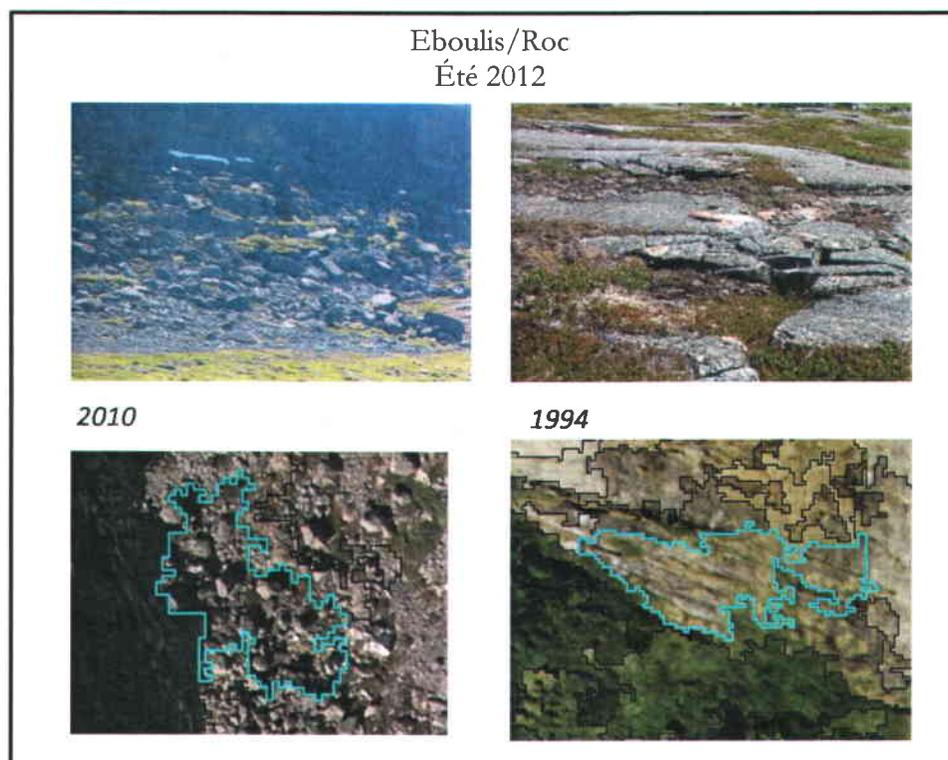


Figure A 5. 11 Aperçu visuel des sous-classes *Éboulis* et *Roc* sur le terrain (en haut) et sur les photographies aériennes (en bas, objet encerclé en bleu)

ANNEXE 6

MATRICES DE VALIDATION

Cette annexe présente les matrices de confusion pour les 11 sous-classes de végétation des deux cartes thématique obtenue ainsi que les résultats de l'ensemble des matrices exprimées en objets.

Tableau A 6. 1 Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 1994. Les résultats sont exprimés en pixels. La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.

Classes thématiques	Classes de référence											TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)	
	Eau	Pessières	Lichen (+75%)	Roc/Eboulis	Arbustes bas (+75%)	Arbustes hauts (+75%)	Graminées-humide	Lichens (50-75%) et Arbustes	Arbustes (50-75%) et Lichens	Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	Herbacées-sec			
TOTAL pixels bien classés: 226 891														
Eau	12002	0	21	0	207	0	0	0	0	0	0	0	12230	0.98
Pessières	0	18752	0	415	0	708	0	119	691	0	0	0	20685	0.91
Lichen (+75%)	0	0	33972	0	0	0	268	2217	0	1258	416	0	38131	0.89
Roc/Eboulis	497	0	3494	24298	1358	2894	0	1413	0	0	112	0	34066	0.71
Arbustes bas (+75%)	58	655	28	0	16476	9429	3062	368	1560	0	0	0	31636	0.52
Arbustes hauts (+75%)	0	2755	0	158	2570	27856	754	1610	0	0	0	0	35703	0.78
Graminées-humide	88	0	238	0	1897	222	16680	214	1597	0	1184	0	22120	0.75
Lichens (50-75%) et Arbustes	0	0	8303	453	0	0	350	10713	845	1585	0	0	22249	0.48
Arbustes (50-75%) et Lichens	0	2525	826	775	2138	191	481	3509	6311	433	342	0	17531	0.36
Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	0	0	7090	1696	104	0	18	3294	495	35285	1550	0	49532	0.71
Herbacées-sec	0	496	2595	0	977	0	1805	4026	214	0	24546	0	34659	0.71
TOTAL	12645	25183	56567	27795	25727	41300	23418	27483	11713	38561	28150	0	318542	
Précision du producteur (PP)	0.95	0.74	0.6	0.87	0.64	0.67	0.71	0.39	0.54	0.92	0.87	0		Précision globale: 0.71
Indice de Kappa	0.95	0.73	0.55	0.86	0.6	0.63	0.69	0.34	0.51	0.9	0.86	0		Kappa: 0.68

Tableau A 6. 2 Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 1994. Les résultats sont exprimés en objets. La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.

TOTAL objets bien classés: 388	Classes de référence											TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)
	Eau	Pessières	Lichen (+75%)	Roc/Eboulis	Arbustes bas (+75%)	Arbustes hauts (+75%)	Graminées-humide	Lichens (50-75%) et Arbustes	Arbustes (50-75%) et Lichens	Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	Herbacées-sec		
Eau	50	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	53	0.94
Pessières	0	45	0	2	0	2	0	2	2	0	0	53	0.85
Lichen (+75%)	0	0	43	0	0	0	1	6	0	2	1	53	0.81
Roc/Eboulis	1	0	5	37	3	4	0	2	0	0	1	53	0.7
Arbustes bas (+75%)	1	1	1	0	28	11	4	1	6	0	0	53	0.53
Arbustes hauts (+75%)	0	8	0	2	3	36	2	2	0	0	0	53	0.68
Graminées-humide	2	0	3	0	4	2	33	1	5	0	3	53	0.62
Lichens (50-75%) et Arbustes	0	0	15	1	0	0	1	29	6	1	0	53	0.55
Arbustes (50-75%) et Lichens	0	3	3	1	6	1	1	11	25	1	1	53	0.47
Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	0	0	13	1	3	0	1	6	1	26	2	53	0.49
Herbacées-sec	0	1	5	0	1	0	3	6	1	0	36	53	0.68
TOTAL	54	58	89	44	50	56	46	66	46	30	44	583	
Précision du producteur (PP)	0.93	0.78	0.48	0.84	0.56	0.64	0.72	0.44	0.54	0.87	0.82		Précision globale: 0.67
													Kappa: 0.63

Tableau A 6.3 Matrice de validation pour les 6 grandes classes de végétation du secteur de la vallée d'Umiujaq en 1994. Les résultats sont exprimés en objets. La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.

TOTAL objets bien classés: 464		Classes de référence					TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)	
		<i>Eau</i>	<i>Pessières</i>	<i>Dominance Lichens</i>	<i>Roc/Eboulis</i>	<i>Dominance Arbustes</i>			<i>Dominance Herbacées</i>
Classes thématiques	<i>Eau</i>	50	0	1	0	2	0	53	0.94
	<i>Pessières</i>	0	45	2	3	4	0	54	0.83
	<i>Dominance Lichens</i>	0	0	141	2	10	6	159	0.89
	<i>Roc/Eboulis</i>	1	0	7	37	7	1	53	0.7
	<i>Dominance Arbustes</i>	1	12	19	3	116	8	159	0.73
	<i>Dominance Herbacées</i>	2	1	15	0	13	75	106	0.71
	TOTAL	54	58	185	45	152	90	584	
Précision du producteur (PP)		0.93	0.78	0.76	0.82	0.76	0.83		Précision globale: 0.80
									Kappa: 0.74

Tableau A 6. 4 Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 2010. Les résultats sont exprimés en pixels. La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.

	Classes de référence											TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)	
	Lichens (+75%)	Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	Lichen (50-75%) et Arbustes	Arbustes (50-75%) et Lichens	Roc/Eboulis	Arbustes bas (+75%)	Arbustes hauts (+75%)	Pessières	Graminées-humide	Herbacées	Eau			
TOTAL pixels bien classés: 233 786														
Lichens (+75%)	12063	3118	1511	0	15	64	0	0	0	0	0	16771	0.72	
Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	1346	20733	79	4924	0	1738	227	0	0	198	0	29245	0.71	
Lichen (50-75%) et Arbustes	2604	686	11866	1309	1747	0	0	0	0	0	0	18212	0.65	
Arbustes (50-75%) et Lichens	155	0	1382	6535	182	6337	0	2094	454	731	0	17870	0.37	
Roc/Eboulis	700	770	2909	0	54677	1033	806	77	0	157	0	61129	0.89	
Arbustes bas (+75%)	0	185	297	1198	1980	17760	10139	3292	115	1014	0	35980	0.49	
Arbustes hauts (+75%)	82	0	0	1069	0	6868	55934	2040	1241	0	0	67234	0.83	
Pessières	171	0	6	0	0	0	898	21581	0	0	0	22656	0.95	
Graminées-humide	118	0	21	354	0	3444	3914	852	13958	0	740	23401	0.60	
Herbacées	146	179	1383	1394	349	3289	887	350	3383	12666	0	24026	0.53	
Eau	55	0	0	0	0	0	0	0	758	0	6013	6826	0.88	
TOTAL	17440	25671	19454	16783	58950	40533	72805	30286	19909	14766	6753	323 350		
Précision du producteur (PP)	0.69	0.81	0.61	0.39	0.93	0.44	0.77	0.71	0.70	0.86	0.89		Précision globale: 0.72	
Indice de Kappa	0.67	0.79	0.59	0.35	0.91	0.37	0.71	0.69	0.68	0.85	0.89		Kappa: 0.68	

Tableau A 6. 5 Matrice de validation pour les 11 sous-classes de végétation (avant regroupement en grandes classes) du secteur de la vallée d'Umiujaq en 2010. Les résultats sont exprimés en objets. La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.

TOTAL objets bien classés: 452	Classes de référence											TOTAL	Précision de l'utilisateur (PU)
	Lichens (+75%)	Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	Lichen (50-75%) et Arbustes	Arbustes (50-75%) et Lichens	Roc/Eboulis	Arbustes bas (+75%)	Arbustes hauts (+75%)	Pessières	Graminées-humide	Herbacées	Eau		
Lichens (+75%)	43	3	13	0	3	1	0	0	0	0	0	63	0.68
Lichens-sol nu (50-75%) et arbustes	3	40	3	9	0	5	1	0	0	2	0	63	0.63
Lichen (50-75%) et Arbustes	12	2	41	4	4	0	0	0	0	0	0	63	0.65
Arbustes (50-75%) et Lichens	2	0	11	26	1	16	0	5	1	1	0	63	0.41
Roc/Eboulis	4	1	3	0	50	2	1	1	0	1	0	63	0.79
Arbustes bas (+75%)	0	1	1	4	3	31	12	8	1	2	0	63	0.49
Arbustes hauts (+75%)	1	0	0	1	0	7	47	5	2	0	0	63	0.75
Pessières	2	0	1	0	0	0	3	57	0	0	0	63	0.90
Graminées-humide	3	0	1	3	0	8	7	3	33	0	5	63	0.52
Herbacées	1	1	5	7	1	14	1	2	7	24	0	63	0.38
Eau	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	60	63	0.95
TOTAL	72	48	79	54	62	84	72	81	46	30	65	693	
Précision du producteur (PP)	0.60	0.83	0.52	0.48	0.81	0.37	0.65	0.70	0.72	0.80	0.92		Précision globale : 0.65

Kappa: 0.62

Tableau A 6. 6 Matrice de validation pour les 6 grandes classes de végétation du secteur de la vallée d'Umiujaq en 2010. Les résultats sont exprimés en objets. La diagonale représente les pixels bien classés et les autres positions dans la matrice font référence à une confusion avec une autre classe. Issue de cette matrice, la précision globale, les précisions de l'utilisateur et du producteur ainsi que l'indice Kappa sont donnés.

	Classes de référence						TOTAL	Précision de l'utilisateur (PIU)
	<i>Dominance Lichens</i>	<i>Dominance Arbustes</i>	<i>Pessières</i>	<i>Dominance Herbacées</i>	<i>Roc/Eboulis</i>	<i>Eau</i>		
TOTAL objets bien classés: 535								
<i>Dominance Lichens</i>	160	20		2	7	0	189	0.847
<i>Dominance Arbustes</i>	16	144	18	7	4	0	189	0.762
<i>Pessières</i>	3	3	57	0	0	0	63	0.905
<i>Dominance Herbacées</i>	11	40	5	64	1	5	126	0.508
<i>Roc/Eboulis</i>	8	3	1	1	50	0	63	0.794
<i>Eau</i>	1	0	0	2	0	60	63	0.952
TOTAL	199	210	81	76	62	65	693	
Précision du producteur (PP)	0.804	0.686	0.704	0.842	0.806	0.923		Précision globale: 0.78
								Kappa: 0.71

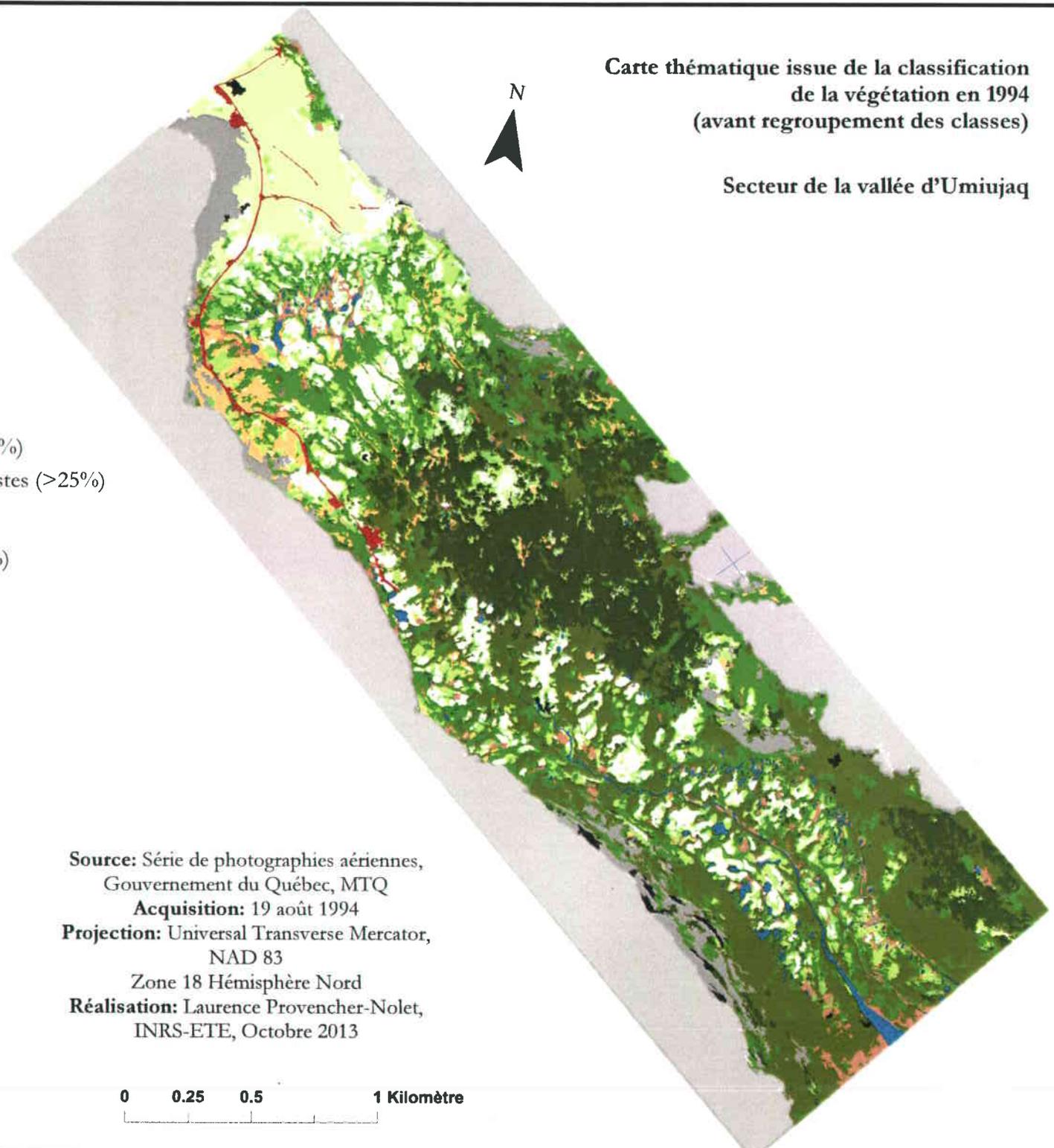
ANNEXE 7

CARTES THEMATIQUES ISSUES DE LA CLASSIFICATION DES SOUS-CLASSES DE VEGETATION

Cette annexe présente les cartes thématiques de végétation obtenues avant regroupement des 11 sous-classes en classes finales utilisées pour la détection de changement.

Carte thématique issue de la classification
de la végétation en 1994
(avant regroupement des classes)

Secteur de la vallée d'Umiujaq



Dominance Lichens

Lichens (>75%)

Lichens (50-75%) et arbustes (>25%)

Lichens – sols nus (>50%) et arbustes (>25%)

Dominance Arbustes

Arbustes (50-75% et lichens (>25%))

Arbustes bas (>75%)

Arbustes hauts (>75%)

Dominance Herbacées

Graminées humide

Herbacées sec

Pessières

Pessières (>30%)

Eau

Mares et Rivières

Roc/Eboulis

Roc/Éboulis

Autres

Routes

Cuestas

Non-classé

Source: Série de photographies aériennes,
Gouvernement du Québec, MTQ

Acquisition: 19 août 1994

Projection: Universal Transverse Mercator,
NAD 83

Zone 18 Hémisphère Nord

Réalisation: Laurence Provencher-Nolet,
INRS-ETE, Octobre 2013



Carte thématique issue de la classification
de la végétation en 2010
(avant regroupement des classes)

Secteur de la vallée d'Umiujaq

- Dominance Lichens**
- Lichens (>75%)
 - Lichens (50-75%) et arbustes (>25%)
 - Lichens – sols nus (>50%) et arbustes (>25%)

- Dominance Arbustes**
- Arbustes (50-75%) et lichens (>25%)
 - Arbustes bas (>75%)
 - Arbustes hauts (>75%)

- Dominance Herbacées**
- Graminées humide
 - Herbacées sec

- Pessières**
- Pessières (>30%)

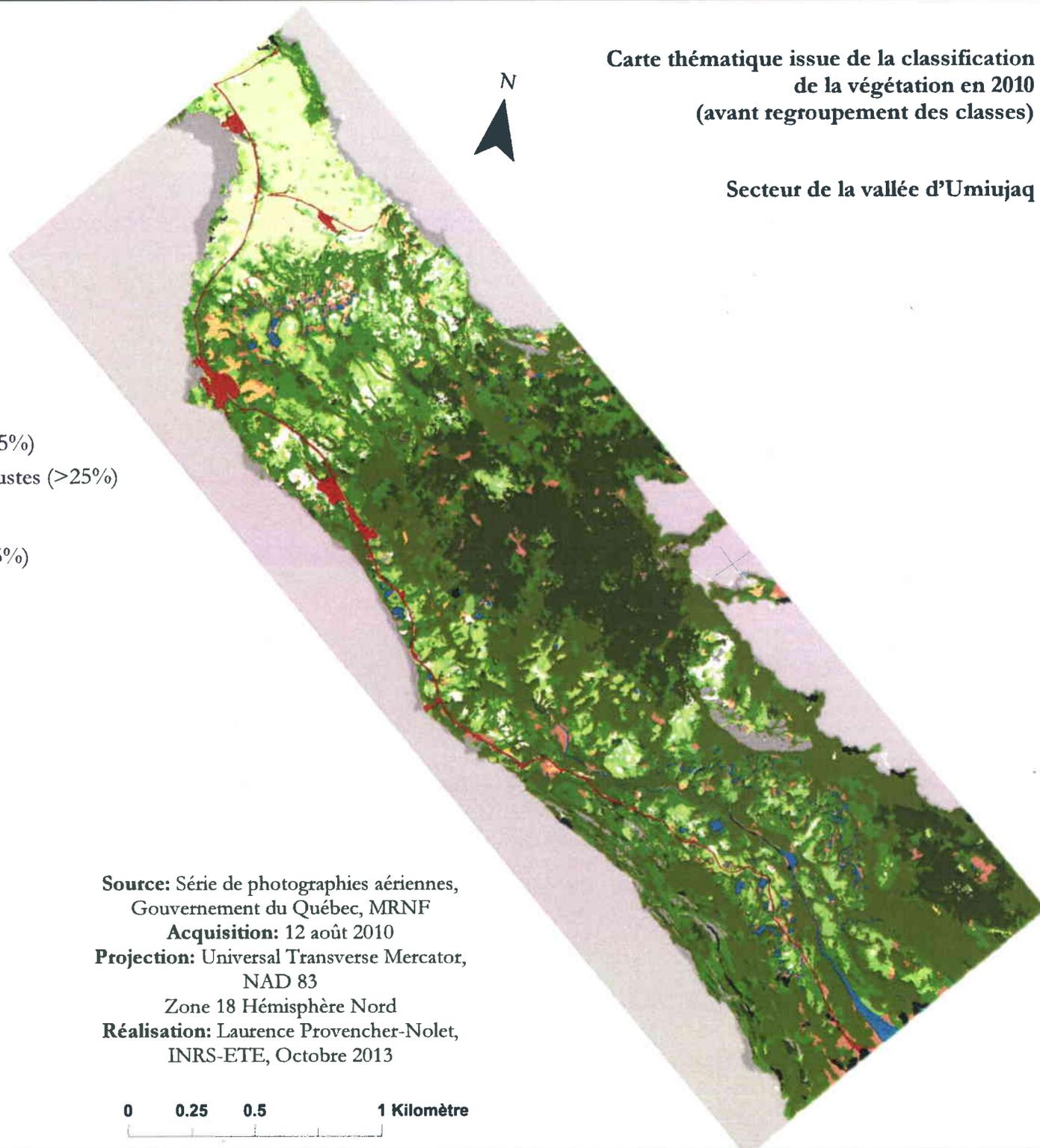
- Eau**
- Mares et Rivières

- Roc/Eboulis**
- Roc/Éboulis

- Autres**
- Routes
 - Cuestas
 - Non-classé

Source: Série de photographies aériennes,
Gouvernement du Québec, MRNF
Acquisition: 12 août 2010
Projection: Universal Transverse Mercator,
NAD 83
Zone 18 Hémisphère Nord
Réalisation: Laurence Provencher-Nolet,
INRS-ETE, Octobre 2013

0 0.25 0.5 1 Kilomètre



ANNEXE 8

CALCUL DES MARGES D'ERREUR

Cette annexe présente la démarche pour le calcul des marges d'erreur associées aux superficies absolues occupées par chaque classe de végétation sur les deux cartes thématiques (1994 et 2010). Le raisonnement des calculs a été effectué sous la supervision du professeur Karem Chokmani de L'INRS-ETE puisqu'aucune méthode semblable n'a été trouvée dans la littérature.

La méthode proposée reprend l'équation 3.3 utilisée pour déterminer le nombre optimal d'échantillons tests, mais isole la variable de la précision (b) puisque N (nombre d'échantillons tests) et \prod_i (proportion occupée par chaque classe - voir tableau 4.6) sont maintenant connus.

$$b = \sqrt{\frac{B\prod_i(1 - \prod_i)}{N}} \quad 3.3$$

Où :

B est le $(\alpha/\kappa)*100^e$ percentile supérieur de la distribution Chi-carré (X^2) avec 1 degré de liberté,

κ est le nombre de classes et α le degré de confiance

\prod_i est la proportion de la classe

b est la précision désirée

L'application de l'équation pour chaque classe permet de trouver la précision obtenue sur les superficies occupées par chacune d'entre elles.

Voici un exemple de calcul pour la classe *Lichens* de la classification 2010 :

$$b = \sqrt{\frac{8.051 * 0,155(1 - 0,155)}{694}} = 0.039$$

Ainsi, la précision sur la proportion du territoire occupé par la classe *Dominance lichens* en 2010 est de $\pm 3,9$ %.

Le Tableau A 8. 1 présente les précisions obtenues en reprenant l'équation précédente pour chaque classe.

Tableau A 8. 1 Précisions obtenues (%) pour chaque classe thématique suite à l'application de l'équation 3.3

	Lichens	Arbustes	Pessières	Herbacées	Eau	Roc
1994	5,0	5,9	4,4	2,7	1,3	1,9
2010	3,9	5,3	4,0	2,0	1,0	1,9

Ces précisions peuvent ensuite être converties en hectares et intégrées comme barres d'erreur. En reprenant l'exemple de la classe *Dominance lichens* (2010), l'erreur en hectares est calculée comme suit :

$$\begin{aligned}
 \text{Erreur (ha)} &= \text{Erreur (\%)} * \text{Superficie totale en 2010 (ha)} \\
 &= 0,039 * 522,8 \\
 &= \pm 20,38 \text{ ha}
 \end{aligned}$$

Enfin, les erreurs en hectares obtenues pour toutes les classes des deux années ont pu être calculées (Tableau A 8. 2). Ce sont ces valeurs qui ont été utilisées comme marges d'erreur.

Tableau A 8. 2 Marges d'erreur (ha) sur les superficies absolues des classes thématiques des classifications 1994 et 2010.

	Lichens	Arbustes	Pessières	Herbacées	Eau	Roc
1994	± 26,32	± 31,06	± 23,08	± 14,18	± 6,77	± 9,83
2010	± 20,38	± 27,60	± 20,95	± 10,35	± 5,46	± 9,76

ANNEXE 9

SUR- OU SOUS-ESTIMATION EXPRIMEE EN HECTARES DE LA SUPERFICIE DES CLASSES THEMATIQUES

Cette annexe présente un tableau explicatif des degrés de sur ou de sous-estimation présentés en pourcentage au tableau 4.5 (page 69).

Tableau A 9. 1 Tableau illustrant les superficies (ha) avant correction, leur degré de sur- ou de sous-estimation (ha) cité au tableau 4.6, ainsi que les nouvelles superficies corrigées (ha). La colonne de droite montre les pertes (-) ou les gains (+) enregistrés avant et après (en rouge) correction.

	(ha)	1994	2010	Gain/perte en superficie (2010-1994)	
Lichen	superficie (non corrigée)	123.7	80.8	-42.9] perte plus importante
	sur- ou sous-estimation	11.1	1.6		
	superficie corrigée	134.8	79.2	-55.7	
Arbustes	superficie (non corrigée)	252.1	313.0	60.9] gain plus important
	sur- ou sous-estimation	15.1	18.8		
	superficie corrigée	237.0	331.8	94.8	
Pessière	superficie (non corrigée)	87.2	86.6	-0.6] perte légèrement plus importante
	sur- ou sous-estimation	14.8	14.7		
	superficie corrigée	102.0	101.3	-0.7	
Herbacées	superficie (non corrigée)	28.8	18.3	-10.5] perte légèrement plus importante
	sur- ou sous-estimation	2.3	4.2		
	superficie corrigée	26.5	14.1	-12.4	
Roc	superficie (non corrigée)	27.1	16.2	-10.9] perte légèrement moins importante
	sur- ou sous-estimation	4.3	0.5		
	superficie corrigée	22.8	15.7	-7.1	
Eau	superficie (non corrigée)	6.5	5.0	-1.5] perte légèrement plus importante
	sur- ou sous-estimation	0.2	0.1		
	superficie corrigée	6.7	5.0	-1.8	

ANNEXE 10

CARTE DE CHANGEMENTS

Cette annexe présente la carte de changements finale. Elle spatiale la nature de l'expansion du couvert arbustif et les zones de récurrence du couvert végétal de 1994 à 2010.

Carte du changement de la couverture végétale de 1994 à 2010

Expansion du couvert arbustif

Réalisation : Laurence Provencher-Nolet,
INRS, Octobre 2013

Projection : Universal Transverse Mercator,
NAD83, Zone 18 Hémisphère Nord

Sans changement

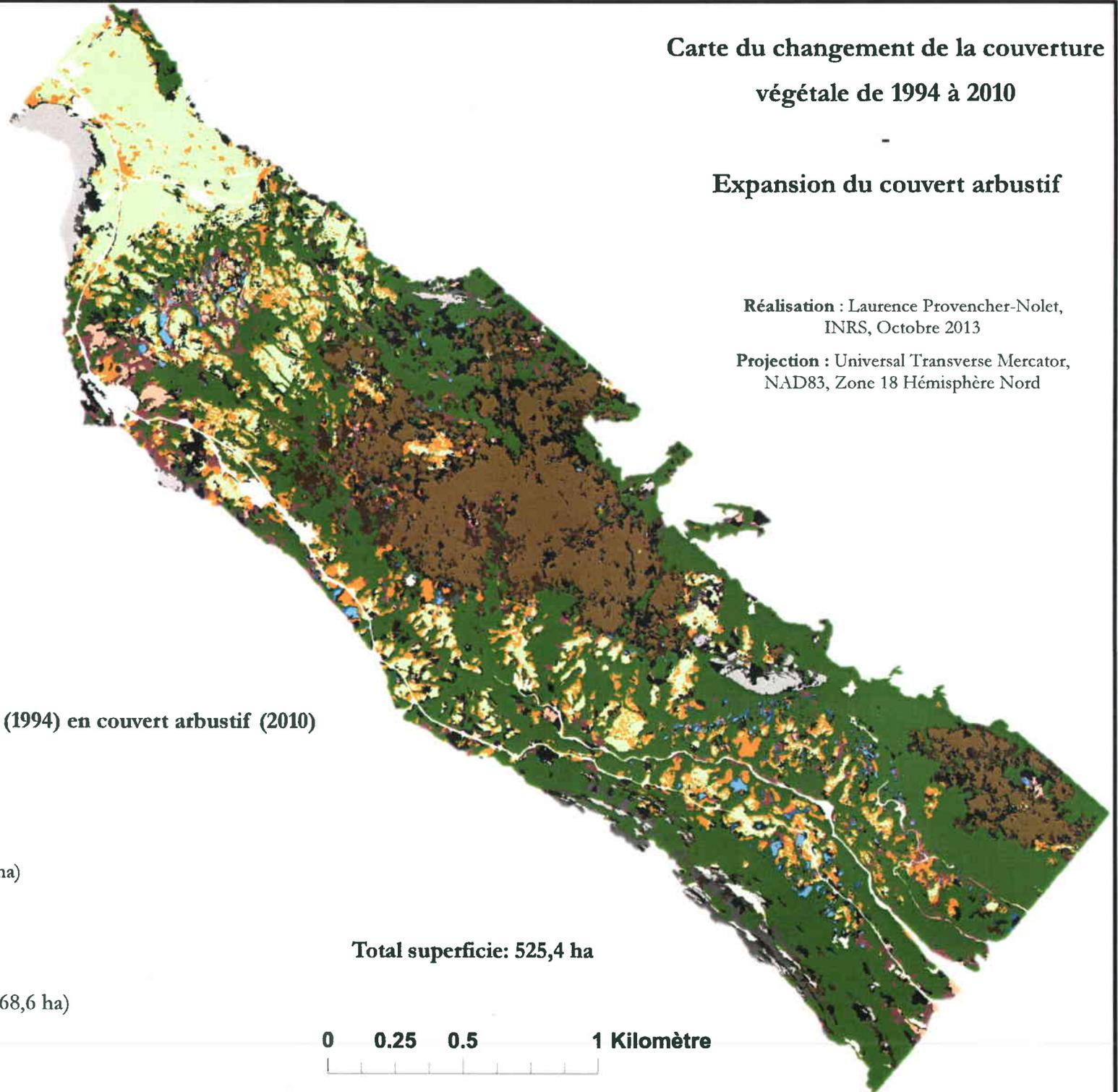
-  Dominance Lichens
-  Dominance Arbustes
-  Dominance Herbacées
-  Pessières
-  Roc/Éboulis
-  Mares

Changement du couvert végétal (1994) en couvert arbustif (2010)

-  Lichens à Arbustes (41,6 ha)
-  Herbacées à Arbustes (17,8ha)
-  Pessières à Arbustes (23,4 ha)
-  Roc/Éboulis à Arbustes (10,6 ha)
-  Mares à Arbustes (2,4 ha)

-  Changements d'autres nature (68,6 ha)

Total superficie: 525,4 ha



ANNEXE 11

MATRICE DE CHANGEMENTS (SANS FILTRE MODAL)

Cette annexe présente les résultats des matrices de changements sur les données avant l'application du filtre modal de 5 x 5 pixels. Ce dernier a été utilisé pour atténuer l'effet du décalage au sol en x, y de 1,98 pixels entre les deux images classifiées.

Tableau A 11. 1 Matrices de changements réalisées avant l'application du filtre modal 5 x 5 pixels. Les résultats sont exprimés en hectares (ha).

2010	ha	1994					Total	
		Lichen	Arbustes	Pessière	Herbacées	Roc/Eboulis		Mares
	Lichen	67,7	6,2	0,8	2,3	2,0	0,1	79,1
	Arbustes	41,6	210,7	23,7	18,0	10,6	3,2	307,7
	Pessière	4,8	18,8	60,7	0,8	1,1	0,1	86,3
	Herbacées	3,7	7,5	1,2	4,8	0,2	0,8	18,2
	Roc/Eboulis	1,6	1,5	0,4	0,4	11,1	0,0	15,1
	Mares	0,7	1,3	0,1	0,5	0,0	5,2	7,8
	Autres	4,3	7,4	0,4	2,5	2,1	0,0	16,7
	Total	124,4	253,4	87,3	29,3	27,1	9,5	530,9