

# NOTE TO USERS

This reproduction is the best copy available.

**UMI**<sup>®</sup>





Université d'Ottawa · University of Ottawa



# Université d'Ottawa - University of Ottawa

FACULTÉ DES ÉTUDES SUPÉRIEURES  
ET POSTDOCTORALES

FACULTY OF GRADUATE AND  
POSTDOCTORAL STUDIES

Véronique PINARD

AUTEUR DE LA THÈSE - AUTHOR OF THESIS

M. Sc.(géographie)

GRADE - DEGREE

Département de géographie

FACULTÉ, ÉCOLE, DÉPARTEMENT - FACULTY, SCHOOL, DEPARTMENT

TITRE DE LA THÈSE - TITLE OF THE THESIS

Cartographie des espèces forestières dans les milieux mixtes : Étude comparative entre un modèle de déconvolution spectrale et les modèles de la classification supervisée

A. Bannari

DIRECTEUR DE LA THÈSE - THESIS SUPERVISOR

CO-DIRECTEUR DE LA THÈSE - THESIS CO-SUPERVISOR

EXAMINATEURS DE LA THÈSE - THESIS EXAMINERS

A. Desrochers

B. Lauriol

J.-M. De Koninck, Ph.D.

LE DOYEN DE LA FACULTÉ DES ÉTUDES  
SUPÉRIEURES ET POSTDOCTORALES

DEAN OF THE FACULTY OF GRADUATE  
AND POSTDOCTORAL STUDIES

Université d'Ottawa  
Faculté des Arts  
Département de géographie  
Laboratoire de télédétection et de géomatique de l'environnement

**Cartographie des espèces forestières dans les milieux mixtes :  
Étude comparative entre un modèle de déconvolution spectrale et  
les modèles de la classification supervisée**

Par :

Véronique Pinard

Thèse de maîtrise présentée pour la FESP comme  
exigence partielle pour l'obtention du grade de maîtrise Sc.

Mai 2004  
© Véronique Pinard



Library and  
Archives Canada

Bibliothèque et  
Archives Canada

Published Heritage  
Branch

Direction du  
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada

395, rue Wellington  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada

*Your file* *Votre référence*

*ISBN: 0-494-01580-2*

*Our file* *Notre référence*

*ISBN: 0-494-01580-2*

#### NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

#### AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

---

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

  
**Canada**

## Résumé

---

La télédétection s'avère être un outil avantageux économiquement pour effectuer les cartes forestières et pour répondre aux besoins des gestionnaires. L'objectif principal de cette thèse consiste à effectuer une cartographie du couvert forestier de l'Île d'Anticosti à l'aide de différentes méthodes de classification supervisée par comparaison à une méthode d'analyse de mixture spectrale linéaire. La classification supervisée est basée sur une loi binaire, où le pixel ne peut appartenir qu'à une classe thématique unique. Quant à l'analyse de mixture spectrale linéaire, elle se base sur le principe de continuité où un pixel peut appartenir à plusieurs classes d'informations.

Pour atteindre nos objectifs, une image acquise par le capteur ETM+ de Landsat le 24 août 2001 a été utilisée. Elle a subi de nombreux pré-traitements, à savoir: l'étalonnage radiométrique propre au capteur, les corrections atmosphériques et les corrections géométriques. Entre autres, des données spectroradiométriques acquises au sol à l'aide du ASD (*Analytical Spectral Devices*) entre 350 nm et 2500 nm ont été utilisées.

Les résultats obtenus montrent que la classification supervisée réalisée par la méthode parallélépipède combinée au maximum de vraisemblance a offert de bons résultats dans le but d'une cartographie forestière en milieu mixte. Ces résultats peuvent être d'une grande utilité pour les gestionnaires de l'Île d'Anticosti à des fins de surveillance et de suivi de l'état du couvert forestier dans le temps et dans l'espace. Quant aux résultats obtenus par l'analyse de mixture spectrale, ils n'ont pas été aussi concluants à cause de la similitude des signatures spectrales entre les différentes espèces forestières, du nombre limité de bandes spectrales du capteur ETM+ et de l'étendue spectrale couverte par ces bandes.

## Abstract

---

Remote sensing offers an economical tool to perform forest mapping and to meet forest manager needs. The main objective of this thesis is to compare the results of both supervised classification and linear spectral analysis methods of forest cover mapping from the same sector of Anticosti Island. Supervised classification is a binary method of mapping where the pixel can be associated with only one thematic class whereas linear spectral mixture analysis is based on the principle of continuity, meaning that a single pixel can belong to more than one information class.

To meet our objectives, the image used in this thesis was acquired on August 24 2001 by Landsat-7's ETM+ sensor. Radiometric calibration, atmospheric corrections and geometric corrections were applied to the image. Spectroradiometric data acquired by ASD (*Analytical Spectral Devices*) between 350 nm and 2500 nm were also used.

The results show that the supervised classification performed with parallelepiped algorithm combined with the maximum likelihood algorithm produced good results for forest mapping in a mixed environment. The results from this method can be used to perform multitemporal studies regarding forest cover observation on Anticosti Island i.e., disease infestation, forest fire, heavy browsing by deer and regeneration. However, the linear spectral mixture analysis method results were not as conclusive as expected because of the limited number of spectral bands that can be used, the spectral regions covered by those spectral bands, and the similarity between the spectral signature of the different forest species.



# Table des matières

---

Résumé .....	ii
Abstract.....	iii
Table des matières.....	iv
Liste des figures .....	vii
Liste des tableaux.....	ix
Liste des acronymes .....	x
Remerciements.....	xi
Chapitre 1 : Problématique et objectifs de la recherche.....	1
1.1. Problématique .....	1
1.2. Objectifs .....	13
1.3. Hypothèses .....	13
1.4. Organisation de la thèse .....	14
Chapitre 2: Classification supervisée et analyse de mixture spectrale:	
Étude bibliographique .....	16
2.1. Introduction .....	16
2.2. Classes spectrales et les classes d'informations.....	18
2.3. Classification supervisée .....	19
2.3.1. Techniques et processus de la classification supervisée.....	19
2.3.2. Avantages et les limites des méthode de classification supervisée.....	20
2.4. Sélection des sites d'entraînement.....	22
2.4.1. Critères de sélection des sites d'entraînement.....	22
2.4.4.1 Nombre de pixels et taille des sites d'entraînement .....	22
2.4.4.2. Emplacement et le nombre des sites d'entraînement.....	23
2.4.4.3. Homogénéité des sites d'entraînement.....	23
2.4.2. Techniques de sélection des sites d'entraînement .....	24
2.5. Algorithmes de la classification supervisée .....	25
2.5.1. Méthodes paramétriques et non-paramétriques.....	25
2.5.2. Classification par la méthode du maximum de vraisemblance.....	26
2.5.3. Classification par la méthode parallélépipède.....	29
2.5.4. Classification par la méthode de la distance minimale .....	31
2.6. Sources d'erreurs en classification .....	34
2.7. Mesures de précision de la classification.....	34

2.7.1. Matrice de confusion .....	34
2.7.2. Coefficient de Kappa.....	36
2.8. Problème d'hétérogénéité spectrale.....	36
2.9. Analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL) .....	37
2.10. Principes de l'analyse de mixture spectrale linéaire .....	40
2.10.1. Modèle mathématique .....	42
2.10.2. Limitations et avantages de l'analyse de mixture spectrale. ....	44
2.11. Composantes spectrales homogènes pures .....	46
2.11.1. Sélection des composantes spectrales homogènes sur l'image .....	47
2.11.2. Mesure sur le terrain et en laboratoire.....	48
2.11.3. Sélection des composantes spectrales homogènes à partir d'une librairie spectrale .....	48
2.11.4. Sélection des composantes spectrales homogènes par l'analyse des composantes principales.....	50
2.11.5. Utilisation de l'ombre en tant que « classe » .....	51
2.12. Conclusions.....	52
Chapitre 3: Méthodologie de la recherche.....	54
3.1. Introduction.....	54
3.2. Description du site d'étude.....	56
3.2.1. Localisation et description générale.....	56
3.2.2. Conditions climatiques .....	56
3.2.3. Cadre géologique.....	58
3.2.4. Végétation .....	58
3.2.5. Description du secteur à l'étude.....	61
3.2.6. Descriptions des espèces forestières à l'étude.....	66
3.3. Données image .....	71
3.4. Pré-traitements de l'image .....	72
3.4.1. Étalonnage radiométrique.....	72
3.4.2. Corrections atmosphériques.....	75
3.4.2.1. Modèle de transfert radiatif.....	79
3.4.3. Corrections géométriques .....	80
3.5. Mesures des données spectroradiométriques .....	82
3.6. Analyses spectroradiométriques et calcul des composantes homogènes.....	83
3.6.1. Analyse des signatures spectrales .....	83
3.6.1.1. Analyse des spectres de végétation .....	85
3.6.1.2. Analyse des signatures spectrales des sols nus.....	88
3.6.1.3. Caractère unique des signatures spectrales .....	89
3.6.2. Calcul des composantes homogènes .....	92
3.7. Convolution spectrale.....	92
3.8 Conclusions.....	94
Chapitre 4: Analyse des résultats .....	95
4.1. Introduction.....	95

4.2. Sélection des sites d'entraînement.....	95
4.3. Analyse de la séparabilité spectrales des classes thématiques .....	100
4.4. Analyse des résultats des classifications.....	105
4.5. La sélection des composantes spectrales homogènes pures pour l'analyse de mixture spectrale .....	115
4.6. Analyse des fractions (abondances relatives) .....	117
4.7. Analyse de la précision des composantes homogènes sélectionnées .....	123
4.7.1. Erreur des résiduelles .....	123
4.7.2. Erreur quadratique moyenne.....	123
4.8. Comparaison et validation des cartes obtenues par rapport à la vérité terrain.....	127
4.9. Mise au point sur la méthode optimale.....	136
4.10. Conclusions.....	138
Chapitre 5: Conclusions et recommandations .....	140
5.1. Conclusions.....	140
5.2. Recommandations .....	141
Bibliographie .....	143
Annexe 1 : Paramètres employés lors des corrections atmosphériques .....	155
Annexe 2 : Statistiques des sites d'entraînement : moyennes et écart-types .....	157
Annexe 3: Pinard V. et A. Bannari (2003), Spectroradiometric Analysis in a Hyperspectral Use Perspective to Discriminate Between Forest Species, IGARSS: International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 21-25 July 2003, Toulouse, France, Proceeding on CD .....	159

## Liste des figures

---

Figure 1.1: Trace du feu de forêt de 1955, où l'on observe une très faible régénération forestière (août 2001) .....	3
Figure 1.2 : Défoliation se produisant sur des conifères, causées par la tordeuse de bourgeons d'épinette .....	4
Figure 1.3 : Chablis dans une sapinière (août 2001) (A et B).....	5
Figure 1.4 : Sapin baumier affecté par le broutage intensif du cerf de Virginie (août 2002) .....	7
Figure 1.5: Exclos construit en 1983 dans un bûché datant de 1979 (août 2002) .....	7
Figure 2.1: Technique de classification supervisée .....	19
Figure 2.2: Partition de l'espace spectral selon la méthode parallélépipédique .....	31
Figure 2.3: Partition de l'espace spectral selon la méthode de la distance minimale .....	33
Figure 2.4: Partition de l'espace spectral selon la méthode barycentrique avec un seuil de classe uniforme pour toutes les bandes spectrales.....	33
Figure 2.5: Processus d'analyse de mixture spectrale en mesurant les composantes homogènes au sol ou en les calculant à partir des composantes principales .....	41
Figure 3.1: Organigramme de la méthodologie .....	55
Figure 3.2: Localisation du site d'étude: Île d'Anticosti.....	57
Figure 3.3: Répartition de la végétation sur l'Île d'Anticosti .....	60
Figure 3.4: Composé coloré (1,2,3) de l'image ETM+ de Landsat-7 et localisation des différentes classes considérées dans l'étude .....	62
Figure 3.5: Répartition de la végétation à l'intérieur du secteur d'étude .....	63
Figure 3.6: Densité de la végétation à l'intérieur du secteur d'étude.....	64
Figure 3.7: Lac à niveau variable (A-C) .....	65
Figure 3.8: Espèces forestières étudiées (A-G) .....	68
Figure 3.9: Imagettes (sans rehaussement) avant et après corrections atmosphériques et étalonnage du capteur (A-N) .....	78
Figure 3.10: Photos des composantes homogènes mesurées au sol (A-L) .....	84
Figure 3.11: Signatures spectrales mesurées sur le terrain (A-C) .....	86
Figure 3.12: Feuillage du bouleau blanc (A et B) .....	90
Figure 3.13: Variabilité des signatures spectrales des couverts végétaux en fonction de différents facteurs (A-C) .....	91
Figure 3.14: Présentation des composantes spectrales homogènes extraites à partir des signatures spectrales (A et B).....	93
Figure 4.1: Signatures spectrales des sites d'entraînement.....	97
Figure 4.2: Localisation des sites d'entraînement dans le secteur d'étude.....	98
Figure 4.3: Variabilité spectrale des lacs à niveau variable (A et B) .....	99
Figure 4.4: Scatterogramme illustrant l'espace spectrales occupée par chaque classe dans l'espace spectral rouge / proche infrarouge.....	102
Figure 4.5: Histogrammes illustrant l'étendue spectrale des sites d'entraînement dans une bande spectrale précise (A-H).....	103

Figure 4.6: Précision des classifications (A-C) .....	106
Figure 4.7: Précision des classifications en fonction de l'algorithme sélectionné (A et B) .....	108
Figure 4.8: Classification réalisée à l'aide de l'algorithme parallélépipède couplé au maximum de vraisemblance (classification 6) .....	112
Figure 4.9: Classification réalisée à l'aide de l'algorithme maximum de vraisemblance (classification 2) .....	113
Figure 4.10: Classification réalisée à l'aide de l'algorithme de la distance minimale (classification 5) .....	114
Figure 4.11: Scatterogramme des composantes principales 1 et 2 .....	116
Figure 4.12: Les composantes homogènes sélectionnées à partir des composantes principales .....	116
Figure 4.13: Image de fractions (A-F) .....	119
Figure 4.14: Cartographie réalisée à l'aide de l'analyse de mixture spectrale linéaire .....	122
Figure 4.15: Erreur résiduelle (A-F) .....	124
Figure 4.16: Erreur quadratique moyenne pour l'image entière en considérant toutes les composantes homogènes .....	127
Figure 4.17: Carte présentant les points de validation terrain .....	129
Figure 4.18: Points de validation par rapport à la vérité terrain .....	130

## Liste des tableaux

---

Tableau 3.1: Caractéristique des bandes spectrales du capteur ETM+ .....	71
Tableau 4.1: Description des sites d'entraînement .....	96
Tableau 4.2: Distance bhattacharrya indiquant la séparabilité entre les classes considérées ....	101
Tableau 4.3: Description des différentes classifications analysées .....	105

## Liste des acronymes

---

5S : Simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire

AMSL : Analyse de mixture spectrale linéaire

ASD : Analytical Spectral Devices

AVHRR : Advanced Very High Resolution Radiometer

ETM+: Enhanced Thematic Mapper

GPS: Global Positioning System

H5S: Simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire modifié

IFOV : Instantaneous Field of View (angle d'observation instantané)

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index

NOAA: National Oceanic and Atmospheric Administration

RMSE: Root Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne)

SIG : Système d'information géographique

TDVI : Transformed Difference Vegetation Index

## Remerciements

---

Je remercie premièrement mes parents, Guy et Denise Pinard qui m'ont appuyés dans tous mes projets, autant financièrement que moralement, tout en me donnant toujours la motivation d'aller plus loin. Je tiens également à remercier mes grands-parents, Murielle et Pierre Pinard ainsi que ma grand-mère Carmen Digonny pour son appui financier.

Je remercie mon superviseur de thèse, Dr. Abdou Bannari du département de géographie de l'Université d'Ottawa pour sa patience et ses suggestions tout au cours de la réalisation de cette thèse, de même que pour l'obtention de données et son support financier lors de conférence internationale et des travaux sur le terrain.

Je remercie Dr. André Desrochers du département des sciences de la Terre de l'Université d'Ottawa pour son aide à la préparation du terrain et sur le terrain ainsi que de m'avoir apporté son aide au cours de l'obtention de mon grade de maîtrise, d'avoir accepté d'évaluer cette thèse et d'avoir fourni de la documentation utilisée dans cette thèse. Merci aussi à Eric Gauthier, pour m'avoir donné certaines données géospatiales de l'Île d'Anticosti.

Je remercie Dr. Bernard Lauriol du département de géographie de l'Université d'Ottawa pour avoir offert photos et documents utilisés dans cette thèse, et d'avoir accepté de faire parti de mon comité évaluateur.

Je remercie Karine Bédard pour son aide sur le terrain lors de l'été 2001 et 2002.

Je remercie également la SEPAQ-Anticosti pour le soutien logistique lors de travaux de terrain en 2001 et 2002 ainsi que Produits Forestiers Anticosti.

Je remercie la faculté des études supérieures et post-doctorales de même que l'association des étudiants gradués de l'Université d'Ottawa et le CRSNG pour leur support financier dans le cadre de la conférence IGARSS 2003 – Toulouse, France.



# Chapitre 1 : Problématique et objectifs de la recherche

---

## 1.1 Problématique

Les forêts se révèlent d'une importance considérable. Diverses fonctions d'ordre écologique, économique et social leur sont associées. Le rôle des forêts s'avère principalement écologique et englobe diverses fonctions tels que le recyclage des éléments nutritifs et la production d'eau pure et d'oxygène. Elles forment également un élément des cycles écologiques planétaires (eau, oxygène et carbone) (Conseil canadien des ministres des forêts, 1997). Pour certains pays, dont le Canada, les forêts revêtent une grande importance d'ordre économique. En effet, le Canada génère 20 % du commerce mondial des produits forestiers, ce qui en fait le premier pays au monde pour l'exploitation de produits forestiers (Conseil canadien des ministres des forêts, 1997, 2000). D'un point de vue social, les forêts offrent à la population une source de loisir.

Les forêts couvrent environ 3870 millions d'hectares, ce qui équivaut à 30 % de la surface des continents (ONU, 2001). Au Canada, 45 % de la superficie du territoire est boisée, ce qui équivaut à 10 % des forêts mondiales (Service canadien des forêts, 1999). Vu la taille du pays, les forêts canadiennes sont empreintes d'une forte biodiversité due, entre autres, aux variations du climat et du paysage géographique. Par ailleurs, la forêt boréale occupe 35 % du territoire canadien et représente 77 % des forêts canadiennes (Atlas.gc.ca, Ressources naturelles Canada, 2003), allant du nord du Yukon jusqu'à l'est de Terre-Neuve. Elle est délimitée par la limite des arbres ainsi que par la toundra de l'arctique (limite nord) et au sud par les forêts subalpines (Colombie-Britannique), les Prairies et par la forêt des Grands Lacs et du Saint-Laurent (Ontario et Québec). Bien qu'elle soit composée principalement de conifères tels que l'épinette noire et blanche, le sapin baumier et le mélèze

laricin, des feuillus (bouleau à papier, peuplier faux-tremble) y sont également présents au sud (Service canadien des forêts, 1999). Les forêts boréales se caractérisent par leur important contenu en plan d'eau tels que les tourbières ombrotrophes et minérotrophes, marais, rivières, lacs et milieux humides.

La région de l'Île d'Anticosti fait partie de la forêt boréale. La dynamique de la forêt de l'Île subit des changements apportés par les perturbations forestières, qui assurent l'évolution constante de ce milieu. Potvin (1992) évalue qu'au cours des cent dernières années, plus de 30 % de la forêt anticostienne fut affectée par diverses perturbations tels l'exploitation forestière, qui constitue une perturbation qui perdure, les feux de forêts, la défoliation provoquée par les insectes et la faune.

Dans la forêt boréale, le feu est la perturbation la plus importante du fait qu'il constitue un facteur de régénération (Chevalier, 1993). Il élimine les arbres vieillissants, morts et malades, de même que les parasites et favorise la reproduction de certaines espèces comme l'épinette noire (Le groupe Madie, 2000). Sur l'Île d'Anticosti, les feux de forêts sont responsables de la destruction de près de 1000 km<sup>2</sup> lors de trois incendies majeurs (1955, 1964 et 1983) (Martel, 1999). La destruction de 777 km<sup>2</sup> de forêt dans le secteur du Lac Wickenden par l'incendie de 1955 en fait le plus dévastateur. Encore aujourd'hui, peu de régénération forestière s'observe dans ce secteur comme le démontre la figure 1.1 (Samson, 1990).

Depuis 1925, quatre attaques majeures d'insectes défoliateurs sont survenues sur l'Île d'Anticosti. L'attaque par l'arpenreuse de pruche (*lambda* *fiscellaria*), qui se produisit durant la période de 1971-1973, fut responsable de la disparition de 1400 km<sup>2</sup> de sapins baumiers matures (Martel, 1999). Les insectes défoliateurs conduisent l'arbre à sa mort en

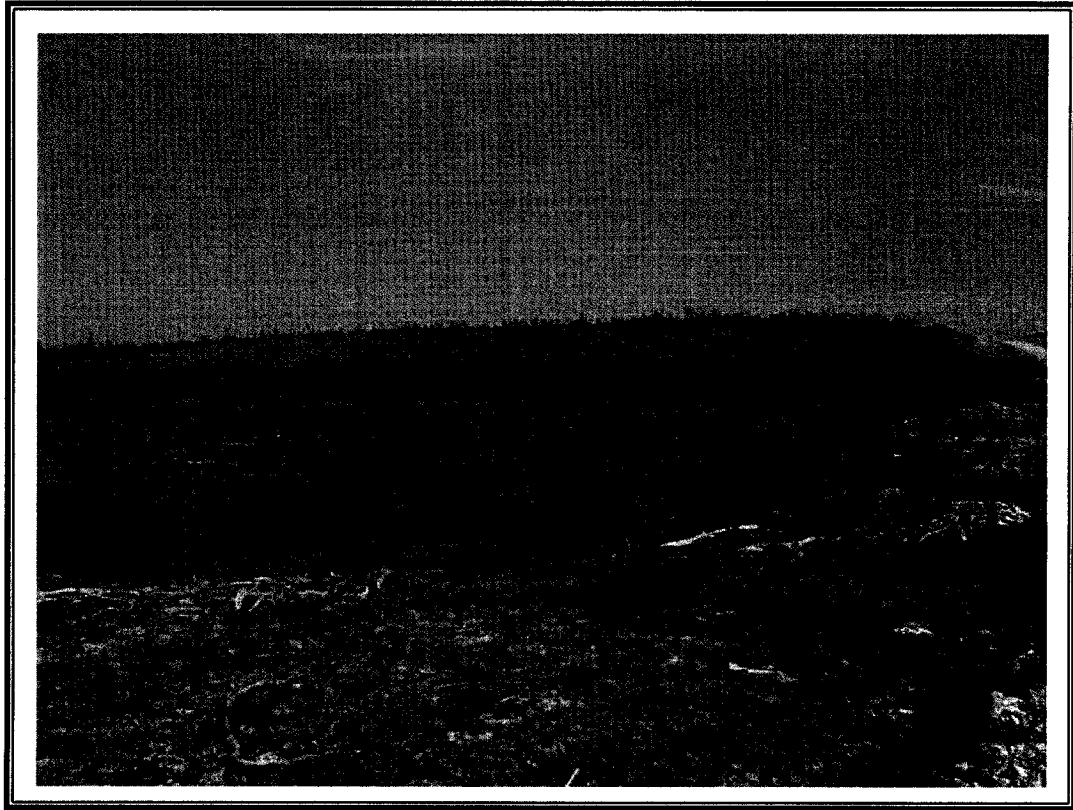


Figure 1.1: Trace de feu de forêt de 1955, où l'on observe une très faible régénération forestière (août 2001).

attaquant toutes ses parties (Chevalier, 1993). Lorsque le feuillage est atteint, le processus de photosynthèse devient impossible. La tordeuse des bourgeons d'épinette, qui malgré son nom s'attaque particulièrement au feuillage mature du sapin baumier, est l'ennemi défoliateur principal (figure 1.2) (Le groupe Madie, 2000). De nombreuses conséquences résultent de l'attaque par cet insecte : augmentation des risques de chablis (figures 1.3 a et b), d'incendies forestiers et d'attaques par d'autres insectes et maladies.

Par ailleurs, une perturbation de nature différente, soit la faune, constitue un problème de taille sur l'île d'Anticosti. En 1896, Henri Menier a introduit 220 cerfs de Virginie. La facilité d'adaptation de cet animal à des habitats diversifiés ainsi que l'absence de

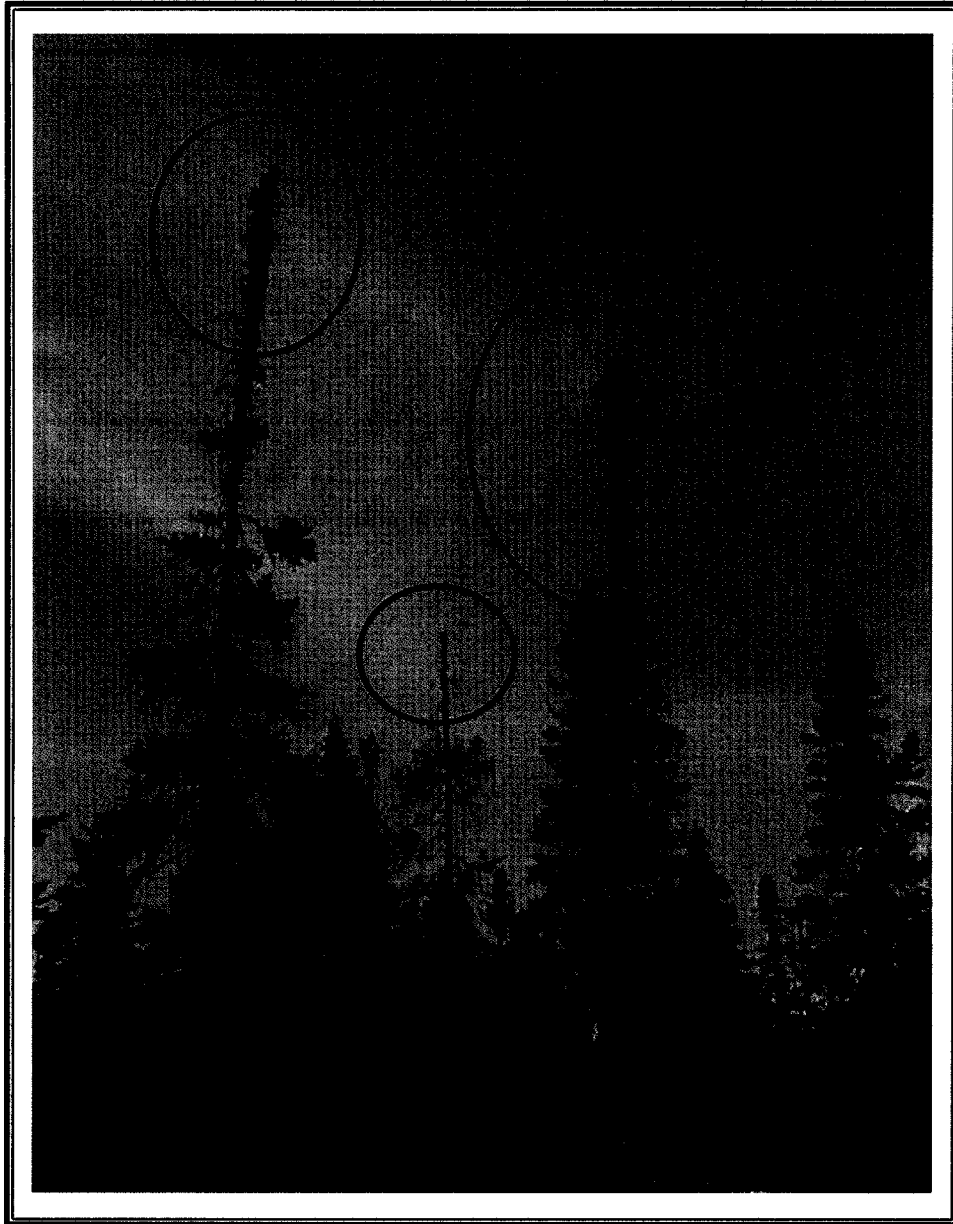
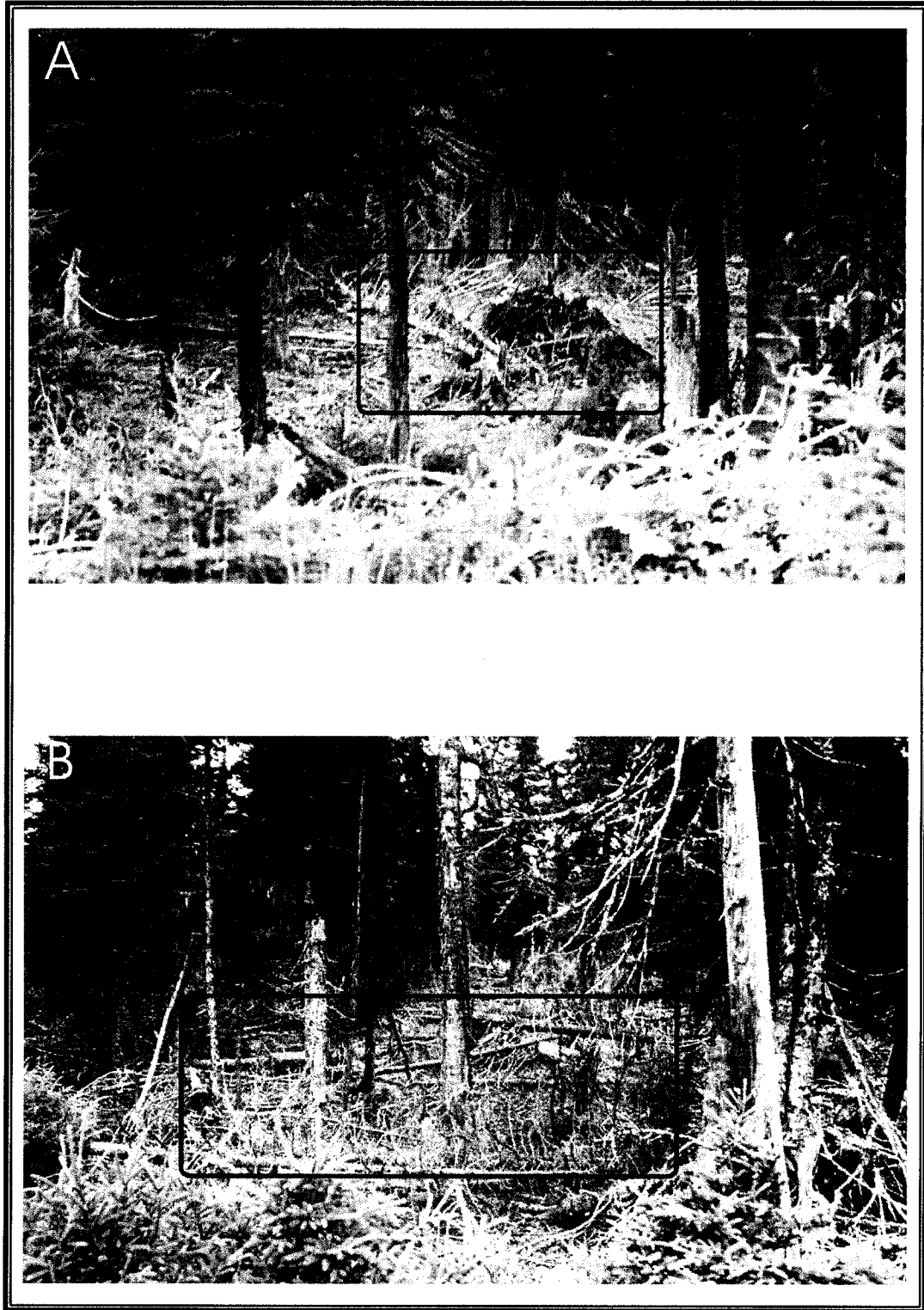


Figure 1.2: Défoliation se produisant sur des conifères, causée par la tordeuse de bourgeons d'épinette (août 2001).



Figures 1.3: Chablis dans une sapinière (A et B) (août 2001).

prédateurs ont favorisé l'augmentation de la population de cerf de Virginie qui compte aujourd'hui environ 120 000 têtes (Potvin, 1992). L'alimentation du cerf de Virginie se compose surtout de jeunes pousses de sapin baumier qui sont broutées à l'année longue (Potvin *et al.*, 1998) mais de façon plus intensive durant l'hiver (Huot, 1982). Avant l'introduction de cette espèce animale, le sapin baumier dominait les autres essences forestières sur l'Île d'Anticosti. Aujourd'hui, les jeunes pousses de sapin baumier mises en place lors du processus de régénération forestière dans les milieux éclaircis à la suite d'une perturbation sont abondantes au niveau du sol ( $> 100\ 000$  semi/ha en moyenne) mais dépassent rarement 30 cm de hauteur puisque leur croissance est altérée par le broutement du cerf, comme le montre la figure 1.4. Les semis ( $< 30$  cm) sont broutés en l'absence de neige au sol (Potvin et Laprise, 2002). La préférence du cerf de Virginie envers les jeunes plants de sapin baumier a favorisé la croissance de l'épinette blanche au détriment du sapin. La régénération des sapinières déjà existantes se trouve donc compromise. Selon Potvin et Laprise (2002), ces sapinières se font vieillissantes et disparaîtront dans environ 50 ans, causant alors une diminution de la population du cerf de Virginie. De nos jours, le sapin baumier est toujours présent sur l'Île d'Anticosti mais ne constitue plus l'espèce forestière dominante; il fut progressivement remplacé par l'épinette blanche.

Pour étudier l'impact du broutement intensif du cerf de Virginie sur la végétation anticostienne, le ministère de l'environnement et de la faune a construit en 1983 un exclos (figure 1.5), qui a permis aux semis de sapin baumier et de bouleau (aussi affectés par le broutage) de croître. L'exclos fut érigé dans un bûché datant de 1979. Dans les environs de l'exclos, toujours dans le bûché, la végétation diffère beaucoup entre l'intérieur et l'extérieur. De nombreuses espèces végétales se retrouvent à l'intérieur de l'exclos alors qu'elles sont



Figure 1.4: Sapin baumier affecté par le broutage intensif du cerf de Virginie (août 2002)

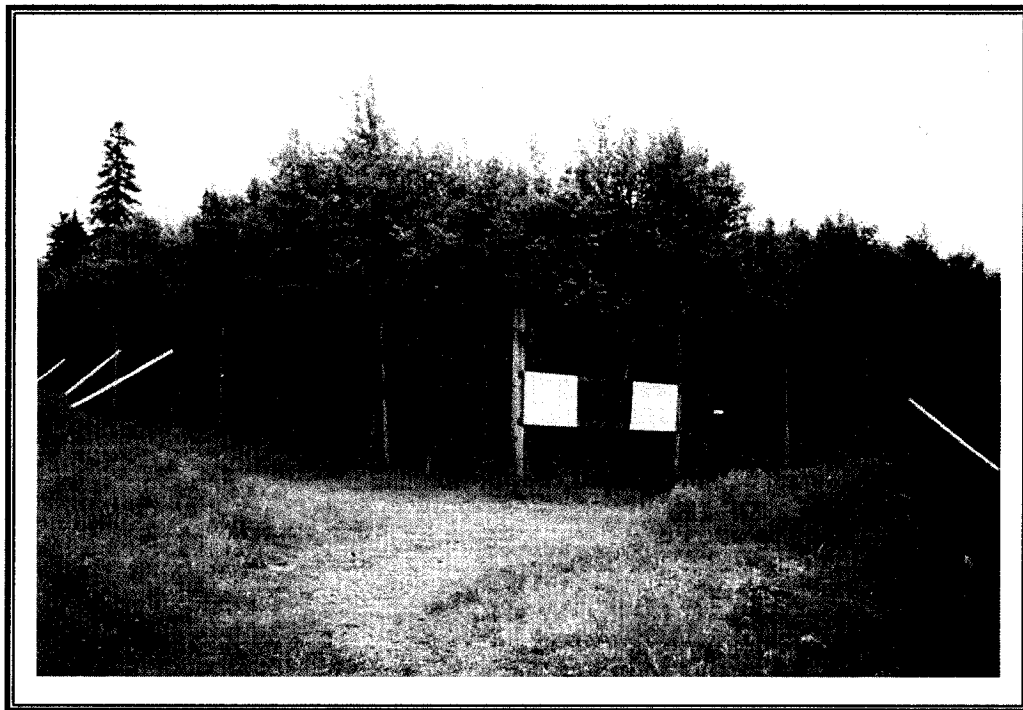


Figure 1.5: Exclos construit en 1983 dans un bûché datant de 1979 (août 2002)

absentes à l'extérieur de l'exclos et ailleurs sur l'île. À l'extérieur de l'exclos, seul l'épinette blanche peut croître sans être incommodée par le broutage du chevreuil. De plus, la forêt anticostienne se caractérise par une absence de strates arbustives (espace entre le sol et les premières branches des conifères) qui subissent le broutage du cerf.

Dernièrement, le *plan général d'aménagement intégré des ressources du milieu forestier de l'Île d'Anticosti* (PGAIR) a été instauré afin de protéger les enjeux sociaux, économiques et environnementaux de l'Île. Ce plan vise la régénération à grande échelle du sapin baumier ainsi que la protection de la principale ressource économique de l'Île : la chasse sportive du cerf de Virginie. Ces deux objectifs sont étroitement liés, où une baisse de la densité de cerfs de Virginie provoquée par une diminution des sapinières pourrait avoir un impact négatif sur la pratique de la chasse (Beaupré *et al.*, 2004). L'application du PGAIR réside d'abord dans l'exploitation de 150 blocs de forêt sur une période de 80 ans. Brièvement, les étapes menant à la réalisation de ce plan impliquent d'abord une planification méticuleuse d'une mosaïque abri-nourriture pour les cerfs (spécialement en fonction de la saison hivernale) où la matière ligneuse est ensuite prélevée. Par la suite, les blocs de forêt sont clôturés. La quatrième étape consiste à réduire la densité de cerfs de Virginie à l'intérieur de ces blocs au moyen de la chasse sportive, de façon à atteindre une densité de trois cerfs/km<sup>2</sup> ; la densité actuelle étant de 15 cerfs/ km<sup>2</sup>. Pour terminer, la dernière étape procède à la plantation de semis de sapin : en 2004 et 2005, la plantation de 500000 et 1 000000 semis de sapin est prévue (Huot *et al.*, 2003).

Pour parvenir à un équilibre entre les fonctions environnementales, économiques et sociales de la forêt, il est nécessaire d'assurer un programme de gestion forestière. Au Canada, le programme appliqué de gestion forestière consiste en l'aménagement forestier



durable qui se définit comme tel : « *aménagement qui maintient et améliore la santé à long terme des écosystèmes forestiers dans l'intérêt du vivant, tout en offrant des possibilités environnementales, économiques, sociales et culturelles aux générations d'aujourd'hui et de demain* » (Service canadien des forêts, 2001). En 1995, le Conseil canadien des ministres des forêts a publié une liste des critères et indicateurs servant à la conservation et au développement durable des forêts canadiennes. En tout, six critères représentant les enjeux forestiers visés par le programme d'aménagement durable ont été développés (Conseil canadien des ministres des forêts, 1997) :

- Conservation de la diversité biologique
- Productivité des écosystèmes forestiers
- Conservation du sol et de l'eau
- Contribution aux cycles écologiques planétaires
- Avantages multiples des forêts
- Responsabilité de la société

Ces six critères ont mené au développement de 22 éléments et 83 indicateurs. Ces derniers servent à quantifier l'avancement du progrès en matière de foresterie durable (Service canadien des forêts, 2001) en évaluant les changements se produisant dans l'état des forêts.

Afin d'élaborer des politiques de gestion forestières efficaces, effectuer des prédictions sur l'état des milieux forestiers et également apporter des solutions aux différents problèmes existants, il est important de disposer d'un maximum d'information sur les conditions forestières (Franklin, 2001). Les photos-aériennes et la télédétection permettent l'acquisition de données servant à la création de cartes forestières qui seront utilisées comme une source d'information pour la gestion. Elles représentent spatialement les diverses

essences forestières et perturbations présentes sur le territoire. De manière traditionnelle, les cartes forestières sont établies lors de travaux d'inventaire forestier qui nécessitent l'emploi de photos-aériennes et de travaux sur le terrain. Bien que les résultats obtenus soient précis, les processus de la prise et de l'interprétation des photos aériennes s'avèrent coûteux en temps et en argent (Direction des inventaires forestiers, 2001).

Par ailleurs, la télédétection s'avère être un outil efficace et avantageux économiquement pour effectuer les cartes forestières. Bien qu'elles demandent divers pré-traitements avant leur utilisation, les images satellites présentent plusieurs avantages par rapport aux photos aériennes. En effet, les images satellites possèdent un intervalle spectral plus grand que la photographie, offrent des données récentes et continuellement mise à jour et de plus, elles peuvent servir dans de multiples études (Franklin, 2001; King, 1995; Roberts, 1995) tels que le suivi de la croissance des arbres, de la productivité, etc. La télédétection s'avère être une source d'information de qualité dans le domaine de l'aménagement durable des forêts en fournissant des données synoptiques, répétitives et quantitatives (Franklin, 2001).

Les changements en milieux forestiers se produisent à diverses fréquences et à différents rythmes, généralement à cause des perturbations. La détection et la surveillance de ces changements permettent d'effectuer une meilleure prise de décision. La cartographie des perturbations sur le territoire forestier présente de nombreux avantages. Il est alors possible de quantifier la sévérité des dommages causés, définir les secteurs de vulnérabilité et de susceptibilité aux dommages, surveiller l'évolution des phénomènes et également vérifier si les politiques environnementales sont respectées (Franklin, 2001).

L'extraction de l'information sur le couvert forestier à partir des données de télédétection peut se faire de différentes façons. Les méthodes de classification dites rigides ainsi que les indices de végétation considèrent le pixel comme étant homogène et représentant une seule classe d'information (Foody *et al.*, 1997). Dans ces cas, le pixel est classé dans la catégorie avec laquelle il a le plus d'affinité au niveau spectral. Ceci produit une perte d'information. Les pixels hétérogènes se trouvent donc mal classifiés ou pas classifiés du tout (Richards et Jia, 1999), diminuant alors la précision de la carte thématique qui sera produite. Ces techniques sont basées sur une loi binaire, où le pixel ne peut appartenir qu'à une classe thématique unique (0 ou 1). C'est pour résoudre ce problème que l'analyse de mixture spectrale linéaire, aussi appelée « déconvolution spectrale » est employée et utilisée dans divers domaines (Radeloff *et al.*, 1997) : pour des applications géologiques par Adam *et al.*, (1989), en climatologie (Rambal *et al.*, 1990), en milieu urbain (Gong *et al.*, 1991; Hill et Hosbert, 1996) et finalement en végétation (Cross *et al.*, 1991; Adam *et al.*, 1995; Radeloff *et al.*, 1997). Plusieurs études ont démontré l'intérêt de l'analyse de mixture spectrale linéaire pour la cartographie des perturbations forestières. Dans ce domaine, nous retrouvons donc la cartographie des dommages associés aux incendies forestiers (Rogan et Franklin, 2001) ainsi que l'étude de la régénération forestière mise en place à la suite d'un incendie (Viné et Puech, 1999), la cartographie du stress végétal (Lelong *et al.*, 1998), et le degré de défoliation causé par les insectes défoliateurs (Radeloff *et al.*, 1999). L'analyse de mixture spectrale linéaire se base sur le principe de continuité où l'information radiométrique de chaque pixel varie entre 0 et 1. Elle est qualifiée de classification souple puisqu'elle décompose le signal en ses diverses composantes homogènes. Ce type de méthode a été développé afin de faciliter l'intégration des pixels

hétérogènes dans le processus de classification pour améliorer les résultats des cartes thématiques. Les cartes dérivées présentent donc les relations quantitatives au lieu de donner une valeur qualitative au pixel (Bastin, 1997). Il est possible d'appliquer cette technique autant au multispectral qu'à l'hyperspectral.

La mixture spectrale se distingue selon deux approches : l'approche linéaire et l'approche non-linéaire. L'approche linéaire suppose que la réponse spectrale du pixel est une combinaison linéaire des réponses spectrales de chaque composante du pixel selon leur proportion d'occupation du sol à l'intérieur de ce même pixel (Gillespie *et al.*, 1990; Settle et Drake, 1993). Dans le cas de l'approche non-linéaire, elle considère que la réponse spectrale du pixel n'est pas représentée de façon linéaire. Dans le contexte forestier, la non-linéarité de la réponse spectrale serait causée par les réflexions et les transmissions multiples entre les différentes couches de feuilles et du sol (Borel *et al.*, 1994). Puisque l'approche non-linéaire n'a pas été retenue dans le cadre de cette recherche, elle a donc été brièvement décrite dans ce paragraphe.

La méthode de l'analyse de mixture spectrale linéaire diffère des méthodes de classification traditionnelles et des indices de végétation dans le sens qu'elle considère qu'un pixel peut appartenir à plusieurs classes d'information plutôt qu'à une seule. Théoriquement, ceci permet d'effectuer une cartographie thématique forestière avec plus de précision. L'intérêt de cette nouvelle méthode pour les gestionnaires forestiers réside dans l'augmentation de l'exactitude des cartes forestières établies par la télédétection, d'où un meilleur outil dans la prise de décision concernant la gestion.

## 1.2 Objectifs

L'objectif principal de cette thèse consiste à effectuer une cartographie du couvert forestier de l'Île d'Anticosti à l'aide des méthodes de classification supervisée (maximum de vraisemblance, parallépipède et distance minimale) par comparaison à une autre méthode de cartographie basée sur l'analyse de mixture spectrale linéaire. La classification supervisée est appliquée à une image ETM+ de Landsat-7 d'une résolution spatiale de 30 mètres. Les indices de végétation NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) (Rouse *et al.*, 1974) et TDVI (*Transformed Difference Vegetation Index*) (Bannari *et al.*, 2002) sont également calculés et intégrés au processus de classification dans le but d'analyser leur apport à la précision. Avant ces traitements, des pré-traitements doivent être pris en compte. Il s'agit de l'étalonnage radiométrique propre au capteur, des corrections atmosphériques, des corrections géométriques, du nettoyage et de l'analyse des mesures spectroradiométriques au sol acquises au-dessus des différentes essences forestières de l'Île, ainsi que du calcul des composantes spectrales homogènes pures appelées « composantes homogènes » dans la thèse. Une fois ce calcul effectué, les composantes homogènes seront introduites dans le modèle d'analyse de mixture spectrale linéaire. Un dernier objectif à réaliser concerne la validation des résultats obtenus par rapport à la vérité terrain, en se basant sur une carte forestière établie en 2000 par Produit Forestier Anticosti, à partir de photos-aériennes et de travaux sur le terrain intégrés dans un système d'information géographique (SIG).

## 1.3 Hypothèses

Le modèle d'analyse de mixture spectrale linéaire produira une cartographie thématique de qualité supérieure à celle effectuée par la classification supervisée. Cette

dernière est basée sur une méthode binaire (0 ou 1) qui ne tient pas compte de l'hétérogénéité des pixels. Autrement dit, chaque pixel est assigné à une seule et unique classe. Quant à la méthode d'analyse de mixture spectrale, elle assigne aux pixels une valeur continue variant entre 0 et 1. Cette méthode tient compte du fait que les pixels sont rarement purs. Elle permet donc de les fractionner selon chaque composante et de déterminer la proportion de ces mêmes composantes à l'intérieur du pixel.

L'intégration des indices de végétation au processus de classification améliorera le résultat de classification en optimisant la séparabilité entre les secteurs couverts de végétation et ceux de très faible densité.

#### **1.4 Organisation de la thèse**

Cette thèse se subdivise en cinq chapitres. Le premier chapitre introduit le contexte de la thèse, définit sa problématique et présente les objectifs à atteindre, ainsi que les hypothèses posées. Le deuxième chapitre définit les deux méthodes employées pour effectuer la cartographie de l'occupation du sol en milieu forestier soient les algorithmes de classifications supervisées (maximum de vraisemblance, parallélépipède et distance minimale) et l'analyse de mixture spectrale linéaire. Une présentation des différentes méthodes, leurs avantages ainsi que leurs limites seront présentées dans ce chapitre. Le chapitre 3 présente la méthodologie de la recherche, incluant une description du site d'étude et des données. Les divers pré-traitements appliqués à l'image et aux données spectroradiométriques seront également expliqués. Le chapitre 4 est réservé à l'analyse des résultats, soient les résultats provenant des différentes classifications supervisées et les résultats obtenus par la méthode d'analyse de mixture spectrale linéaire ainsi qu'une étude

comparative entre ces méthodes et la vérité terrain. Le chapitre 5 inclut les conclusions de la recherche et formule des recommandations proposées à des fins de recherches futures.

# Chapitre 2: Classifications supervisées et analyse de mixture spectrale : Étude bibliographique

---

## 2.1 Introduction

L'analyse d'image satellite s'avère une technique importante lors de l'évaluation et de l'inventaire des ressources naturelles. La production de carte thématique d'occupation du sol à l'aide de techniques de classifications automatisées constitue l'une des principales applications cartographiques de la télédétection. La classification s'utilise également pour effectuer une mise à jour de produits cartographiques ou pour redéfinir les classes thématiques représentées dans une carte thématique déjà existante (Gorte *et al.*, 1998). Ces applications cartographiques peuvent être réalisées selon diverses méthodes qui procèdent à l'assignation de chaque pixel de l'image à une classe thématique. Dans le cadre de cette thèse, deux méthodes sont appliquées et comparées pour établir une carte d'occupation du sol en milieu forestier.

Le premier groupe méthode se base sur une loi binaire qui se définit comme étant le processus d'assignation d'un pixel à une classe d'information (Richards et Jia, 1999). Il se divise en deux principaux champs applicables à la cartographie en milieu forestier : la classification supervisée (ou dirigée) et la classification non-supervisée (ou non-dirigée). Bien qu'elle soit facile à réaliser, la classification non-supervisée n'est pas expérimentée dans le cadre de cette thèse. Brièvement, il s'agit d'une recherche des classes naturelles de l'image selon leurs valeurs spectrales. Le problème réside dans l'assignation des classes spectrales établies avec leurs classes d'information homologues. Quant à la classification supervisée qui forme le noyau de cette thèse, elle s'avère plus coûteuse en temps et en argent



que la classification non-supervisée. Elle requiert un maximum d'interaction avec l'opérateur lors du processus de sélection des sites d'entraînement et nécessite une connaissance a priori des classes thématiques. Malgré tout, les résultats obtenus par la classification supervisée se révèlent généralement plus fiables que ceux obtenus par la classification non-supervisée, spécialement lorsque certaines classes thématiques possèdent des réflectances similaires (Thomson *et al.*, 1998), tels que les divers types de végétation. Les principales étapes de la classification supervisée incluent d'abord la sélection des pixels servant à l'établissement des sites d'entraînement ainsi qu'à leurs statistiques associées. Ensuite, l'étape suivante consiste en l'association de chaque pixel de l'image à une classe thématique en tenant compte des statistiques et de l'algorithme de classification sélectionné. Trois différents algorithmes appartenant à la classification dirigée seront appliqués dans cette thèse soient : le maximum de vraisemblance, la distance minimale et la classification par parallélépipède.

La seconde méthode utilisée dans le cadre de cette thèse est l'analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL). Contrairement à la classification supervisée et non-supervisée, l'AMSL fait partie des méthodes de classification dites « souples » puisqu'elle permet l'assignation d'un pixel à plus d'une classe d'information. L'étape la plus importante lors de l'application de cette méthode réside dans le choix des composantes spectrales homogènes pures ou « endmembers », qui se doivent d'être représentatives des variations spectrales comprises au coeur de l'image étudiée.

Ce deuxième chapitre présente de façon détaillée les deux groupes de méthodes employées dans la réalisation des cartes thématiques du secteur d'étude. Une explication des méthodes appliquées, incluant les avantages et limitations de chacune, sera aussi donnée.

## 2.2 Classes spectrales et les classes d'informations

Les méthodes de classification font appel à deux types de classes soient les *classes d'informations* et les *classes spectrales*. Les classes d'information constituent les thèmes que l'on désire représenter dans la carte thématique résultant de la classification. Il peut donc s'agir des différentes classes d'utilisation du sol : types de végétation, types de sols, etc. La classification s'avère une source d'information utile seulement si une association est possible entre les classes d'information et les classes spectrales. Ces dernières se composent de groupes de pixels ayant une signature spectrale similaire dans les différentes bandes spectrales employées. Elles se définissent par des statistiques, tels que la moyenne et l'écart-type (Campbell, 1996).

Deux hypothèses partiellement véridiques sont liées aux classes spectrales. La première, affirmant que tous les pixels associés à la même classe d'information possèdent une signature spectrale identique et la deuxième suppose que les classes spectrales sont toutes distinctes les unes des autres dans l'espace spectral (Bonn et Rochon, 1992). La variabilité spectrale comprise dans l'image affaiblie ces hypothèses surtout dans les milieux hétérogènes tel que l'environnement forestier. Dans ces milieux, la réponse spectrale est affectée par la composition, la densité, le contenu en eau des espèces, la variation d'illumination et de la topographie, etc. Cette variabilité spectrale introduit le problème des sous-classes spectrales à l'intérieur d'une même classe d'information purement homogène (Lillesand et Kieffer, 1994; Richards et Jia, 1999). Le contraire peut également se produire : une même classe spectrale peut contenir en fait deux classes d'informations.

## 2.3 Classification supervisée

La classification supervisée se définit comme une technique utilisant les pixels connus pour classer les pixels inconnus (Lillesand et Kieffer, 1994). Les pixels connus sont identifiés comme les sites d'entraînement définis par l'opérateur. Dans la classification supervisée, une classe spectrale correspond à une classe d'information.

### 2.3.1. Techniques et processus de la classification supervisée

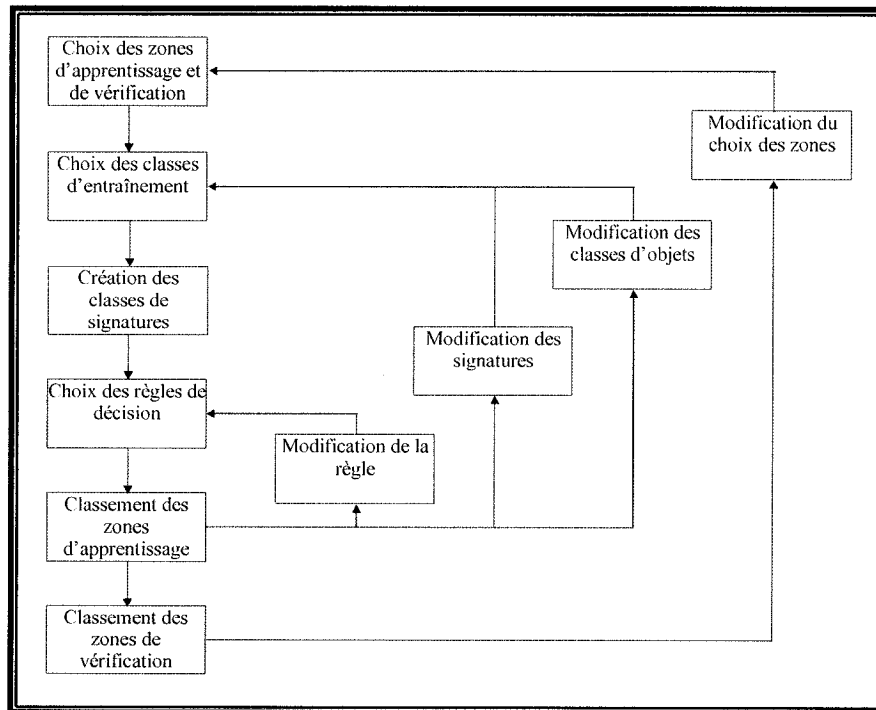


Figure 2.1: Technique de classification supervisée (Bonn et Rochon, 1992)

La classification supervisée nécessite plusieurs étapes comme l'indique la figure 2.1. La première étape consiste en un choix des classes d'informations pertinentes et représentatives de l'étude. L'étape suivante consiste à choisir les sites d'entraînement, dont

l'identité est connue au moyen de cartes topographiques et thématiques déjà existantes, de photos aériennes et de travaux sur le terrain. Les classes spectrales sont ensuite situées dans l'espace spectral à  $n$  dimensions pour évaluer le niveau de séparabilité entre elles. Pour ce faire, il s'agit d'étudier les statistiques fournies ainsi que leur scatterogramme. Ensuite, les règles de décision, qui peuvent être des fonctions paramétriques ou non-paramétriques doivent être choisies. Les fonctions paramétriques diffèrent des fonctions non-paramétriques du fait qu'elles tiennent compte des paramètres statistiques des classes spectrales. L'analyse de la matrice de confusion permet de déterminer la qualité et la précision de la classification résultante. Si les résultats obtenus ne conviennent pas, il faut premièrement effectuer des modifications par rapport aux sites d'entraînement. Par la suite, d'autres modifications peuvent être apportées au niveau des classes d'information sélectionnées, des classes spectrales ainsi qu'au niveau des règles de décision.

### 2.3.2. Avantages et limites des méthodes de la classification supervisée

La technique de la classification supervisée procure à l'opérateur la possibilité de choisir lui-même les classes d'informations à être représentées sur la carte thématique résultante. Donc, cette méthode est bien adaptée à la cartographie d'une information particulière (Franklin, 2001). Elle permet également la réalisation d'étude multitemporelle, comme par exemple une étude portant sur la détection des changements dans un milieu particulier. Le fait que l'opérateur choisit les sites d'entraînement d'identité connue constitue un avantage. En effet, l'opérateur économise du temps dans le sens qu'il n'a pas le problème de faire correspondre les classes spectrales de l'image avec les classes d'informations recherchées (Franklin, 2001). En plus, avec la classification supervisée, la détection des

erreurs lors de la sélection des sites d'entraînement est facilement repérable où des corrections peuvent immédiatement être apportées (Campbell, 1996).

Une carte résultante du processus de classification supervisée représente des classes imposées et non pas les classes spectrales naturelles de l'image. Elles peuvent alors ne pas correspondre aux classes naturelles dans l'espace spectral, ce qui peut entraîner un problème au niveau de la séparabilité spectrale. Un deuxième problème réside dans la sélection des sites d'entraînement qui se fait en fonction de l'information qu'ils représentent et non en fonction de leurs caractéristiques spectrales. La présence d'une forte variabilité spectrale au coeur des sites d'entraînement échantillonnés constitue donc une nuisance au processus de classification (Campbell, 1996). La sélection de ces sites d'entraînement est la source des nombreux problèmes dans la classification supervisée. En effet, cette étape s'avère coûteuse en temps et en argent si l'on veut assurer une sélection de qualité (Walsh, 1980; Mayer et Fox, 1981), et cela, même si de nombreux outils sont mis à la disposition de l'opérateur. Un dernier désavantage de la classification supervisée se situe au niveau des pixels non classifiés qui nuisent à la précision de la carte résultante. En effet, certaines classes d'informations se trouvent omises, soit parce qu'elles ne sont pas dans l'intérêt de l'étude, soit qu'elles sont si petites qu'elles passent inaperçues aux yeux de l'opérateur (Campbell, 1996).

## 2.4 Sélection des sites d'entraînement

### 2.4.1. Critères de sélection des sites d'entraînement

La sélection des sites d'entraînement permet le choix d'un échantillon représentatif des signatures spectrales des classes d'informations. La qualité des sites sélectionnés affecte significativement la performance de l'algorithme utilisé et le résultat final de la classification. En effet, les règles de décision, plus précisément les méthodes paramétriques, dépendent directement des paramètres statistiques (tel que l'écart-type) des sites d'entraînement. Mal sélectionnés, ils occasionnent une représentation spectrale biaisée des classes d'informations (Chen et Stow, 2002). La sélection de ces sites est le processus le plus important où divers critères de sélection doivent être respectés afin de minimiser les erreurs et problèmes.

#### *2.4.4.1 Nombre de pixels et taille des sites d'entraînement*

Selon Joyce (1978), la taille des sites d'entraînement se doit d'être entre 10 et 160 acres, ce qui équivaut de 45 à 720 pixels pour une image Landsat ETM+. Quant à Swain et Davis (1978), ils recommandent de sélectionner, par classe, un nombre de pixels équivalent à 10 fois le nombre de bandes spectrales utilisées. Les sites doivent être d'une taille suffisante de façon à représenter adéquatement la variabilité spectrale présente au coeur d'une classe d'information. Cependant, ils ne doivent pas être trop grands, où les chances d'y retrouver des pixels appartenant à une autre classe augmentent. Le site sera donc spectralement hétérogène. Un problème se pose également avec les classes d'information peu présentes sur l'image : les sites d'entraînement correspondants peuvent être difficiles à sélectionner avec précision, rendant la classification imprécise (Campbell, 1996).

#### *2.4.4.2. Emplacement et le nombre des sites d'entraînement*

L'emplacement des sites d'entraînement constitue une caractéristique importante puisque les zones sélectionnées doivent pouvoir être repérées facilement. Ces endroits peuvent être situés par exemple, à la jonction d'un chemin, près d'un lac, etc. L'important est de pouvoir retrouver ce site sur une photo-aérienne, une carte topographique, une image numérique et même lors de travaux sur le terrain afin de s'assurer de sa nature. Les sites sélectionnés doivent être répartis sur l'image entière afin de représenter les variations spectrales présentes à l'intérieur du secteur à classifier (Campbell, 1996).

La résolution spatiale des pixels d'une image ETM+ étant de 30 mètres, il est possible d'assister à un problème de pixels mixtes. Une mixture des pixels entraîne une mauvaise classification, d'où une perte de précision dans le résultat final. Pour éviter ce problème, il suffit d'éviter de sélectionner des pixels situés à la frontière de deux classes d'information (Lillesand et Kieffer, 1994).

Il n'y a pas de nombre précis de sites d'entraînement à sélectionner; le tout dépend du nombre de classes d'informations ainsi que des ressources disponibles pour mener une sélection de qualité. Malgré tout, il est recommandé de sélectionner entre cinq et dix sites (Campbell, 1996) pour chaque classe d'information afin de bien représenter les sous-classes spectrales pouvant se glisser dans une classe d'information (Lillesand et Kieffer, 1994). Il est également suggéré de choisir plusieurs petits sites que seulement quelques gros sites.

#### *2.4.4.3. Homogénéité des sites d'entraînement*

L'homogénéité spectrale des sites d'entraînement est la caractéristique la plus importante. La vérification de ce facteur se fait à partir d'un histogramme, qui doit présenter

une distribution unimodale. Une tendance bimodale indique que le site d'entraînement est hétérogène. Les sites doivent alors être modifiés ou éliminés. Cependant, dans la réalité, le critère de l'homogénéité spectrale se trouve difficilement atteint, dû entre autres, à la variabilité spectrale présente à l'intérieur d'une même classe d'information (Campbell, 1996).

#### 2.4.2. Techniques de sélection des sites d'entraînement

Plusieurs études antérieures démontrent que la technique de sélection des sites d'entraînement influence directement la précision de la classification produite (Hixson *et al.*, 1980; Campbell, 1981; Chuvieco et Congalton, 1988; Gong et Howart, 1990). Cette sélection peut être effectuée selon diverses méthodes de sélection, soient (Jensen, 1996) :

1. La sélection de pixels individuels,
2. La sélection de pixels spectralement similaires (« seed »),
3. La sélection de blocs de pixels.

En sélectionnant des pixels individuellement au travers de l'image, chaque site d'entraînement est représenté par un unique pixel. Il est important d'éviter l'autocorrélation spatiale, qui se produit entre pixels voisins. Ces pixels possèdent une faible variance spectrale entre eux, ce qui diminue la représentativité des signatures spectrales (Campbell, 1981; Labovitz et Masuoka, 1984). Cette méthode n'est pas l'idéal si l'on désire choisir de nombreux pixels comme site d'entraînement, vu le temps qui doit être consacré à la recherche de pixels à sélectionner. La précision de la classification dépend grandement du nombre de pixels choisis : un petit nombre de pixel est suffisant pour assurer une bonne



représentativité d'une classe spectralement homogène alors qu'il doit être significativement plus élevé pour une classe spectralement hétérogène (Chen et Stow, 2002).

La deuxième technique implique lors la sélection d'un pixel, un regroupement de façon automatique de tous les pixels environnants possédant des caractéristiques spectrales semblables. Il s'agit de la sélection des sites d'entraînement selon l'option « seed » implantée dans le programme de traitement d'image PCI. Cette technique s'avère excellente dans le choix des sites d'entraînement homogènes (Chen et Stow, 2002) et fut utilisée lors de la classification réalisée dans cette thèse, de même que la méthode suivante.

La troisième méthode implique la sélection de plusieurs petits blocs de pixels pour chaque classe d'information. Les pixels d'un même bloc possèdent une certaine corrélation entre eux, mais peuvent être spectralement différents des pixels d'un autre bloc appartenant à la même classe. Contrairement à la technique précédente, le choix des sites d'entraînement par la sélection de blocs de pixels peut mener à la sélection des sites hétérogènes (Chen et Stow, 2002). Selon cette étude, l'utilisation de cette technique comme méthode de sélection des sites d'entraînement permet d'obtenir des classifications plus précises. Elle constitue un avantage surtout pour les classes hétérogènes puisqu'elle permet de saisir toute la variabilité spectrale présente à l'intérieur des classes d'informations.

## **2.5. Algorithmes de classifications supervisées**

### **2.5.1. Méthodes paramétriques et non-paramétriques**

Deux différents types d'algorithmes peuvent être employés soient les fonctions paramétriques et les fonctions non-paramétriques. Avec les fonctions paramétriques, la

distribution statistique des classes est connue (généralement une distribution normale), ce qui sert à assigner à chaque pixel à classifier une probabilité d'appartenance à une classe. À l'inverse, les fonctions non-paramétriques n'utilisent que la distance spectrale pour assigner les pixels à leurs classes d'informations respectives (Caloz et Collet, 2001). Ces dernières sont utilisées lorsque les signatures spectrales des éléments de l'image sont spectralement distinctes (Benelli et Capellini, 1987). Les trois algorithmes de classification suivants seront décrits ci-dessous et appliqués ultérieurement. Il s'agit du maximum de vraisemblance (paramétrique), parallélépipède (non-paramétrique) et de la distance minimale (non-paramétrique).

#### 2.5.2. Classification par la méthode du maximum de vraisemblance

Les classes spectrales définies sur une image satellite sont rarement pures. Elles possèdent une certaine variabilité spectrale interne due à divers facteurs (humidité, effets topographiques, hétérogénéité des pixels). En effet, selon Bonn et Rochon (1992), « *la signature d'une classe d'objets n'étant pas unique, dans la réalité, mais composée d'un certains nombres de signatures plus ou moins fréquentes* ». Puisque les classes d'informations sont représentées par un intervalle spectral, il peut donc se produire un phénomène de chevauchement des classes spectrales, où certains niveaux de brillance appartiennent à deux classes d'informations. La source de ce problème réside dans le fait qu'on classifie les pixels spectralement semblables au lieu de classifier les pixels assez distincts spectralement pour être classifiés facilement et avec précision (Campbell, 1996).

Pour corriger ce problème, les chercheurs utilisent la méthode du maximum de vraisemblance qui est la plus utilisée dans le processus de la classification supervisée

d'image multispectrale. L'équation 2.1 (Bonn et Rochon, 1992) illustre la règle du maximum de vraisemblance pour un pixel X élément de la classe i ( $C_i$ ), où la classe i diffère de la classe j ( $C_j$ ) :

$$p(X|C_i) p(C_i) > p(X|C_j) p(C_j) \quad (2.1)$$

où :

- $p(X|C_i)$  Probabilité conditionnelle du vecteur X pour la classe i. Ce paramètre est estimé à l'aide des données des sites d'entraînement (moyenne et écart-type). Il y a autant de probabilité conditionnelle du vecteur X qu'il y a de classes d'informations.
- $p(X|C_j)$  Probabilité conditionnelle du vecteur X pour la classe j.
- $p(C_i)$  Probabilité d'occurrence de la classe i. Il s'agit de la probabilité d'avoir un pixel, peu importe son vecteur, d'appartenant à la classe i. Ce paramètre se calcule de la façon suivante (exemple de la classe i):

$$p(C_i) = \text{Nombre de pixels de la classe i} / \text{Nombre de pixel de l'image}$$

- $p(C_j)$  Probabilité d'occurrence de la classe j.

Cette méthode utilise les données des sites d'entraînement pour estimer la moyenne et les variances contenues à l'intérieur des classes. Elle suppose également que les statistiques de chaque classe, dans chaque bande, présentent une distribution normale, ce qui signifie que les sites d'entraînement présentant un histogramme bi-modal peuvent amener des complications. Ces statistiques sont par la suite utilisées pour estimer les probabilités d'appartenance des pixels à l'une ou l'autre des classes où le pixel est assigné à la classe ayant la plus forte probabilité d'appartenance.

La méthode du maximum de vraisemblance est basée sur la logique bayésienne qui stipule qu'un pixel fera partie de la classe «i» si et seulement si, la probabilité conditionnelle de la classe «i», en retenant le vecteur X, est supérieure à la probabilité conditionnelle de la classe «j» (Bonn et Rochon, 1992; Richards, 1993). L'utilisation du

théorème de Baye (équation 2.2) entre en jeu pour déterminer la probabilité conditionnelle de la classe  $i$  en retenant à priori le vecteur  $X$ . Il se définit comme suit (Bonn et Rochon, 1992) :

$$p(C_i|X) = \frac{p(X|C_i) \cdot p(C_i)}{p(X)} \quad (2.2)$$

Le pixel  $i$  sera alors classifié dans la classe  $i$  si et seulement si :

$$p(C_i | X) > p(C_j | X) \quad (2.3)$$

où :

$p(C_i | X)$  Probabilité conditionnelle de la classe  $C_i$  en retenant à priori de vecteur  $X$ ,  
 $p(C_j | X)$  Probabilité conditionnelle de la classe  $C_j$  en retenant à priori de vecteur  $X$ ,  
 $p(X)$  Probabilité que le vecteur  $X$  a lieu. Le vecteur  $X$  est formé des valeurs de réflectances d'un pixel. Il forme les coordonnées spectrales d'un pixel dans l'espace spectrale à  $N$  dimensions (où  $N$  correspond au nombre de canaux utilisés lors de la classification). Ce paramètre ce calcul de la façon suivante :

$$p(X) = \sum_{i=1}^M p(X | C_i) p(C_i) \quad (2.4)$$

$I$  Classe d'information  $i$  (1 classe),  
 $M$  Nombre de classes.

La méthode du maximum de vraisemblance comporte ses avantages et ses limitations. Il s'agit d'une technique puissante où plusieurs classes d'informations et spectrales, dans plusieurs bandes spectrales, peuvent être analysées en même temps (Campbell, 1996). Cependant, les limitations à cet algorithme sont nombreuses. La performance du maximum de vraisemblance repose sur la distribution normale des sites d'entraînement. Lorsque ce n'est pas le cas, des erreurs peuvent se glisser dans la classification obtenue. Dus aux divers facteurs de variation spectrale, il arrive fréquemment

que les sites d'entraînement présentent une distribution bi-modale. Dans le cas des milieux forestiers, ces environnements constamment en évolution (progressive ou régressive) causent des réponses spectrales variées pour une même classe d'information (Manière *et al.*, 1991). Ceci désavantage alors les classifications supervisées réalisées à l'aide du maximum de vraisemblance : les probabilités peuvent être mal calculées, ce qui amène à une mauvaise classification des pixels (Conese et Maselli, 1992). Un problème au niveau de la fiabilité des résultats obtenus peut également être soulevé. En effet, certaines classes sont plus présentes sur le terrain et possèdent donc une forte probabilité d'occurrence. Ces classes ont alors tendance à être surestimées (Gorte *et al.*, 1998). La subjectivité de la méthode est également matière à questionnement. En effet, selon Robert (1994), n'importe quel résultat souhaité peut être obtenu en adaptant les probabilités d'occurrence.

Malgré la sensibilité de cette méthode à la qualité des sites d'entraînement, le maximum de vraisemblance est largement employé. Cependant, les méthodes non-paramétriques possèdent l'avantage de ne pas dépendre des statistiques établies lors de la sélection des sites d'entraînement. Elles sont donc utiles en milieu hétérogène où les classes ont tendance à être multi-modales (Field *et al.*, 2000; Gopal *et al.*, 1999; Hansen *et al.*, 2000). Deux méthodes non-paramétriques sont expliquées dans les sections suivantes.

### 2.5.3. Classification par la méthode parallélépipède

La méthode parallélépipède fait partie des fonctions non-paramétriques. L'espace spectral est divisé en régions, établies selon l'intervalle formé des valeurs minimales et

maximales des sites d'entraînement dans chaque bande spectrale. Ces valeurs minimales et maximales sont calculées selon les équations 2.5 et 2.6 (Lillesand *et al.*, 2004).

$$\text{Minimum} = \text{moyenne} - 2 \cdot \text{écart-type} \quad (2.5)$$

$$\text{Maximum} = \text{moyenne} + 2 \cdot \text{écart-type} \quad (2.6)$$

Les valeurs spectrales des pixels à classer sont mises dans l'espace spectral et celles tombant dans les régions définies se trouvent associées à la classe d'information correspondante (Richards, 1993). La figure 2.2 illustre le processus de la classification par la méthode parallélépipède (Caloz et Collet, 2001).

Bien que cet algorithme de classification soit simple et rapide, il comporte plusieurs inconvénients. D'abord, un chevauchement des classes spectrales peut se produire, ce qui rend impossible l'identification précise des pixels situés dans la région d'intersection (Richards, 1993). Ces pixels risquent d'être assignés à l'une ou l'autre des classes (Campbell, 1996). Une seconde limitation de cet algorithme concerne les « vides » dans l'espace spectral, créés par une sous-estimation des régions établies, puisqu'il arrive que la sélection des sites d'entraînement ne couvre pas tout l'ensemble des valeurs spectrales de l'image. Ces « vides » se retrouvent donc à l'origine des nombreux pixels non-classifiés. En effet, les pixels se trouvant dans les endroits n'étant pas couverts par une classe d'information seront considérés comme non-classifiés (Campbell, 1996; Richards, 1993). Selon Tso et Mather (2000), il est également difficile d'obtenir de bons résultats de classification lors de l'utilisation simple de cette méthode.

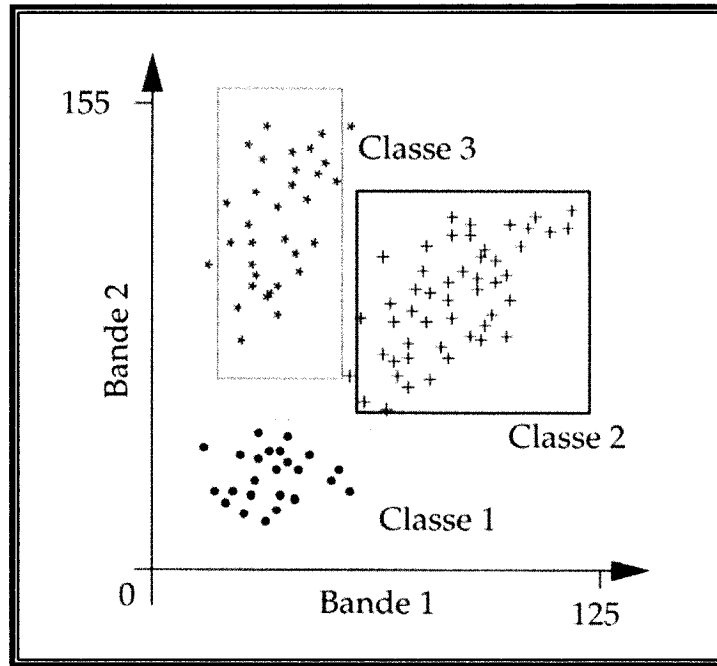


Figure 2.2: Partition de l'espace spectral selon la méthode parallélépipédique (Caloz et Collet, 2001)

#### 2.5.4. Classification par la méthode de la distance minimale

Cet algorithme fait également partie des méthodes non-paramétrique. La classification par la distance minimale utilise seulement la moyenne de chaque classe, établie à l'aide des données des sites d'entraînement. La classification selon cette méthode s'effectue selon l'équation 2.7 où un pixel est accolé à la classe dont il est le plus près de la moyenne, en supposant que les classes  $i$  et  $j$  diffèrent l'une de l'autre (Caloz et Collet, 2001).

$$d(x, m_i)^2 < d(x, m_j)^2 \quad (2.7)$$

où :

M Moyenne des classes,  
 X pixel à classifier.

Les valeurs des pixels choisis lors de la sélection des sites d'entraînement forment des nuages de points où le centroïde correspond à la valeur moyenne de ce nuage de points. Cet algorithme, basé sur la distance euclidienne (équation 2.8) (Tso et Mather, 2001) assigne le pixel à classifier au centroïde le plus près (Campbell, 1996).

$$D_E^2 = (X_i - \mu_j) \quad (2.8)$$

où :

$X_i$             vecteur du pixel i,  
 $\mu_j$             vecteur moyen actuel du nuage de points de la classe j.

Cette forme de la distance minimale n'offre pas toujours des résultats réalistes. En effet, lorsque aucun seuil n'est fixé, tout l'espace spectrale se trouve divisé en polygone de Thiessen, où chacun est associé à une classe d'information (Caloz et Collet, 2001), offrant donc une classification de tous les pixels de l'image (figure 2.3). Les pixels très éloignés des centroïdes seront tout de même classifiés, alors qu'il y a peu de chance qu'ils appartiennent à la classe auxquelles ils sont accolés. C'est pourquoi il est possible d'introduire un seuil. Au-delà de ce seuil, représenté par un rayon, les pixels ne seront pas classés (figure 2.4). Dans un espace spectrale de dimension supérieur à deux, le seuil peut se définir selon divers calculs. Par exemple, il peut être défini en calculant la moyenne des écarts-types dans chaque bande spectrale utilisée. L'équation 2.7 de la classification par la distance minimale devient alors l'équation 2.9 (Caloz et Collet, 2001).

$$\text{si} \quad \begin{matrix} D(x, m_i)^2 < d(x, m_j)^2 \\ d(x, m_i)^2 < r_i \end{matrix} \quad (2.9)$$

où :

$r_i$             rayon de la distance limite admise.



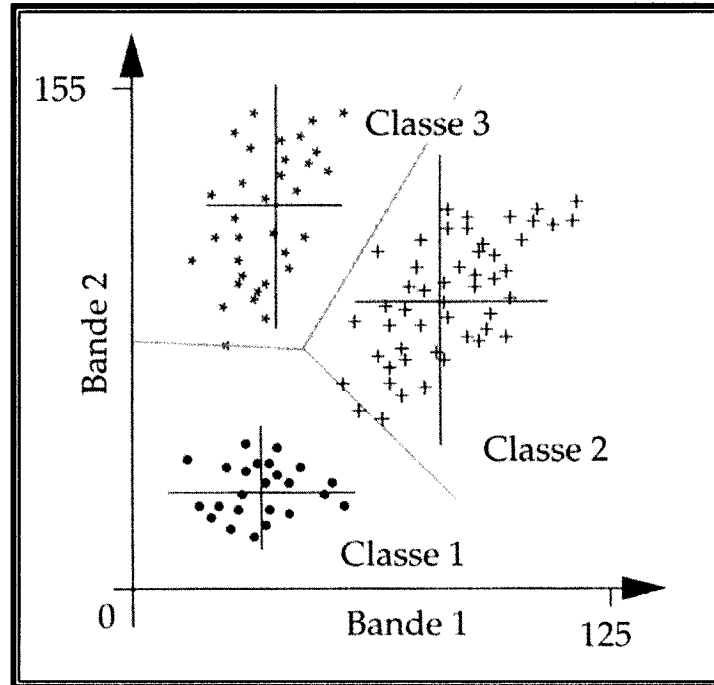


Figure 2.3: Partition de l'espace spectral selon la méthode de la distance minimale (Caloz et Collet, 2001)

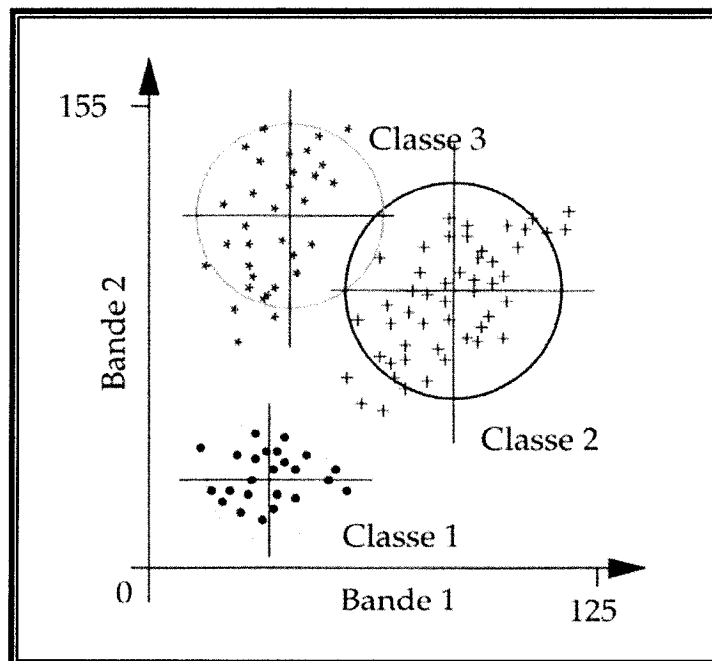


Figure 2.4: Partition de l'espace spectral selon la méthode barycentrique avec un seuil de classe uniforme pour toutes les bandes spectrales (Caloz et Collet, 2001)

## **2.6 Sources d'erreurs en classification**

Une erreur produite au cours du processus de classification se définit comme étant l'assignation d'un pixel à une classe d'information autre que la sienne. Plusieurs facteurs peuvent être la cause de ce problème. La source principale concerne la sélection des sites d'entraînement. En effet, c'est à partir de ces sites que se calculent les diverses statistiques nécessaires à la classification. Des statistiques erronées entraînent une mauvaise classification. Donc, un nombre insuffisant de pixels destinés à l'établissement des signatures spectrales des classes, des classes trop hétérogènes spectralement, la sélection de classe d'information difficile à localiser avec précision sur une image ainsi qu'une faible séparabilité spectrale entre les classes sélectionnées peuvent en être la cause. Certains endroits, possédant une réponse spectrale similaire présentent un chevauchement des signatures spectrales, ce qui confond la classification des pixels présents dans cette intersection. Pour terminer, le choix de la règle de décision influence grandement le résultat final de la classification où la sélection d'une règle de décision non-appropriée entraîne des résultats biaisés.

## **2.7. Mesures de précision de la classification**

### **2.7.1. Matrice de confusion**

La matrice de confusion se présente sous forme de tableau à double entrée où les résultats détaillés de la classification sont affichés à partir desquels plusieurs indices portant sur la qualité de la classification peuvent être dérivés. Les rangées de la matrice sont associées aux erreurs d'omission alors que les colonnes représentent les erreurs de

commission. Ces dernières symbolisent les pixels accolés à une autre catégorie que la leur. Les erreurs d'omission représentent les pixels sélectionnés dans un site d'entraînement mais omis de leur classe d'information lors de la classification. Il est préférable de laisser un pixel non-classifié (erreur d'omission) que de l'assigner à une catégorie qui n'est pas la sienne (erreur de commission) (Caloz et Collet, 2001).

Grâce à la matrice de confusion, il est également possible d'évaluer la précision globale et la précision moyenne d'une classification. La précision globale équivaut au nombre de pixels bien classifiés par rapport au nombre de pixels contenus dans les sites d'entraînement sélectionnés. L'équation 2.10 exprime la précision globale (Liu *et al.*, 2002).

$$p = \frac{\sum_{i=1}^r m(i,i)}{T} \quad (2.10)$$

où:

$m(i,i)$       Pixels de la classe  $i$  correctement classés,  
 $T$                 Total des pixels échantillonnés, toutes classes confondues.

La précision moyenne se résume par l'équation 2.11 (Liu *et al.*, 2002). Il s'agit d'une moyenne des précisions de chaque classe.

$$p_a = \frac{\sum_{i=1}^r \frac{m(i,i)}{m(+,i)}}{r} \quad (2.11)$$

où:

$m(i,i)$       Pixels de la classe  $i$  correctement classés,  
 $m(+,i)$       Total des pixels classés devant appartenir à la classe  $i$ ,  
 $r$                 Nombre de classes.

### 2.7.2. Coefficient de Kappa.

Le coefficient de Kappa, proposé par Cohen (1960) est le plus utilisé pour attester l'exactitude d'une classification ainsi que pour comparer les résultats obtenus lors de classifications différentes (Caloz et Collet, 2001). La faiblesse de cet indice réside dans le fait qu'il omet les pixels non-classifiés (Caloz et Collet, 2001), surestimant alors l'exactitude de la classification. Cependant, toutes les entrées de la matrice de confusion (incluant les erreurs d'omission et de commission) sont prise en compte lors du calcul du coefficient de Kappa (Kalkhan *et al.*, 1998). Les résultats obtenus varient entre 0 et 1, où 1 s'avère excellent. L'équation 2.12 démontre le calcul du coefficient de Kappa (Caloz et Collet, 2001).

$$K = \frac{(T_{classés}) \sum m(i,i) - \sum [m(i,+) \cdot m(+,i)]}{(T_{classés})^2 - \sum [m(i,+) \cdot m(+,i)]} \quad (2.12)$$

où:

$m(i,i)$	Pixels de la classe $i$ correctement classés,
$m(+,i)$	Total des pixels classés devant appartenir à la classe $i$ ,
$m(i,+)$	Valeur marginale de la ligne $i$ (somme de la ligne),
$T_{classés}$	Total des pixels classés, toutes classes confondues.

### 2.8. Problème d'hétérogénéité spectrale

Un pixel est une unité spatiale arbitraire. Ses propriétés (location, taille, forme) sont déterminées par les caractéristiques propres au capteur. Lors de l'acquisition d'une image au-dessus de la surface de la terre, les éléments terrestres sont acquis dans le pixel indépendamment de leurs caractéristiques. Il en résulte alors une image satellite de format matriciel où les pixels peuvent contenir de l'information provenant de deux classes ou plus

d'occupation du sol. C'est alors que le problème des pixels mixtes se posent (Foody *et al.*, 1997).

Lorsque le capteur satellitaire enregistre une scène où figure des éléments hétérogènes, le pixel est composé de la réflectance provenant de toutes ses composantes. Le signal est donc différent de celui émergeant d'une surface homogène (Haboudane, 1999). La réflectance d'un pixel observé sur une image satellite interagit rarement avec un seul matériel homogène puisque ce genre de surface n'existe pas dans la nature (Van der Meer et De Jong, 2000). Dans une surface naturellement hétérogène, l'hétérogénéité spatiale cause l'hétérogénéité spectrale. Les différents éléments représentés dans ce pixel peuvent se mélanger entre eux, dans un nombre infini de proportions, pour produire toutes les classes thématiques possibles et imaginables (Smith *et al.*, 1990).

La résolution spatiale des satellites est en partie responsable de l'hétérogénéité spectrale. Un capteur tel que AVHRR de NOAA a une résolution spatiale de 1,1 km et ETM+ de Landsat possède une résolution spatiale de 30 mètres (le capteur utilisé dans cette thèse). L'augmentation de la taille du pixel élève les risques de mixture spectrale (Foody *et al.*, 1997). Le problème des pixels mixtes se produit généralement sur la frontière séparant deux types d'occupation du sol différents comme il a été discuté auparavant.

## **2.9. Analyse de mixture spectrale linéaire (AMSL)**

Selon Settle et Drake (1993), Williamson (1994) et Haboudane (1999) la méthode de l'AMSL se définit comme une méthode permettant de contourner le problème de l'assignation d'un pixel à une classe thématique unique. Elle suppose que la variabilité

spectrale des images est causée par le mélange, à différentes proportions, des composantes homogènes (Smith *et al.*, 1990; Haboudane, 1999). Dans l'AMSL, on suppose qu'un petit nombre d'éléments purs peut représenter la réflectance observée lorsqu'ils se mélangent ensemble dans différentes proportions (Radeloff *et al.*, 1997). Autrement dit, elle suppose que la réponse spectrale du pixel est une combinaison linéaire des réponses spectrales de chaque composante du pixel selon leur proportion d'occupation du sol à l'intérieur de ce même pixel (Gillespie *et al.*, 1990; Settle et Drake, 1993).

Plusieurs études portent sur les diverses applications de l'AMSL en milieu forestier tels que la cartographie de la régénération forestière, l'étude de secteurs affectés par la défoliation ainsi que l'évaluation de la déforestation. Viné et Puech (1999) utilisent l'AMSL pour effectuer une cartographie multi-temporelle de l'évolution des strates végétales à la suite d'un incendie. Leur méthode se base sur une combinaison de l'AMSL couplée avec un modèle de croissance de la végétation. En effet, la méthode de l'AMSL employée seule n'a pas permis l'obtention d'images de fractions du couvert végétal en raison de l'hétérogénéité produite par la régénération de la végétation. Cette méthode a permis aux chercheurs d'obtenir une cartographie temporelle des fractions du couvert végétal.

Cochrane et Souza (1998) ont employé l'AMSL pour effectuer une cartographie des endroits décimés par le feu ainsi que d'évaluer son potentiel pour la quantification des dommages causés. Cette méthode a permis de dériver trois images de fractions, soient : végétation, végétation non-photosynthétique et ombre. Seul la fraction comprenant la végétation non-photosynthétique a permis d'effectuer une classification avec succès des endroits décimés par le feu selon trois classes : non-incendiée, récemment incendiée et anciennement incendiée (supérieur à 1 an). Une excellente séparabilité fut observée entre les

classes non-incendié et récemment incendiée, alors qu'un chevauchement de la classe anciennement incendiée fut noté avec les deux autres classes. Grâce aux données obtenues par l'AMSL, il fut alors possible pour ces chercheurs de quantifier la sévérité des dommages causés par les incendies forestiers en fournissant de l'information au niveau de la structure de la forêt ainsi que de la biomasse.

Radeloff *et al.* (1999) se sont servis de l'AMSL pour la détection des dommages forestiers en utilisant les données TM de Landsat. L'objectif de leur recherche consiste à produire une classification des niveaux de défoliation des conifères causée par la tordeuse de bourgeons d'épinette. Plusieurs études observant la défoliation causée par les insectes ont été effectuées dans le passé à l'aide de la télédétection. Cependant, les résultats obtenus étaient moyens pour différentes raisons (Radeloff *et al.*, 1999). Pour tenter d'améliorer ces résultats, l'AMSL fut utilisée. Cette technique s'est avérée être un bon outil pour l'étude de la défoliation où l'image présentant la défoliation à son plus fort a fourni les meilleurs résultats.

Shimabukuro *et al.* (1998) ont utilisé l'AMSL afin d'évaluer la déforestation de la forêt tropicale. Ils utilisent la segmentation d'image associée avec une classe d'ombre, où une forêt dense possède une proportion moyenne d'ombre alors qu'un endroit touché par la déforestation présente très peu d'ombre. L'approche de l'AMSL a été préférée au NDVI puisque les jeunes pousses présentent un NDVI plus fort que les forêts matures, rendant difficile la classification de la déforestation basée uniquement sur le NDVI dans la région d'étude (Amazonie). L'AMSL a été utilisée vue son avantage d'inclure l'ombre, qui est bien corrélée avec la structure de la canopée (Ranson et Daughtry, 1987; Lie et Strahler, 1992, Janiski, 1990). L'utilisation de cette classe s'est avérée efficace pour la discrimination entre les forêts matures et les endroits touchés par la déforestation.

## 2.10 Principes de l'analyse de mixture spectrale linéaire

L'AMSL repose sur l'hypothèse que les mélanges spectraux regroupent un nombre limité de composantes homogènes (végétation, sol, eau, etc.) caractérisées chacune par une réflectance spectrale unique (Smith *et al.*, 1990; Haboudane, 1999). Elle suppose également que le matériel à l'intérieur du pixel est linéaire, c'est-à-dire que le rayonnement interagit une seule fois et avec un seul type de matériel lors de son trajet entre le soleil et le capteur. Ceci se produit seulement si la taille de la surface est suffisamment grande pour permettre cette interaction unique. Une deuxième supposition stipule que le signal mesuré est une addition des différentes composantes et que ces mêmes composantes présentent un contraste entre elles pour permettre leur séparabilité (Smith *et al.*, 1990; Settle et Drake, 1993; Williamson, 1994). La méthode traditionnelle d'AMSL assume qu'un ensemble de composantes homogènes existe dans l'image entière et tente de trouver la proportion de ces composantes homogènes dans chaque pixel. Bien qu'il y a des pixels qui contiennent toutes les composantes homogènes choisies, certains vont en contenir moins et d'autres plus (Robinson *et al.*, 2000). La figure 2.5 présente les différentes étapes du processus de l'AMSL.



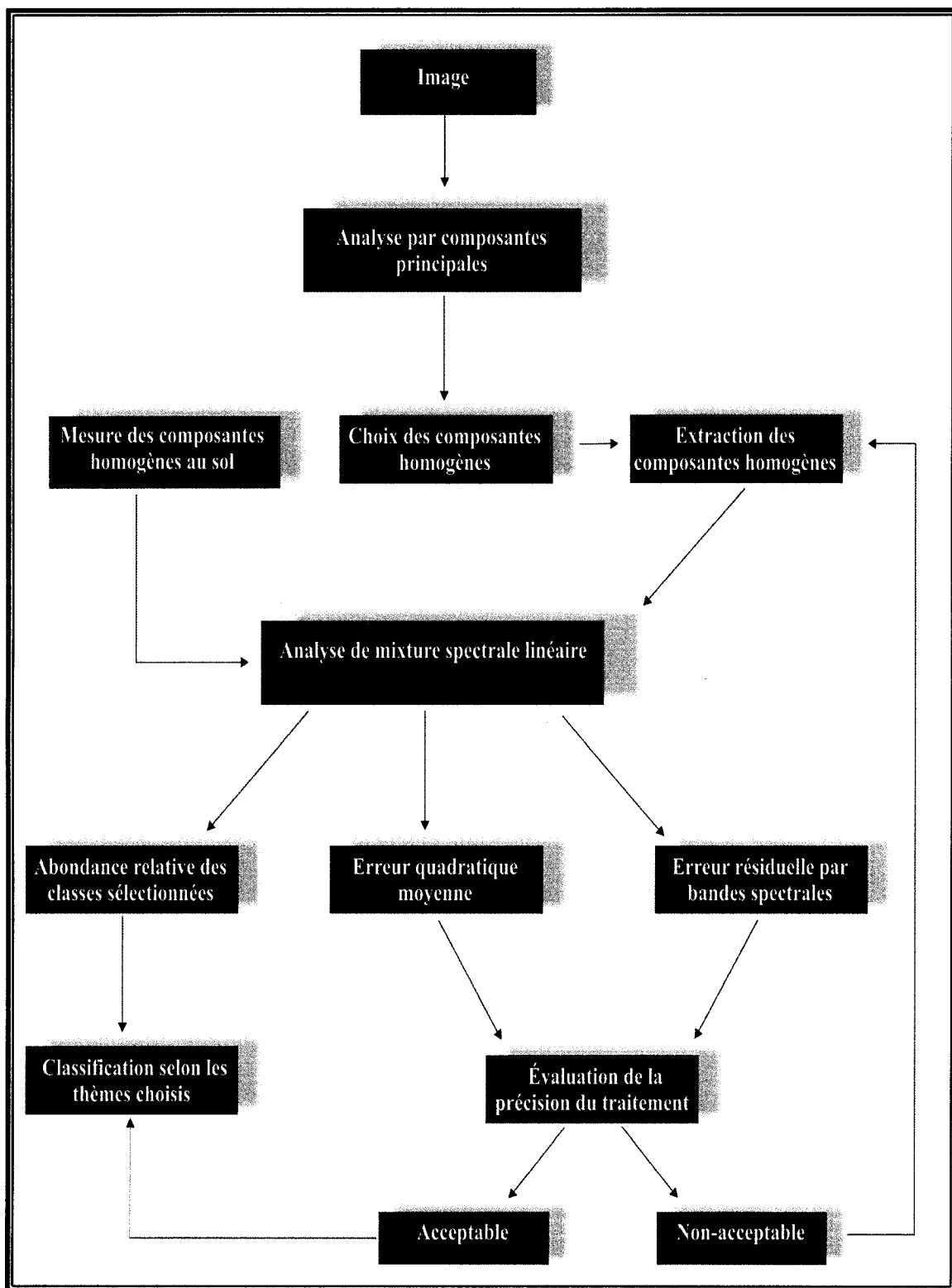


Figure 2.5: Processus d'analyse de mixture spectrale en mesurant les composantes homogènes au sol ou en les calculant à partir des composantes principales

### 2.10.1. Modèle mathématique

L'AMSL peut être décrite mathématiquement par les équations suivantes (Adams *et al.*, 1989) :

$$R_i = \sum_{j=i}^n F_j RC_{ij} + \varepsilon_i \quad (2.11)$$

Avec comme contraintes :

$$\sum_{j=i}^n F_j = 1 \quad (2.12)$$

$$0 < F_j < 1 \quad (2.13)$$

où :

$R_i$	Réflectance dans la bande $i$ ,
$RC_{ij}$	Réflectance de la composante spectrale homogène $j$ dans la bande $i$ ,
$F_j$	Fraction de la surface de la composante spectrale homogène $j$ ,
$\varepsilon_i$	Erreur résiduelle dans la bande $i$ ,
$N$	Nombre total des composantes spectrales homogènes.

Les contraintes indiquent que la fraction de chaque composante homogène pure doit varier entre 0 et 1 et la somme de ces fractions à l'intérieur des pixels doit égaler 1 (Smith *et al.*, 1990). Les fractions sont en fait le pourcentage d'une composante représenté à l'intérieur du pixel. Avec l'AMSL, le nombre de composantes ne peut être supérieur au nombre de bandes plus un (Adams et Smith, 1986; Hill, 1993). Lorsque le niveau de corrélation entre les bandes est élevé, le nombre de composantes doit être inférieur au nombre permis. Grâce à cette équation, il est possible de connaître la fraction de chaque composante à l'intérieur du pixel.

Pour s'assurer de la précision et de la validité du modèle choisi, l'erreur quadratique moyenne est utilisée et définit par l'équation suivante (Adam *et al.*, 1989) :

$$EQM = \sum_{k=1}^m \left( \sqrt{\sum_{j=i}^n (R_{jk} - R'_{jk})^2 \frac{1}{n}} \right) \frac{1}{m} \quad (2.16)$$

où :

$R_{jk}, R'_{jk}$  Réflectance modélisée et réflectance mesurée du pixel  $k$ ,  
 $n, m$  : Nombre de bandes spectrales et nombre de pixels de l'image.

Généralement, un résidu demeure toujours, c'est pourquoi l'erreur résiduelle est utilisée pour juger de la validité du modèle. Elle s'exprime selon l'équation 2.17 (Hill, 1997).

$$\varepsilon_i = R_i - \sum_{j=i}^n F_j RC_{ij} \quad (2.17)$$

Comme discuté auparavant, l'AMSL fournit différentes images d'abondance relative représentant chacune une composante homogène. On peut utiliser ces images pour une classification, dans un système d'information géographique ou pour l'interprétation puisqu'elles sont en fait une carte thématique de la composante qu'elles représentent (Gong *et al.*, 1993). Cette image indique le taux d'occupation du sol d'une composante (Haboudane, 1999). Selon Bateson et Curtiss (1996), ces images montrent la distribution spatiale d'un élément défini spectralement. La détermination des abondances relatives des endmembers est satisfaisante si les valeurs de chaque pixel se situent entre 0 et 1 et que les erreurs résiduelles sont faibles.

L'erreur quadratique moyenne indique les résidus spectraux ne faisant partie d'aucune composantes homogènes sélectionnées (Haboudane, 1999). Elle permet d'analyser la différence entre les réflectances mesurées (sur l'image) et les réflectances modélisées, provenant de l'AMSL. Cette analyse indique si les composantes homogènes choisies modélisent bien la variabilité spectrale comprise à l'intérieur de l'image. L'erreur quadratique moyenne est présentée sous forme d'image. Les endroits où l'erreur est indiquée

signifie que les classes d'objet choisies ne représentent pas efficacement ces pixels (Hill, 1997 ; Haboudane, 1999).

L'analyse des résiduelles révèle l'emplacement spectral des erreurs dans le modèle. Les résiduelles sont utiles pour la séparation et la cartographie des composantes de surface (Gillespie *et al.*, 1990). Selon Sabol *et al.* (1992), une erreur résiduelle élevée indique la présence d'autres composantes homogènes dans l'image ne faisant pas parties de celles sélectionnées. Donc, la combinaison linéaire choisie ne modélise pas précisément le matériel contenu dans la scène. Ces chercheurs ont en plus démontré qu'il existe une forte dépendance entre les erreurs résiduelles et le contraste spectral entre les composantes homogènes.

L'erreur résiduelle peut être positive, négative ou nulle. Une erreur résiduelle égale à zéro représente le scénario idéal où l'absorption n'affecte aucunement les réflectances mesurées et modélisées. Une erreur résiduelle positive ou négative signifie qu'il y a une variation entre les réflectances mesurées de l'image et celles apparaissant sur l'image résultante de l'AMSL. Une erreur positive indique la présence d'absorption dans les réflectances modélisées par l'AMSL et qui est absente dans les réflectances mesurées sur l'image. Une erreur résiduelle négative indique l'inverse soit la présence d'absorption dans les réflectances sur l'image et leur absence dans les réflectances modélisées (Hill, 1997).

#### 2.10.2. Limitations et avantages de l'analyse de mixture spectrale

Le premier désavantage vient du fait que les réponses spectrales des éléments peuvent varier sensiblement dans une même image lorsqu'elles sont soumises à diverses conditions (Hill, 1993). Donc, la signature spectrale des objets peut être influencée par les

facteurs suivants (Haboudane, 1999) : l'état de l'élément, l'effet de l'environnement, les conditions lors de la prise de mesure (par exemple l'humidité), les conditions d'éclairage et la géométrie d'acquisition ainsi que la présence d'ombre. La variabilité des composantes homogènes est un obstacle majeur à la précision de l'AMSL (Lobell *et al.*, 2001). La variation causée par tous ces éléments rend la réponse spectrale d'un même élément différente à chacune des acquisitions et même à l'intérieur d'une même scène. C'est pourquoi lors du choix des composantes homogènes, les différentes conditions d'acquisition des mesures doivent être prises en considération. Dans le cas de la végétation, la signature spectrale varie selon l'espèce, la structure, l'âge, l'état de santé, la teneur en humidité ainsi que la nature du sol sous-jacent.

Le modèle d'AMSL est limité puisqu'il ne tient pas compte du fait que le nombre de composantes à l'intérieur de l'image et le contraste spectral entre ces composantes est variable (Roberts *et al.*, 1998). Selon Sabol *et al.* (1992), la précision de la proportion de composantes va être plus élevée lorsque le nombre exact de composantes homogènes est pris en compte; trop peu de composantes homogènes contribuent à l'augmentation de l'erreur quadratique moyenne alors que trop de composantes homogènes rendent le modèle sensible au bruit instrumental, à l'atmosphère, à la topographie et aux variations naturelles des spectres. Une autre limitation du concept de l'AMSL est qu'elle ne tient pas compte de la différence spectrale entre les matériaux ayant peu d'impact sur l'erreur quadratique moyenne (Robert *et al.*, 1992).

L'avantage principal de l'AMSL est la décomposition du signal en ses différentes composantes (Adams *et al.*, 1989; Smith *et al.*, 1990; Hill, 1993, compilés par Haboudane, 1999). Elle fournit des images d'abondances relatives, montrant la proportion et

la distribution d'un élément à travers l'image. Ces images peuvent être utilisées en tant que cartes thématiques (Haboudane, 1999). Elle réduit le volume des données du fait que seulement les données provenant des images d'abondances relatives sont employées. De plus, l'ombre causant des problèmes de variations spectrales à l'intérieur d'une même classe est incorporée dans le modèle comme une classe. Aussi, tous les autres facteurs introduisant de la variabilité spectrale dans l'image sont pris en compte. Il est donc possible d'éliminer certaines composantes du signal non pertinentes à une étude par un processus de normalisation. Ce processus ramène la somme des fractions sélectionnées à l'unité. Un autre avantage de cette technique constitue l'utilisation de composantes homogènes, dont leur nature est déjà connue (Haboudane, 1999).

Les images d'abondance sont utilisées en photo-interprétation puisqu'elles ont une signification thématique en représentant spatialement la distribution des différents éléments spectraux de l'image (Haboudane, 1999). Ces fractions convertissent l'image satellite originale en différentes couches de composantes (Radeloff, 1997). De plus, contrairement à une classification classique, l'étape du choix des sites d'entraînement est éliminée puisque l'AMSL utilise les signatures spectrales mesurées sur le terrain ou extraite à partir d'une analyse des composantes principales.

### **2.11. Composantes spectrales homogènes pures**

L'AMSL demande une connaissance a priori des signatures spectrales des cibles retrouvées dans l'image. Pour assurer de bons résultats, la sélection d'un ensemble de matériel est une étape cruciale (Heinz *et al.*, 2001). Il s'agit de choisir les composantes homogènes représentant le mieux les variations des conditions de surface ainsi que les

variations radiométriques (Haboudane, 1999). De plus, elles doivent être les plus pures possibles afin de minimiser l'interférence entre elles. Certaines conditions s'appliquent au choix de ces composantes (Adams *et al.*, 1989). D'abord, il ne doit y avoir aucune perturbation tels que l'effet de l'environnement, le relief, l'atmosphère et le bruit des instruments. Les composantes spectrales pures peuvent être choisies selon plusieurs méthodes dont quelques-unes seront présentées dans ce travail.

### 2.11.1 Sélection des composantes spectrales homogènes sur l'image

Comme leur nom l'indique, les composantes spectrales homogènes sont sélectionnées à l'intérieur des régions homogènes de l'image. Des signatures spectrales propres aux différents éléments, tels que les sols, la végétation, etc. sont sélectionnées (Haboudane, 1999). En choisissant cette technique, les signatures désignées comme composantes homogènes ont l'avantage d'avoir été acquises sous les mêmes conditions que l'image. On désigne ces composantes homogènes acquises avec cette méthode comme «connues» (Van der Meer, 2000). Cependant, il est rare de trouver des pixels purs dans une image satellite, spécialement si la résolution spatiale est large. Donc, le choix des composantes spectrales homogènes sur l'image implique souvent qu'elles sont formées d'une combinaison linéaire des réflectances de certains éléments au sol. Les composantes homogènes de l'image peuvent représenter les spectres des pixels mais peuvent être également une mixture d'éléments eux-mêmes et rendent incertaine l'identification du matériel. Le choix de ces composantes ne nécessitent pas l'utilisation des données d'une librairie spectrale ou encore de mesure sur le terrain (Casals-Carrasco *et al.*, 2000).

### 2.11.2. Mesure sur le terrain et en laboratoire

Les mesures des composantes homogènes peuvent être effectuées sur le terrain à l'aide d'un spectroradiomètre. La prise des mesures débute par la collecte d'un échantillon de chacune des classes dominantes. Pour éviter toute énergie provenant de la végétation ou de tout autre objet environnant, les mesures sont effectuées dans un endroit vacant. Les échantillons sont placés horizontalement sur le sol et les mesures sont prises selon l'orientation du nadir (Johnson *et al.*, 1999). L'acquisition des données se fait sous un ciel sans nuage, pendant les périodes où l'activité solaire est à son maximum. Il est bien important que le ciel soit clair pour minimiser les effets de la diffusion atmosphérique. Les réponses spectrales des composantes homogènes sont définies par rapport à la réflectance d'une surface de référence. Pour les composantes homogènes ombragées, on utilise une réflectance provenant d'un rapport entre la mesure de la cible ombragée et la surface de référence ombragée.

La même démarche est appliquée aux mesures en laboratoire à l'exception que les échantillons sont mesurés sous un éclairage artificiel et non solaire.

### 2.11.3 Sélection des composantes spectrales homogènes à partir d'une librairie spectrale

Une librairie spectrale regroupe les mesures des signatures spectrales de différents matériaux de surface (Lacaze *et al.*, 1994). Le principe de base de la sélection des composantes homogènes selon cette méthode réside dans le fait que si la signature spectrale d'un élément de surface est connu, les pixels de l'image composés de ces mêmes éléments



présenteront la même signature spectrale (Adam *et al.*, 1989). Afin d'utiliser les données provenant d'une librairie spectrale, l'image doit être corrigée radiométriquement afin d'éliminer les effets atmosphériques et ceux liés au capteur (Hill, 1993; Smith *et al.*, 1990; Quarmby *et al.*, 1992).

Les librairies spectrales sont utilisées lorsqu'il est impossible de trouver des pixels purs sur l'image (surtout lorsque la résolution spatiale est faible). Cependant, les librairies spectrales ne devraient pas caractériser les différentes classes d'occupation du sol par une signature spectrale unique. La création d'une banque spectrale est une tâche complexe car le contexte entourant les matériaux et l'acquisition des données doit être pris en compte. La librairie spectrale est tenue de contenir un ensemble de spectres caractérisant complètement les composantes de l'image (Metternicht et Fermont, 1998).

La sélection des composantes homogènes à partir d'une librairie spectrale n'est pas adaptée à l'étude de la végétation pour plusieurs raisons. D'abord, à un temps donné, la réponse spectrale de la végétation dépend de paramètres intrinsèques pouvant figurer dans les données de la librairie spectrale donc différents de ceux présents sur l'image utilisée. La réponse spectrale de la végétation dépend aussi de facteurs extérieurs tels que la réflectance du sol sous-jacent, le stress hydrique ou nutritionnel et l'état de santé. La librairie spectrale doit contenir différents spectres de la même espèce où le sol sous-jacent diffère puisque la diffusion multiple entre les feuilles et un sol sous-jacent brillant augmente la réflectance des feuilles dans le proche-infrarouge (Robert, 1991; Borel and Gerstl, 1994). Les effets de la diffusion multiple sur la réflectance varient selon la densité du couvert végétal et la réflectance des feuilles et du sol (Borel and Gerstl, 1994; Roberts, 1991). De plus, il est nécessaire d'inclure dans la librairie spectrale les effets des processus biologiques tel que la

diminution de la chlorophylle en réponse au stress, puisque la signature spectrale est différente de celle d'une végétation en santé (Bateson et Curtiss, 1996). Le contenu en chlorophylle varie également temporellement, donc le temps de l'année où la réponse spectrale est acquise doit aussi être prise en compte. Le principal problème avec les bibliothèques spectrales est que souvent, leurs données ne correspondent pas aux données de terrain puisque les conditions en place au moment de l'acquisition de l'image et celles lors de la mesure des spectres pour la bibliothèque sont différentes (Garcia et Ustin, 2001).

La méthode de la sélection des composantes spectrales homogènes à partir d'une bibliothèque spectrale n'a pas été utilisée dans le cadre de cette thèse à cause des limites mentionnées ci-haut.

#### 2.11.4 Sélection des composantes spectrales homogènes par l'analyse des composantes principales

La sélection des composantes spectrales homogènes est possible en utilisant l'analyse des composantes principales. Cette méthode assume que les composantes spectralement homogènes se situent aux "extrémités" de la distribution des signatures des pixels dans l'espace spectral des composantes. Le nombre "d'extrémités" équivaut au nombre de surfaces différentes les unes des autres au point de vue spectral, donc au nombre de classes dans l'image. Ces "extrémités" se visualisent à l'aide d'un scatterogramme. Les composantes homogènes spectralement distinctes sont déterminées et utilisées pour la localisation des pixels correspondants dans l'image, permettant ainsi l'extraction des signatures des composantes homogènes des bandes spectrales originales (Metternicht et Fermont, 1998). En choisissant les composantes homogènes par cette méthode, on s'assure

d'utiliser les composantes les plus représentatives de l'image, c'est-à-dire celles représentant toute la variabilité spectrale dans l'image (Galvao *et al.*, 2001), tout en y choisissant le nombre minimum.

Lelong *et al.* (1998) décrivent une technique employée pour le choix des composantes homogènes à l'aide des composantes principales. D'abord, le calcul des composantes principales s'effectue, amenant une nouvelle représentation de l'image par un nombre réduit de bandes spectrales (Adam *et al.*, 1989; Bateson and Curtiss, 1996). Lors de l'utilisation des composantes principales, la majorité de l'information est contenue dans les deux premières composantes.

La méthode de la sélection des composantes homogènes par l'analyse des composantes principales a été retenue dans le cadre de cette thèse (voir section 4. 5)

#### 2.11.5 Utilisation de l'ombre en tant que « classe »

La référence de la classe « ombre » est définie comme la réflectance d'une surface noire (Radeloff *et al.*, 1997), donc avec une réflectance de zéro modélisant les changements de l'albédo causés par les effets variables d'illumination de la scène (Mustard, 1993). L'ombre est alors considérée comme une seule composante variant de pixel à pixel. Ceci peut amener à croire qu'il est suffisant d'enlever la fraction de l'ombre des données avant de procéder à la classification. Le problème de cette approche est qu'il n'est pas possible de distinguer l'ombre causée par la topographie et l'ombrage lié aux structures des sous-pixels de la surface, tels que les arbres. La fraction de l'ombre contient l'ombre et l'ombrage (Gillespie *et al.*, 1990). L'ombrage est important, entre autre, pour la distinction entre les

forêts de feuillus et de conifères. Avec l'élimination de la fraction de l'ombre, la précision de la classification forestière diminue considérablement (Radeloff *et al.*, 1997).

En respectant la contrainte où la somme des fractions est égale à 1, il est possible d'intégrer l'ombre comme une classe (Adams *et al.*, 1986). Les auteurs considèrent la classe d'ombre de différentes façons. Bierwirth (1990) n'inclut pas l'ombre comme une composante homogène mais bien comme une variation de l'illumination. Dans ce cas, l'ombre est éliminée en égalisant la somme des composantes de surface pour tous les pixels.

Pour les couvert végétaux, les différentes tailles des arbres ainsi que les couverts forestiers apportent une composantes «ombre». L'observation du sous-bois, tel que la végétation herbacée, devient impossible ou inexacte : la végétation herbacée risque d'être classée dans la classe «forêt». C'est pourquoi la composante de l'ombre est très importante dans une application pour la végétation.

Dans cette thèse, la classe d'ombre a été modélisée au cours de l'analyse de mixture spectrale.

## **2.12 Conclusions**

Ce chapitre a présenté les deux groupes de méthodes de classification employées dans cette thèse afin de produire une carte d'occupation du sol en milieu forestier. Dans une première étape, les trois méthodes de classification supervisée soient le maximum de vraisemblance, la distance minimale et parallélépipède ont été discutées et présentées. Il a également été discuté des méthodes d'analyse de précision de la classification.

La deuxième méthode décrite, l'AMSL, permet de contourner le problème de l'hétérogénéité spatiale en assignant un pixel à plus d'une classe d'occupation du sol. Cette

méthode a été utilisée pour diverses applications en milieu forestier. Par cette technique, la précision des cartes thématiques peut être améliorée grâce à sa capacité de décomposition du pixel en ses composantes pures. L'AMSL possède également l'avantage de modéliser l'ombre, laquelle peut modifier significativement les réflectances spectrales des classes à l'étude.

Ces différentes méthodes ont été appliquées dans cette thèse mais d'importants pré-traitements de l'image et des données ont été effectués afin de corriger certains problèmes. Ceux-ci sont expliqués dans le chapitre suivant.

## Chapitre 3: Méthodologie de la recherche

---

### 3.1. Introduction

Ce troisième chapitre présente la méthodologie suivie pour atteindre les objectifs fixés dans le cadre de cette thèse. Il débute par une description détaillée des éléments physiques relatifs au site d'étude, soit l'Île d'Anticosti. Les données spectroradiométriques et les données images ainsi que de la méthodologie de la recherche sont aussi présentées. Les données spectroradiométriques ont été acquises sur le terrain dans le but d'analyser les signatures spectrales des cibles étudiées ainsi que d'extraire les composantes spectrales homogènes pures nécessaires à l'application de la méthode d'analyse de mixture spectrale. Les données images proviennent du capteur ETM+ à bord du satellite Landsat-7. De nombreux pré-traitements sont associés à l'utilisation de l'image satellite incluant l'étalonnage radiométrique propre au capteur, les corrections atmosphériques et les corrections géométriques. L'importance des pré-traitements réside dans le fait que les données brutes ne peuvent être utilisées en télédétection sans avoir subi certaines corrections et une standardisation au préalable. Quant à la méthodologie employée, elle porte sur le nettoyage et l'analyse des mesures spectroradiométriques acquises au sol, l'expérimentation de la méthode d'AMSL et les trois méthodes conventionnelles de classification (maximum de vraisemblance, parallélépipède et distance minimale). La figure 3.1 résume les différentes étapes de la méthodologie.

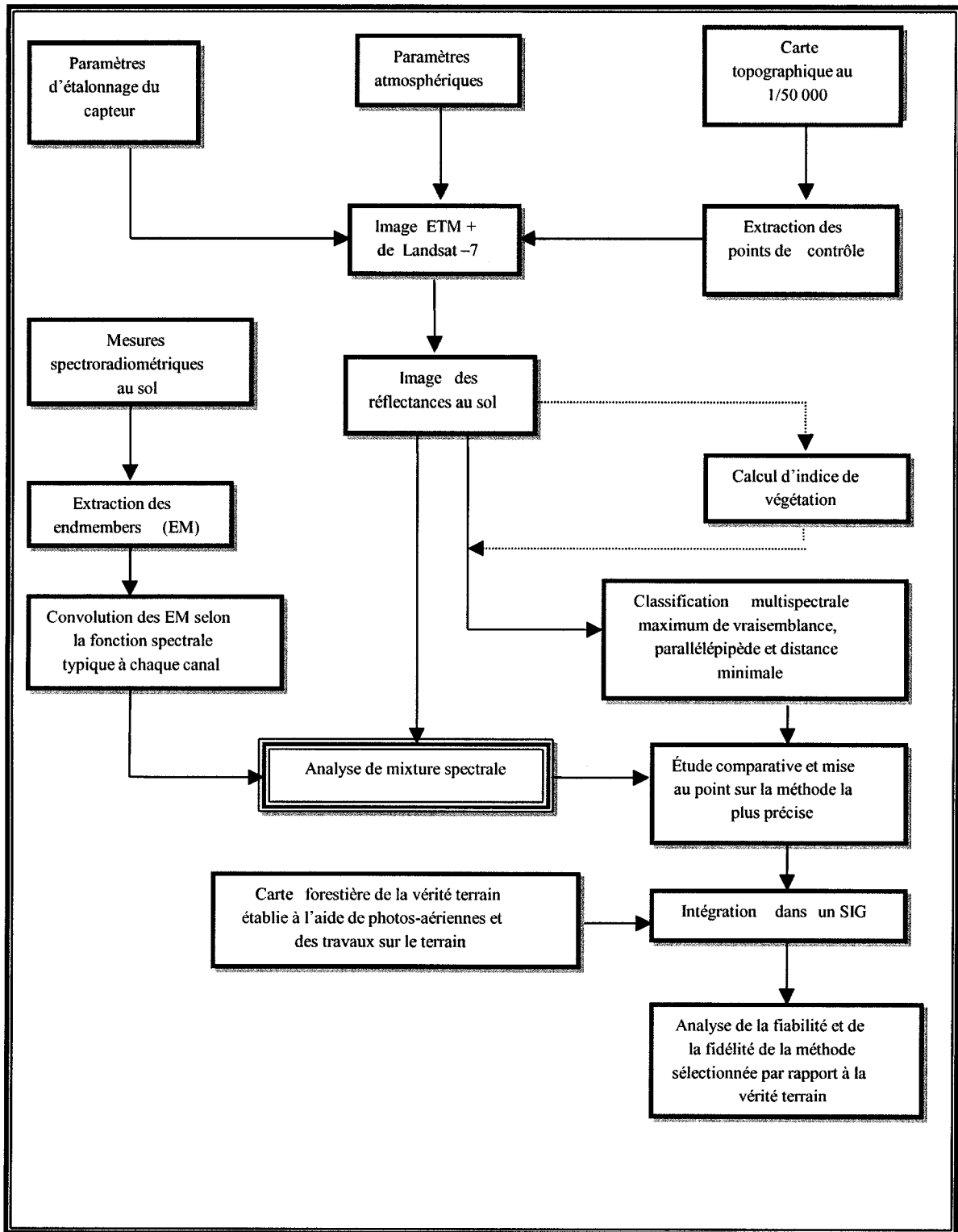


Figure 3.1: Organigramme de la méthodologie

## 3.2 Description du site d'étude

### 3.2.1. Localisation et description générale

L'Île d'Anticosti (figure 3.2) se situe entre 49°03' N et 49°55' N et entre 61°45'O et 64°35'O. Localisée dans le Golfe du fleuve Saint-Laurent, à l'entrée de l'estuaire, l'île se trouve à une distance de 35 kilomètres de Longue-Pointe-de-Mingan sur la Côte Nord (nord) et à 72 kilomètres de la Gaspésie (sud). Elle couvre une superficie de 7941 km<sup>2</sup>, avec une longueur maximale de 222 km et une largeur maximale de 56 km.

### 3.2.2. Conditions climatiques

Un climat de type subpolaire subhumide règne sur l'Île d'Anticosti. L'influence du courant du Labrador (courant froid) confère à l'île des températures douces durant l'hiver et fraîches pendant l'été (Boisclair, 1998). La température moyenne en février (mois le plus froid) est de l'ordre de -11,2°C alors qu'elle est de 14,8°C pour le mois de juillet (mois le plus chaud). La température moyenne annuelle est de 1,9°C.

L'Île d'Anticosti enregistre des précipitations annuelles totales de 1005 mm (Port-Menier) dont 41% sous forme de précipitation neigeuse (Boisclair, 1998). Comparativement à la Gaspésie, aux provinces maritimes et à la Côte Nord, les précipitations sont moins élevées sur l'Île d'Anticosti, dues à l'influence continentale amenée par les vents provenant du Nord-Ouest (Dubois *et al.*, 1984; Boisclair, 1998).



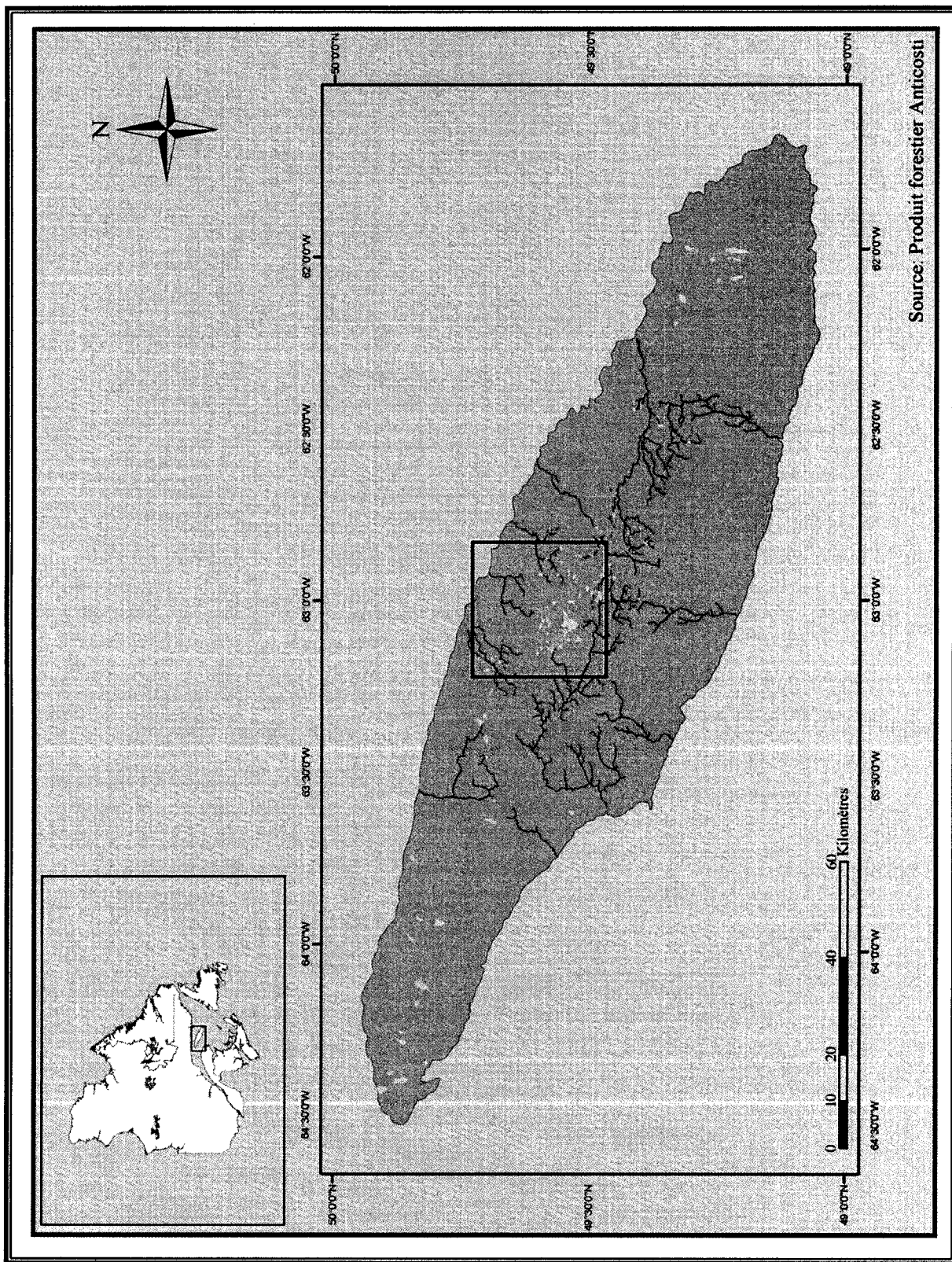


Figure 3.2: Localisation du site d'étude: Île d'Anticosti

### 3.2.3. Cadre géologique

L'Île d'Anticosti fait partie des Basses-Terres du Saint-Laurent. Sa formation remonte à 455 millions d'années, soit de l'Ordovicien supérieur au Silurien inférieur (Boisclair, 1998). La nature du substratum rocheux de l'île, formé de couches de calcaires (Pétryk, 1979), favorise le développement de divers phénomènes karstiques : l'infiltration d'eau dans le sol provoque la dissolution du calcaire et entraîne la naissance de lapiez, dolines, cavernes, pertes et résurgences.

Le relief de type monoclinal de l'Île d'Anticosti se distingue par une succession de cuestas, faiblement inclinées ( $0,5^{\circ}$  à  $2^{\circ}$ ) vers le sud-sud ouest (Dubois *et al.*, 1984). La physiographie de l'île se divise en trois grandes régions soient : les basses-terres de l'est et de l'ouest avec une altitude maximale de 150 mètres, et un plateau central avec une altitude variant entre 150 mètres et 313 mètres (Lavoie et Fillion, 2001), ce qui en fait un relief faiblement accidenté.

### 3.2.4. Végétation

La sous-section du domaine de la sapinière à bouleau blanc de la forêt boréale se retrouve sur l'Île d'Anticosti (Boisclair, 1998). Le couvert forestier se compose principalement de conifères tels que le sapin baumier, l'épinette blanche, l'épinette noire ainsi que le mélèze laricin. Dans les milieux ayant subi une perturbation, l'ouverture du couvert forestier a permis à la lumière d'atteindre le sol et du même coup, aux espèces feuillues telles que le bouleau blanc et le peuplier faux-tremble de croître. D'autres essences forestières sont également présentes mais en plus faible quantité : pin blanc, frêne noir,

peuplier baumier, sorbier d'amérique, et l'aulne rugueux (Lavoie et Fillion, 2001; Dubois *et al.*, 1984). La proportion de conifère/feuillu varie selon l'endroit : en effet, la face nord de l'île démontre une présence plus forte de feuillus associée à des conditions climatiques plus avantageuses (Boisclair, 1998).

La figure 3.3 présente la répartition des espèces forestières sur l'île d'Anticosti. La partie ouest de l'île se compose majoritairement d'épinette blanche et de sapin baumier et se caractérise également par des perturbations liées aux activités humaines (coupe forestière). Selon Dubois *et al.*(1984), la présence de végétation herbacée au sol confère à l'endroit l'aspect d'une prairie boisée. Le centre de l'île se caractérise localement par son aspect plus ou moins désertique, dévasté par les incendies forestiers, les maladies et la coupe de bois. Même si la présence d'affleurements rocheux près de la surface entrave la croissance de la végétation, des feuillus et des conifères en régénération y sont observés. Le secteur central de l'île renferme également une sapinière vieillissante très sensible aux épidémies et au chablis. Progressivement, ce secteur est remplacé par de l'épinette blanche (Dubois *et al.*, 1984). L'est de l'île est surtout composé de tourbières. Ces dernières et les marécages représentent des endroits riches en végétation. Elles sont caractérisées selon leur physionomie (bog ridé, structuré et uniforme) ainsi que par le types d'alimentation en eau. Les tourbières ombrotrophes, communément appelées « bogs », sont composées d'une faible diversité de végétation. Leur principale source d'alimentation en eaux est l'eau de pluie. Elles sont localisées dans les secteurs ouest et central de l'île. Les tourbières minérotrophes, ou « fens », sont situées sur le substrat calcaire et se retrouvent dans le secteur est de l'île (Boisclair, 1998).

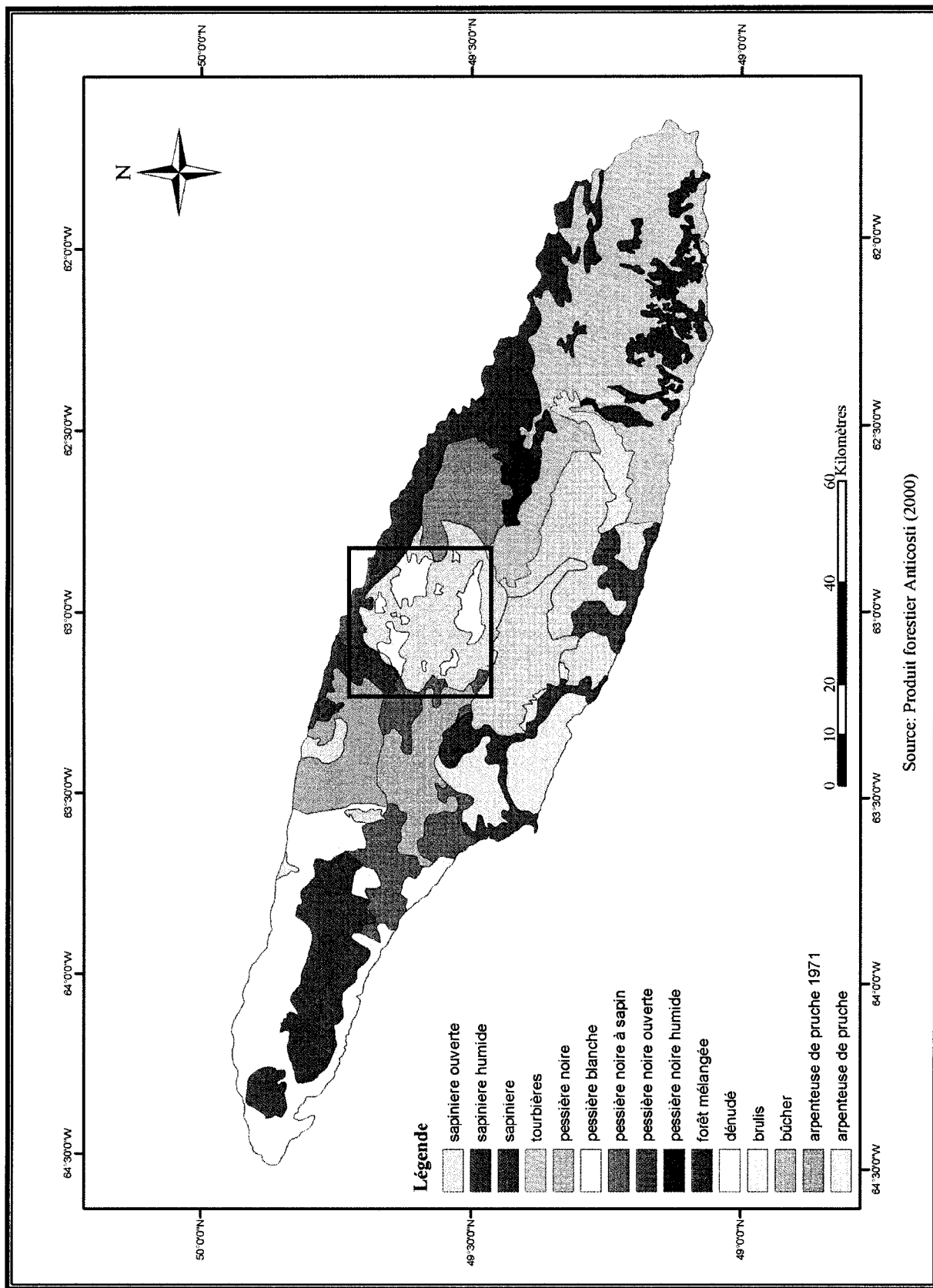


Figure 3.3: Répartition de la végétation sur l'île d'Anticosti

Le sol de l'Île d'Anticosti est couvert de lichens et mousses, ainsi que de végétation herbacée (par exemple *Clitonia borealis*, *Listera cordata*, *Mainantheum canadense*, *Oxalis montana*, *Cornus canadensis* et plusieurs autres espèces de graminées.)

### 3.2.5. Description du secteur à l'étude

Une petite section de l'Île d'Anticosti a été choisie comme secteur d'étude (figure 3.4) couvrant 832 km<sup>2</sup> et situé entre 63°15'O et 62°50' O et 49°44' N et 49°28' N. Ce secteur a été préféré en raison de son hétérogénéité spatiale. En effet, plusieurs éléments physiographiques de l'Île d'Anticosti se trouvent dans ce secteur. La partie nord se caractérise par la présence d'une plate forme littorale, de même que par la présence de falaises. La végétation montre dans le secteur à l'étude différentes espèces (figure 3.5) avec différentes densités (figure 3.6), ainsi que sous différentes formes. En effet, ce secteur renferme des feuillus, des conifères, de la végétation herbacée de même que des tourbières.

Le plateau central se caractérise d'abord par sa dominance en sol nu. On y retrouve un bon nombre de lacs de toutes tailles. Ces lacs possèdent une superficie de quelques kilomètres carrés avec une profondeur moyenne de 3 à 4 mètres (Côté *et al.*, 1990). Le lac Wichenden est le plus grand lac de l'île avec une superficie de 3,32 km<sup>2</sup>. Les lacs retrouvés sur le plateau ont la particularité d'être des *lacs à niveau variable* où leurs rives sont parsemées de dolines (figures 3.7 A, B et C). Ces photos furent prises en 1985 alors que notre étude porte sur une image satellite acquise en 2001. Elles ne servent qu'à illustrer le phénomène des lacs à niveau variable. Le niveau d'eau subit d'importante variation selon la période de l'année : une baisse de niveau durant l'été et une augmentation du niveau de l'eau

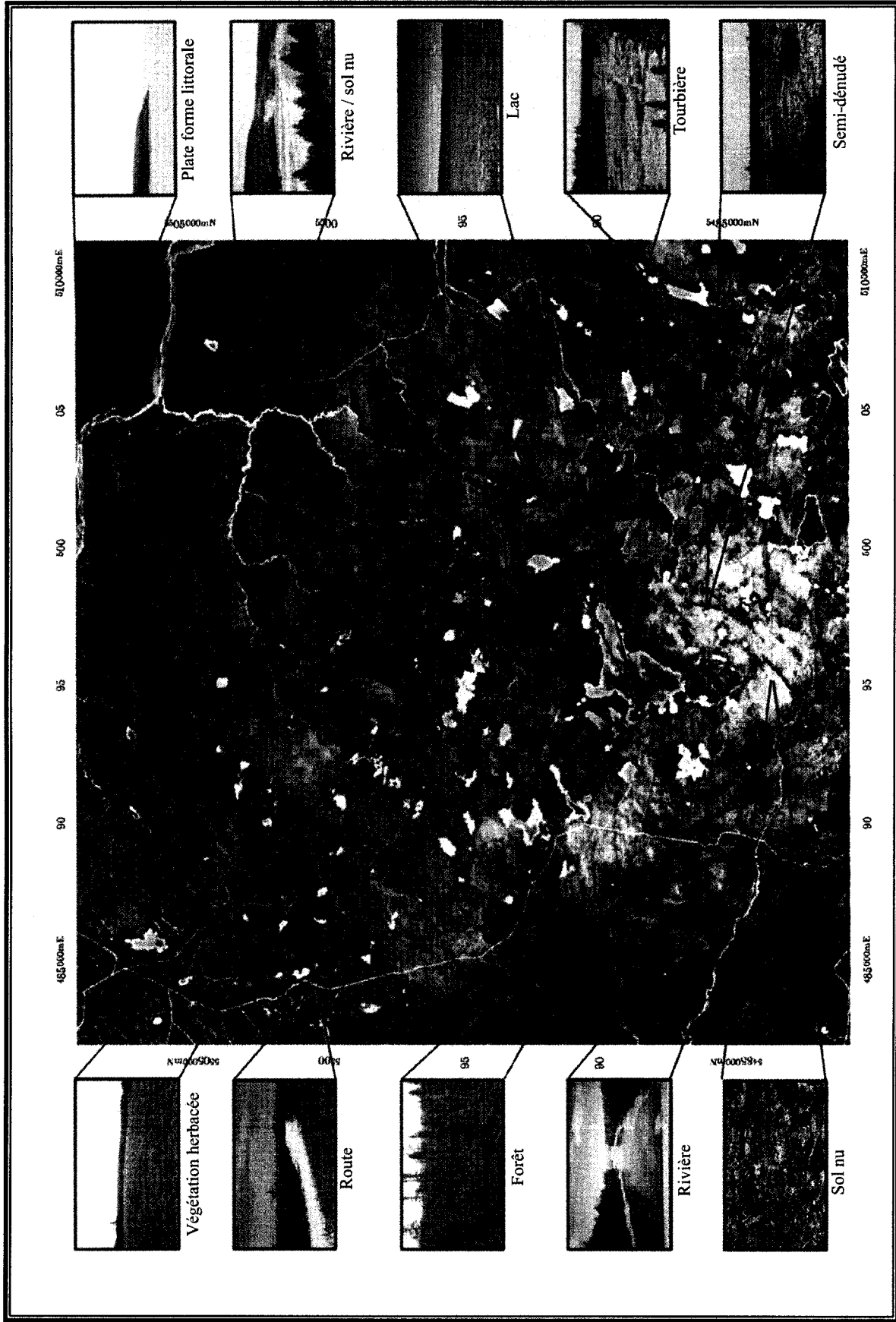


Figure 3.4: Composé coloré (1, 2 et 3) de l'image ETM+ de Landsat-7 et localisation des différentes classes considérées dans l'étude

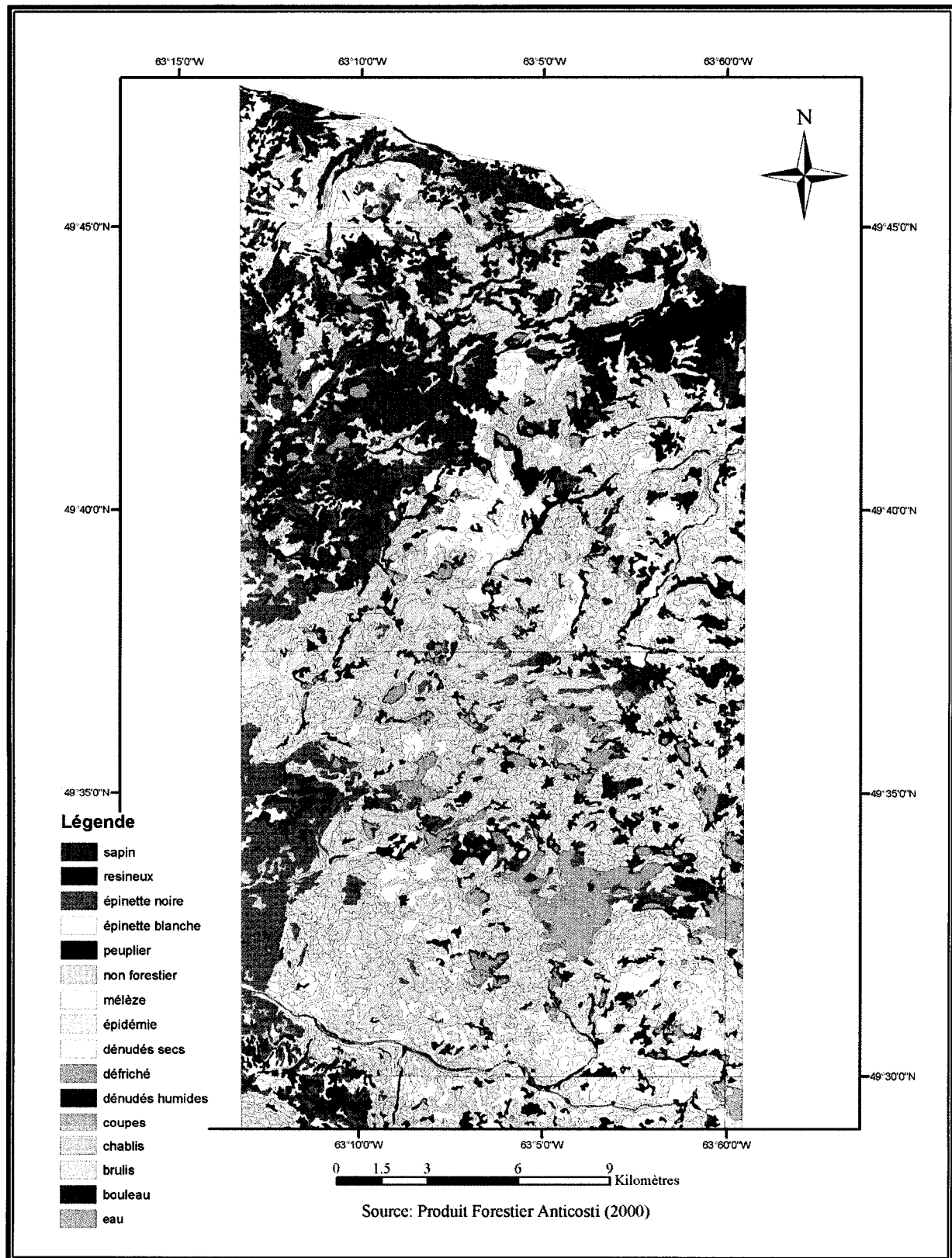


Figure 3.5: Répartition de la végétation à l'intérieur du secteur d'étude

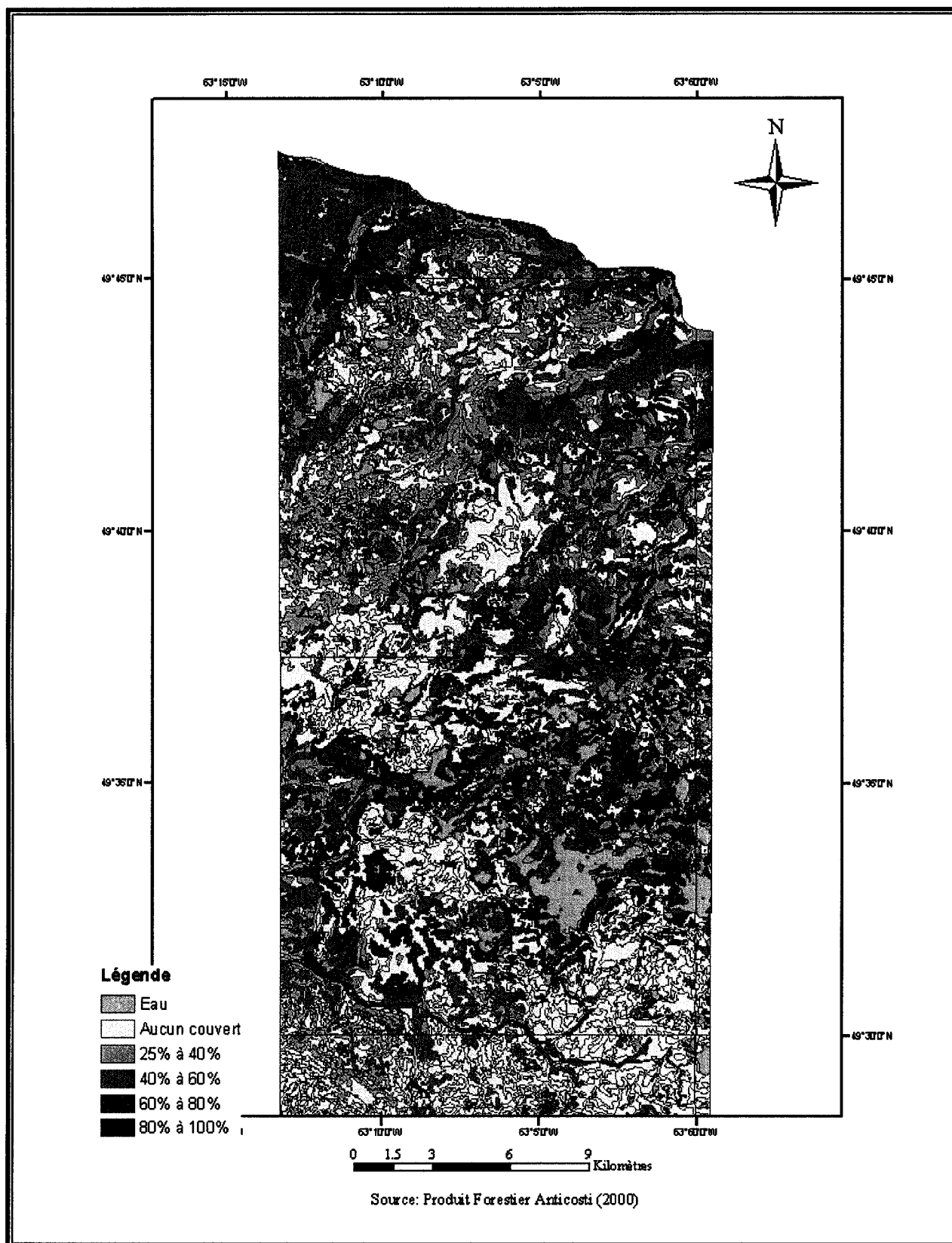


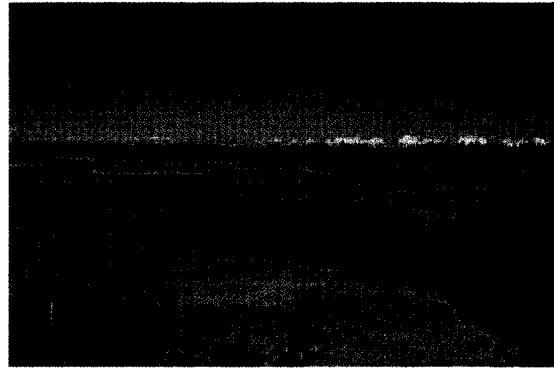
Figure 3.6: Densité de la végétation à l'intérieur du secteur d'étude





A. Vue aérienne du Lac Smith (Lauriol *et al.*, 1985). Dans l'encadré se trouve des dolines remplies d'eau. Une de ces dolines est représentées à la figure 3.7 B.

B. Doline remplie d'eau, Lac Smith (Lauriol *et al.*, 1985).



C. Diaclase au fond d'une doline du Lac Smith

Figure 3.7: Lac à niveau variable (A,B et C)

au printemps, au moment de la fonte des neiges, vu une augmentation du niveau de l'aquifère (Côté *et al.*, 1990).

### 3.2.6. Description des espèces forestières à l'étude

#### **Épinette blanche (*Picea glauca*)**

Très commune au Canada dans la forêt boréale, l'épinette blanche (figure 3.8-A) croît dans l'ensemble des régions forestières canadiennes, à l'exception de la côte du Pacifique. Cette espèce peut atteindre une taille de 25 mètres et possède une longévité de plus de 200 ans. Ces aiguilles pointues atteignent 15 à 22 mm de long. L'épinette blanche se développe sur les sols bien drainés à humides. En peuplement mélangé, on la retrouve avec le peuplier faux-tremble, le bouleau à papier, l'épinette noire et le sapin baumier (Farrar, 1995). Sur l'Île d'Anticosti, l'épinette blanche est une espèce dominante (Lavoie et Fillion, 2001) et remplace progressivement le sapin baumier.

#### **Épinette noire (*Picea mariana*)**

Également très commune au Canada dans la forêt boréale, l'épinette noire (figure 3.8-B) atteint une taille variant entre 20 et 30 mètres, dépendamment de la qualité du drainage du milieu dans lequel elle se trouve. Surtout commune dans les milieux humides, elle croît aussi dans les milieux plus secs ayant un bon drainage. Ses aiguilles font de 8 à 15 mm de longueur. L'épinette noire requiert pour sa croissance un sol acide. Dans les milieux humides, cette espèce se présente en peuplement pur ou mélangé avec le mélèze laricin. Contrairement à l'épinette blanche, l'épinette noire supporte plus ou moins l'ombre. De plus,

elle possède la capacité de se reproduire rapidement à la suite d'un incendie où l'ouverture des cônes est rendue possible grâce à la chaleur du feu (Farrar, 1995). Sur l'Île d'Anticosti, l'épinette noire constitue une espèce dominante du couvert forestier.

### **Mélèze laricin (*Larix laricina*)**

Le mélèze laricin (figure 3.8-C) atteint une taille de 25 mètres et peut vivre jusqu'à 150 ans. Ces aiguilles poussent en faisceau où chaque faisceau comprend de 15 à 60 aiguilles, ayant une surface plate et mesurant entre 2 et 5 cm de longueur. On retrouve généralement le mélèze laricin dans les endroits froids, humides et mal drainés comme les tourbières, où il peut former des peuplements presque purs (Farrar, 1995). Cependant, à l'Île d'Anticosti, le mélèze laricin présente un habitat différent : il pousse sur les sols caillouteux et secs comme ceux présents dans le secteur du lac Wickenden (Samson, 1990). Lorsqu'il se trouve en peuplement mélangé, il s'associe à l'épinette noire, l'épinette blanche, le peuplier faux-tremble et le bouleau à papier (Farrar, 1995). Le mélèze laricin nécessite l'exposition au soleil pour une croissance favorable. Il peut également croître sur des sols acides, neutres ou alcalins (Hydro-Québec, 1998).

### **Sapin baumier (*Abies Balsamea*)**

Le sapin baumier (figure 3.8-D) atteint une taille de 25 mètres et peut vivre jusqu'à 150 ans. Ces aiguilles, disposées des deux côtés du rameau font de 15 à 25 mm de long. Cette espèce préfère les climats froids et les sols humides (Sokolyk, 2001). Le sapin baumier démontre une certaine vulnérabilité face aux perturbations. En effet, sa régénération

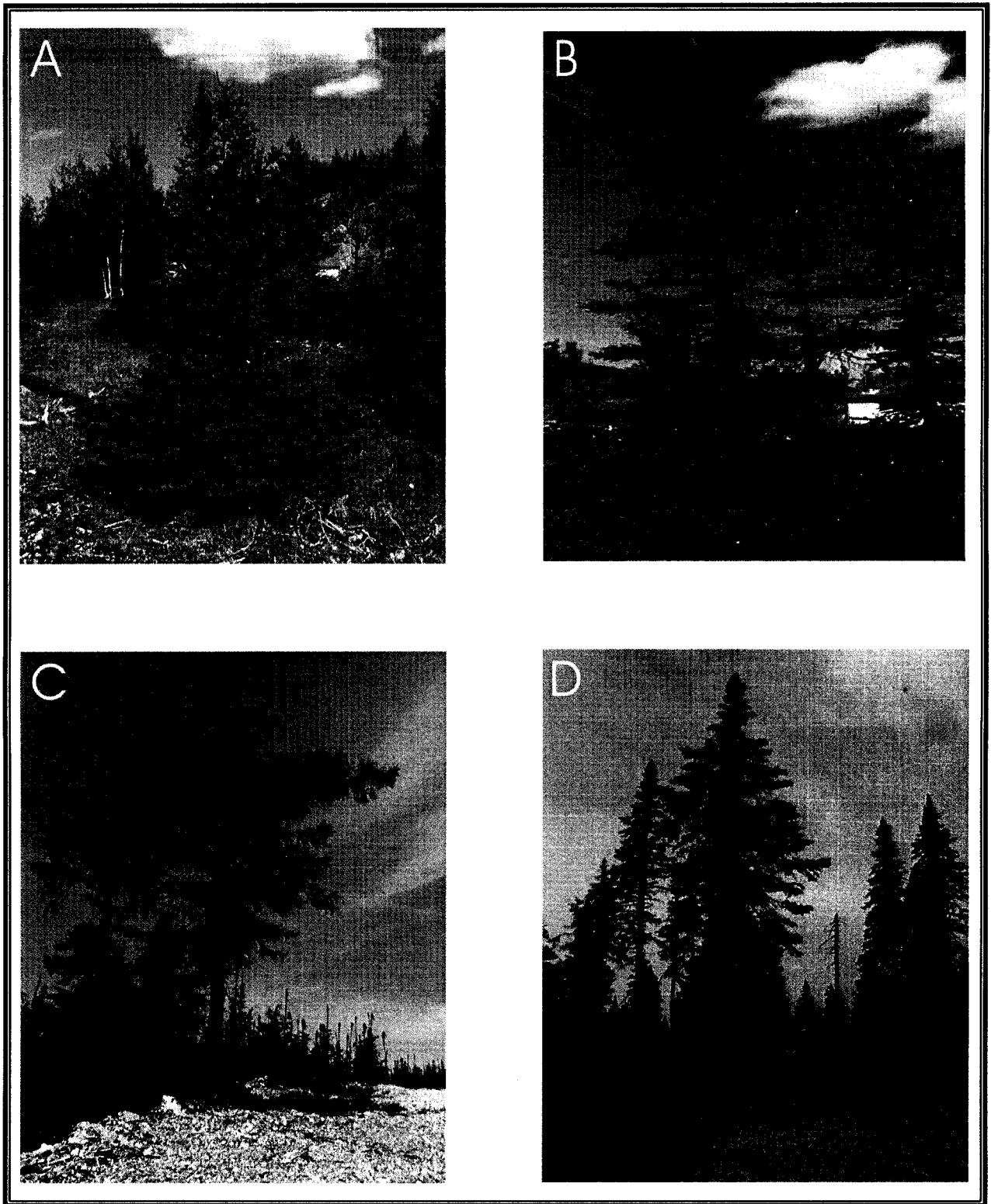


Figure 3.8 : Espèces forestières étudiées

- A. Épinette blanche (*Picea glauca*)
- B. Épinette noire (*Picea mariana*)
- C. Méléze laricin (*Larix laricina*)
- D. Sapin baumier (*Abies balsamea*)



Figure 3.8: Espèces forestières étudiées (suite)

E. Bouleau blanc (*Betula papyrifera*)

F. Peuplier faux-tremble (*Populus tremuloides*)

G. Végétation herbacée

se trouve compromise à la suite d'un incendie forestier. De plus, il est la victime principale de la tordeuse de bourgeons de l'épinette (*Choristoneura fumiferana*) et subit également les attaques du pourridié, du puceron lanigère du sapin (*Adelges piceae*) et de l'arpenteuse de la pruche (*Lambdina fiscellaria*). Sur l'Île d'Anticosti, la régénération du sapin baumier se trouve compromise par le broutage excessif du cerf de Virginie.

### **Peuplier faux-tremble (*Populus Tremuloides*)**

Le peuplier faux-tremble (figure 3.8-E) atteint une taille de 25 mètres et peut vivre jusqu'à 80 ans. Ces feuilles ovales mesurent entre 3 et 7 cm de longueur. Le peuplier faux-tremble croît sur des sols variés, tant au niveau de l'humidité, de la texture et de l'acidité (Hydro-Québec, 1998). Cette espèce se retrouve également en présence de l'épinette blanche et noire, du sapin baumier, du bouleau à papier, du peuplier baumier et du pin gris (Farrar, 1995). Cependant, les jeunes peuplements mis en place à la suite d'une perturbation peuvent être purs. Sur l'Île d'Anticosti, le peuplier faux-tremble se trouve sur la face nord de l'île.

### **Bouleau à papier ou bouleau blanc (*Betula Papyrifera*)**

Le bouleau blanc (figure 3.8-F) est présent dans toutes les régions forestières canadiennes jusqu'à la limite des arbres (treeline). Dans l'Est du pays, le bouleau atteint une taille de 25 mètres et est viable jusqu'à 120 ans. Ces feuilles atteignent une taille de 5 à 10 cm. Le bouleau blanc peut s'établir dans plusieurs types de sol, en peuplement pur ou en peuplement mélangé à plusieurs espèces forestières tels que d'autres types de bouleau, le pin, l'épinette, la pruche, le peuplier, l'érable, le sapin baumier, le chêne rouge ainsi que le cerisier de Pennsylvanie. Le bouleau nécessite de la lumière pour assurer sa croissance.

Après un incendie, il est parmi les premières espèces à pousser (Farrar, 1995). Sur l'île d'Anticosti, le bouleau est une espèce feuillue dominante.

### 3.3. Données images

L'image a été acquise par le capteur ETM+ de Landsat-7 le 24 août 2001. Le satellite Landsat-7 tourne autour de la terre à une altitude de 705 km sur une orbite héliosynchrone inclinée à 98,2°. Le capteur ETM+ possède une résolution temporelle de 16 jours et balaie la surface terrestre en assurant une trace au sol de 185 km × 185 km (NASA, 2002). Bien que le rayonnement émis soit détecté dans les régions du visible et de l'infrarouge dans huit bandes spectrales, seuls les six bandes spectrales (1-2-3-4-5 et 7) avec une résolution spatiale de 30 mètres ont été utilisées dans cette étude. Le tableau 3.1 présente les différentes bandes spectrales de ETM+ ainsi que leurs résolutions spectrales et spatiales (NASA, 2004).

Tableau 3.1: Caractéristiques des bandes spectrales du capteur ETM+

Bandes spectrales	Résolution spectrale	Résolution spatiale
1	0,45-0,52 $\mu\text{m}$	30 m
2	0,52-0,60 $\mu\text{m}$	30 m
3	0,63-0,69 $\mu\text{m}$	30 m
4	0,76-0,90 $\mu\text{m}$	30 m
5	1,55-1,75 $\mu\text{m}$	30 m
6	10,4-12,5 $\mu\text{m}$	60 m
7	2,08-2,35 $\mu\text{m}$	30 m
8	0,50-0,90 $\mu\text{m}$	15 m

### 3.4. Pré-traitements de l'image

Les sections suivantes portent sur les différents pré-traitements appliqués à l'image satellite. Ces pré-traitements ont été effectués à l'aide de différents programmes du système de traitement d'image PCI.

#### 3.4.1. Étalonnage radiométrique

Selon la définition fournie par Kastner et Slater (1982), « *l'étalonnage radiométrique est le processus permettant d'établir la relation entre le rayonnement provenant du système terre-atmosphère (à l'entrée de l'instrument) et le compte numérique sortant de l'instrument, transmis vers la station de réception au sol* » (Bannari *et al.*, 1999). Le but précis de l'étalonnage radiométrique consiste à corriger les anomalies propres au capteur afin d'obtenir des paramètres biophysiques et géophysiques de haute qualité, donc précises afin de servir lors d'études multitemporelles effectuées à partir d'images provenant de différents capteurs ou du même capteur. Sans un étalonnage radiométrique approprié, les changements causés par les anomalies propres au capteur peuvent être faussement attribués aux changements des éléments au sol. Ces erreurs se répercutent alors dans les étapes de traitement d'image telles que le calcul d'indice de végétation, la création de mosaïque, les analyses multitemporelles ainsi que dans le processus de classification (Robinov, 1982; Barker *et al.*, 1984; Price, 1987; Teillet, 1994).

Les effets radiométriques causés spécifiquement par le capteur se divisent en deux catégories : l'étalonnage relatif et l'étalonnage absolu. L'étalonnage relatif permet de normaliser l'information provenant des 16 détecteurs du capteur ETM+. En effet, lors de l'utilisation de détecteurs différents, le vieillissement du capteur ou le bris d'un détecteur



peuvent introduire un effet de stries sur l'image. De plus, chaque détecteur produit un bruit de fond sur l'image dont la correction est essentiel dans chacune des bandes spectrales (Bannari *et al.*, 1999). Pour effectuer l'étalonnage relatif, il est nécessaire de disposer des coefficients d'égalisation qui sont uniques à chaque bande spectrale du capteur (CNES, 1986). Ces coefficients peuvent être calculés aussi bien en laboratoire avant le lancement du satellite qu'après, lorsque le satellite se trouve en orbite (Helder, 1993). En procédant à l'étalonnage relatif, le compte numérique brut devient le compte numérique corrigé de l'effet de stries ou dérayage.

La seconde étape, l'étalonnage absolu, transforme le compte numérique en luminance équivalente ( $W \cdot m^2 \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$ ) (équation 3.1). Le fait que le capteur est conçu pour être linéaire assure une linéarité dans la relation entre le compte numérique et la luminance équivalente (Bannari *et al.*, 1999).

$$CN = A \cdot L + B \quad (3.1)$$

où :

CN	Compte numérique,
A	Gain (fournit à l'achat de l'image),
L	Luminance équivalente ( $W \cdot m^2 \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$ ),
B	Offset (fournit à l'achat de l'image).

Par la suite, la présence de l'atmosphère modifie la luminance équivalente en luminance apparente (équation 3.2) qui se définit selon l'équation 3.3.

$$CN^* = A \cdot L^* + B \quad (3.2)$$

$$L^* = g \cdot CN^* + o \quad (3.3)$$

avec :

$$g = \frac{1}{A} \quad \text{et} \quad o = \frac{-B}{A}$$

où

CN*	Compte numérique apparent corrigé de l'effet du capteur (étalonnage relatif)
L*	Luminance apparente

Les coefficients d'étalonnage (gain et « offset ») calculés lors de l'étalonnage absolu se retrouvent dans les équations 3.1 et 3.2 sous la forme du coefficient A et B. Le gain (A) englobe les pertes de transmission optique, le rendement des détecteurs, le gain des chaînes analogiques d'amplification ainsi que la compression ou la dilatation des données images (si cela est nécessaire). Quant à « l'offset » (B), il a pour origine un « offset » électronique (Bannari *et al.*, 1999).

Par la suite, la transformation de la luminance apparente en réflectance apparente s'exprime selon l'équation 3.4. La réflectance apparente diffère de la luminance apparente par le fait qu'elle tient compte de l'éclairement solaire ainsi que de l'angle d'incidence. En transformant les luminances apparentes en réflectances apparentes, il est alors possible de normaliser la valeur du signal et de procéder à une comparaison des images entre elles (Caloz et Collet, 2001).

$$\rho^* = \frac{L^* \cdot \pi}{E_s \cdot \mu_s} \quad (3.4)$$

où :

$\rho^*$                     Réflectance apparente,  
 $L^*$                     Luminance apparente ( $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$ ),  
 $E_s$                     Éclairement solaire ( $\text{W}/\text{m}^2/\mu\text{m}$ ),  
 $\mu_s$                     Cosinus de l'angle zénithal solaire.

L'introduction de l'équation 3.3 dans l'équation 3.4 permet d'obtenir la relation suivante :

$$\rho^* = c \cdot g \cdot CN^* + c \cdot o \quad (3.5)$$

où

$$C = \frac{\pi}{E_s \cdot \mu_s} \quad (3.6)$$

La prochaine étape consiste en le passage des réflectances apparentes en des réflectances au sol par le biais des corrections atmosphériques qui seront détaillées dans la section suivante.

### 3.4.2. Corrections atmosphériques

L'atmosphère est à l'origine de deux processus responsables de la modification des comptes numériques de l'image : l'absorption et la diffusion. Le phénomène de l'absorption se définit comme étant une disparition d'un certain nombre de photons, ce qui se traduit par une atténuation du signal dans la direction de propagation (Deschamps *et al.*, 1981). L'absorption par les gaz, tels que l'ozone et la vapeur d'eau, varie selon la longueur d'onde et correspond à des fenêtres atmosphériques précises. En effet, la vapeur d'eau est absorbée aux longueurs d'onde supérieures à 0,7  $\mu\text{m}$ . L'ozone absorbe fortement le rayonnement aux longueurs d'onde inférieures à 0,32  $\mu\text{m}$  et absorbe faiblement le rayonnement autour de 0,6  $\mu\text{m}$ . Bien que d'importance moindre, le gaz carbonique et l'oxygène causent également de l'absorption (Deschamps *et al.*, 1981).

Le deuxième processus est la diffusion qui se traduit par une redistribution des photons dans toutes les directions. Ceci cause une atténuation du signal dans la direction d'éclairement et une augmentation du signal dans les autres directions. Il existe deux types de diffusion : la diffusion de Rayleigh, aussi appelée diffusion moléculaire et la diffusion de Mie, aussi connue sous le nom de diffusion par les aérosols. La diffusion de Rayleigh est causée par l'interaction des photons avec les molécules. Elle affecte principalement les longueurs d'onde inférieures à 0,55  $\mu\text{m}$ . La diffusion de Mie est causée par l'interaction des

photons avec les aérosols en suspension dans l'air. Elle varie selon l'espace, le temps et la longueur d'onde (Deschamps *et al.*, 1981).

Le problème de la correction atmosphérique se pose comme suit : « *Connaissant le signal reçu par le capteur et mesuré à une altitude donnée selon une géométrie d'éclairement et d'observation bien déterminée, comment éliminer la perturbation liée à l'atmosphère pour remonter à l'information physique significative, la réflectance au sol?* » (Bannari, 1996).

L'équation générale permettant de corriger l'effet de l'atmosphère s'exprime selon l'équation 3.7 (Tanré, 1982) :

$$\rho^* = \bar{t}g(\rho_a + \rho_s \cdot T(\theta_s) \cdot T(\theta_v)) \quad (3.7)$$

où :

$\bar{t}g$	Transmission gazeuse moyenne,
$\rho_a$	Réflectance intrinsèque à l'atmosphère,
$\rho_s$	Réflectance au sol,
$T_{\theta_s}$	Transmission atmosphérique totale descendante entre le soleil et la cible,
$T_{\theta_v}$	Transmission atmosphérique totale ascendante entre la cible et le capteur.

Soit la T la transmission atmosphérique totale

$$T = T(\theta_s) \cdot T(\theta_v) \quad (3.8)$$

Donc :

$$\rho^* = \bar{t}g \cdot \rho_a + \bar{t}g \cdot \rho_s \cdot T \quad (3.9)$$

Les réflectances au sol peuvent donc être extraites selon l'équation 3.10.

$$\rho_s = \frac{\rho^*}{\bar{t}g \cdot T} - \frac{\rho_a}{T} \quad (3.10)$$

Afin de simplifier les équations, posons :

$$Cnst A = \frac{1}{tg \cdot T} \quad (3.11)$$

$$Cnst B = \frac{-\rho_a}{T} \quad (3.12)$$

On aura donc la réflectance au sol corrigée de l'atmosphère et des anomalies du capteur :

$$\rho_s = a \cdot \rho^* + b \quad (3.13)$$

En introduisant l'équation 3.5, l'équation 3.13 devient alors :

$$\rho_s = a \cdot c \cdot g \cdot CN^* + a \cdot c \cdot o + b \quad (3.14)$$

Finalement, ce calcul permet de simplifier le tout sous la forme de l'équation 3.15 en introduisant la constante 1 et la constante 2.

$$\rho_s = Cnst 1 + CN^* + Cnst 2 \quad (3.15)$$

où :

$$Cnst 1 = Cnst A \cdot Cnst C \cdot g \quad (3.16)$$

$$Cnst 2 = Cnst A \cdot Cnst C \cdot o + Cnst B \quad (3.17)$$

Comme démontré dans les formules utilisées, l'étalonnage radiométrique et les corrections atmosphériques ont été réalisées en une seule étape combinée. La figure 3.9 présente une série d'images avant et après les corrections atmosphériques et l'étalonnage du capteur pour chaque bande spectrale, ainsi qu'un composé coloré d'avant et après les corrections.

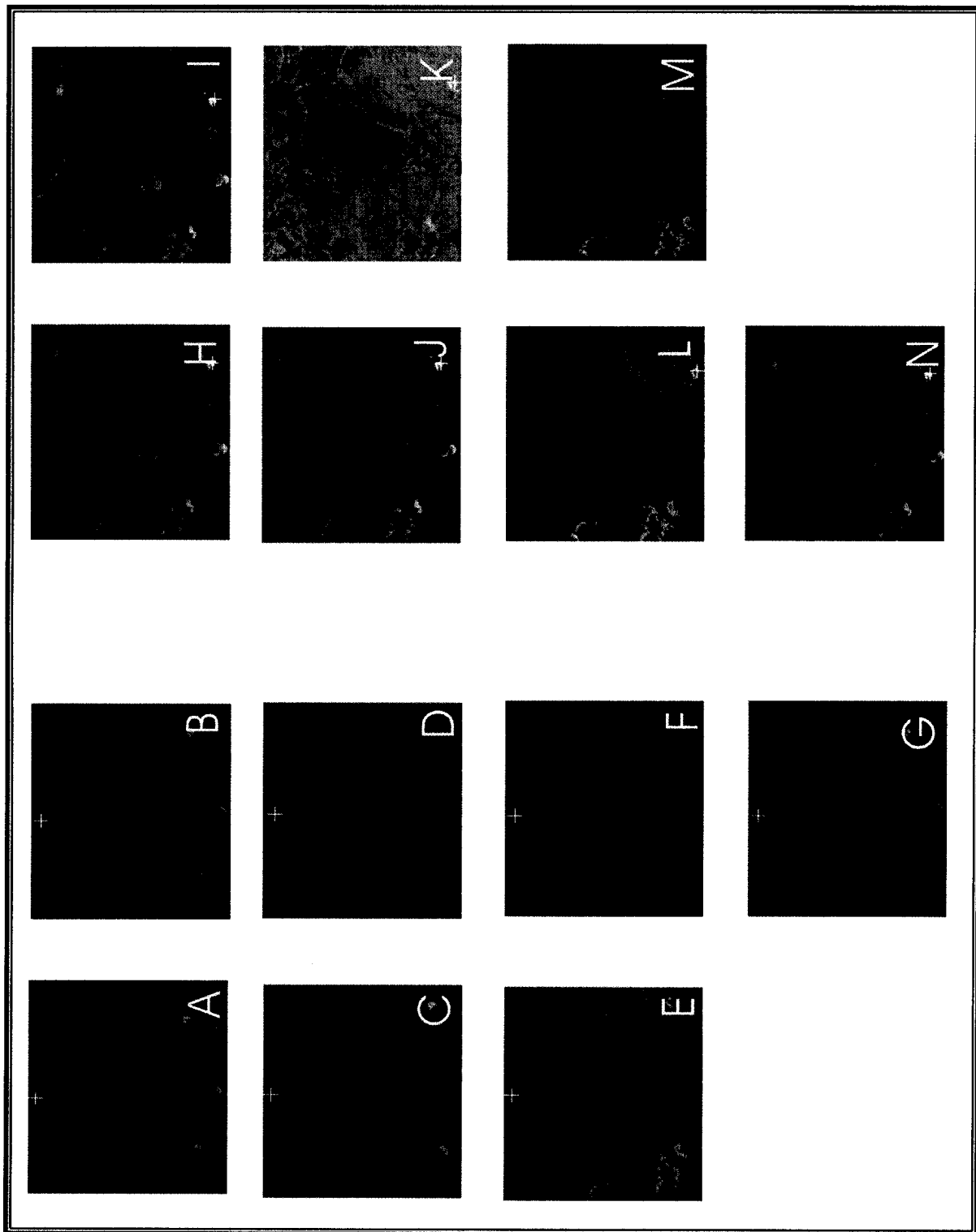


Figure 3.9 : Imagerie (sans rehaussement) avant et après corrections atmosphériques et étalonnage du capteur

A-F : Bandes spectrales 1 à 7 sans corrections, G : composé coloré (1,2 et 3)

H-M : Bandes spectrales 1 à 7 avec corrections, N : composé coloré (1,2 et 3)

### 3.4.2.1 Modèle de transfert radiatif

Les modèles de transfert radiatif permettent de calculer les paramètres nécessaires aux corrections des effets atmosphériques, à condition de connaître certains paramètres qui interfèrent lors de la prise de l'image. Ces modèles fonctionnent en simulant le signal reçu au capteur provenant de la réflexion du rayonnement sur une surface terrestre quelconque.

Le modèle de transfert radiatif employé dans le cadre de cette thèse est le H5S (Teillet et Santer, 1991), qui est en fait une version améliorée du modèle 5S (Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire) (Tanré *et al.*, 1986) déjà existant.

Le modèle de transfert radiatif 5S simule le signal observé par le capteur satellitaire pour une surface lambertienne à l'altitude du niveau moyen de la mer (Vermote *et al.*, 1997). Dans ce modèle, différents éléments de l'atmosphère tels que la pression, la température, le contenu en vapeur d'eau et en ozone, la densité des particules aérosols sont modélisés en 34 couches atmosphériques variant selon l'altitude (Teillet et Santer, 1991). Il sous-entend également que l'absorption par les gaz et la diffusion (Mie et Rayleigh) sont indépendantes (Royer *et al.*, 1988, Bannari, 1996).

Le modèle 5S a été modifié par Teillet et Santer (1991) pour devenir le H5S. Ce dernier diffère du 5S en permettant l'intégration de l'altitude du capteur et l'élévation de la surface du sol par rapport au niveau moyen de la mer dans le calcul des paramètres (Teillet et Santer, 1991). Le H5S amène de nouvelles options aux utilisateurs soient le choix du capteur, la possibilité de restituer la géométrie d'éclairement et d'observation, la création d'un modèle atmosphérique approprié à l'étude, ou la sélection d'un modèle déjà existant, la sélection des paramètres des aérosols (type et concentration) ainsi que l'épaisseur optique

des aérosols, la reconstitution des conditions spectrales (ou la sélection d'un modèle déjà existant) de même que le choix du type de surface (Bannari, 1996).

### 3.4.3. Corrections géométriques

Les corrections géométriques visent l'élimination des différentes distorsions causées par la terre (rotation et courbure terrestre), la plate-forme (variation d'altitude, d'attitude et de vitesse) et le capteur (distorsion panoramique et non-linéarité des capteurs). Ces corrections permettent d'établir une relation entre le système de coordonnées images et le système de coordonnées terrain (Bannari *et al.*, 1995). Dans cette thèse, les corrections géométriques permettent en plus l'utilisation de l'image satellite avec des données provenant de sources différentes (données intégrées dans un système d'information géographique) puisque la combinaison de produits multisources n'est possible que si leur géométrie est identique.

Les corrections géométriques débutent par la sélection des points de contrôle. La précision de la correction géométrique dépend de la qualité de ces points. Leur sélection se fait à partir d'une carte topographique à l'échelle de 1 : 50 000 qui assure une précision de l'ordre de  $\pm 16$  mètres (Bannari *et al.*, 1995). Au total, 17 points de contrôle ont été choisis et bien répartis sur l'image. Une mauvaise répartition des points de contrôle augmente l'erreur quadratique moyenne qui se calcule selon l'équation 3.18.

$$RMSE = \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (3.18)$$

où :

$\sigma_x$	L'erreur planimétrique de la coordonnée X
$\sigma_y$	L'erreur planimétrique de la coordonnée Y



L'erreur quadratique moyenne des points de contrôle sélectionnés s'avère être de 26,55 mètres, ce qui est inférieur à la taille d'un pixel de l'image (30 mètres).

Pour effectuer les corrections géométriques, la méthode polynomiale a été préférée. Cette méthode est simple et peu rigoureuse puisqu'elle ne tient pas compte de la géométrie d'acquisition lors des corrections. Elle s'emploie avantageusement dans les milieux avec peu de relief et est bien adapté dans le cas d'une application thématique de l'image (Bannari *et al.*, 1995). Différents niveaux d'application de la méthode polynomiale peuvent être choisis, dépendamment principalement du nombre de points de contrôle sélectionnés. Un polynôme du deuxième degré a été préféré dans le cadre de cette thèse et se présente selon l'équation 3.19. Ce polynôme répartit les distorsions sur l'image entière mais ne corrige pas les distorsions associés à l'effet du relief.

$$\begin{aligned} X_i &= A_0 + A_1x + A_2y + A_3x^2 + A_4y^2 + A_5xy \\ Y_i &= B_0 + B_1x + B_2y + B_3x^2 + B_4y^2 + B_5xy \end{aligned} \quad (3.19)$$

où :

$X_i, Y_i$	Coordonnées terrain,
$x, y,$	Coordonnées image,
$A_0$ à $A_5$	Coefficients de transformations,
$B_0$ à $B_5$	Coefficients de transformations.

La méthode de ré-échantillonnage du plus-proche-voisin a été employée dans le processus des corrections géométriques. Les techniques de ré-échantillonnage sont utilisées afin de restituer la radiométrie brute aux pixels de la nouvelle image créée lors des corrections géométriques. La réflectance des nouveaux pixels est donc estimée en interpolant la réflectance des pixels avoisinants situés dans l'image brute (Caloz et Collet, 2001). Comme son nom l'indique, la méthode ré-échantillonnage du plus-proche-voisin assigne au nouveau pixel la valeur radiométrique brute du pixel le plus près sur l'image brute. Cette

méthode a été retenue car elle permet de préserver la valeur radiométrique originale du pixel (Caloz et Collet, 2001).

### 3.5. Mesures des données spectroradiométriques

Les mesures spectroradiométriques prises sur le terrain servent à calculer les composantes homogènes nécessaires à l'utilisation du modèle d'AMSL. Dans le cadre de cette thèse, les mesures spectroradiométriques ont été effectuées selon la méthode décrite par Jackson *et al.* (1980) :

$$\rho_{cible} = \frac{L_{cible}}{L_{réf}} \cdot \rho_{réf} \cdot C \quad (3.20)$$

où :

$\rho_{cible}$	Réflectance de la cible,
$\rho_{réf}$	Réflectance de la surface de référence,
$L_{cible}$	Luminance de la cible mesurée par le spectroradiomètre,
$L_{réf}$	Luminance de la surface de référence mesurée par le spectroradiomètre,
C	Constante de calibration du panneau de référence.

Les mesures spectroradiométriques ont été acquises à l'Île d'Anticosti du 5 au 7 août 2001 entre 11 :20 et 15 :05 pour bénéficier d'un éclairage total et d'une géométrie d'acquisition favorable. Lors de la prise de mesure, le ciel était dégagé et le vent faible. L'angle de visée a été gardé à la verticale tout au long de la prise des mesures pour minimiser l'effet bidirectionnel. Les différents échantillons de végétation et de sol ont été recueillis sur le terrain et placés au sol, de façon à éviter les ombres et à couvrir totalement le sol nu sous-jacent. Pour représenter la végétation, sept échantillons ont été mesurés incluant deux espèces de feuillus (peuplier faux-tremble, bouleau blanc), quatre espèces de

conifères (épinette blanche et noire, mélèze laricin et sapin baumier) et un échantillon de végétation herbacée (contenant principalement des graminées). Pour représenter les sols, cinq échantillons illustrant les sols de l'Île d'Anticosti ont été mesurés, soient trois sols nus, un calcaire ainsi que des galets de plage.

L'instrument utilisé pour effectuer ces mesures est le spectroradiomètre ASD (Analytical Spectral Devices) de type « FieldSpec Pro JR ». Cet appareil permet des mesures entre 350 nm et 2500 nm, soit du visible jusqu'au moyen infrarouge. Le pas d'échantillonnage de l'instrument est de 1,4 nm pour l'intervalle de 350 à 1050 nm et ensuite de 2 nm de 1000 nm à 2500 nm. L'instrument fait un ré-échantillonnage des mesures au pas de 1 nm dans le visible comme dans l'infrarouge. Pour nos mesures, l'appareil permet de collecter 20 spectres et calcule ensuite la moyenne. Sa vitesse d'acquisition constitue un avantage puisque les instruments qui ont une vitesse d'acquisition élevée ne sont pas affectés de manière significative par les effets du vent et de la géométrie d'acquisition. Le spectromètre ASD possède un angle d'observation instantané (IFOV) de 25°. Cet instrument mesure la réponse spectrale au-dessus de l'échantillon dans un rayon de 9 cm.

### **3.6. Analyses spectroradiométriques et calcul des composantes homogènes**

#### **3.6.1. Analyse des signatures spectrales**

Les signatures spectrales de différentes classes ont été recueillies, soit la végétation (7 échantillons) et les sols nus (5 échantillons) illustrés à la figure 3.10. Pour procéder à l'analyse des signatures spectrales, les spectres ont été nettoyés afin d'éliminer le bruit causé par les réflexions entre les détecteurs et l'absorption due à la vapeur d'eau autour de 1950 nm.

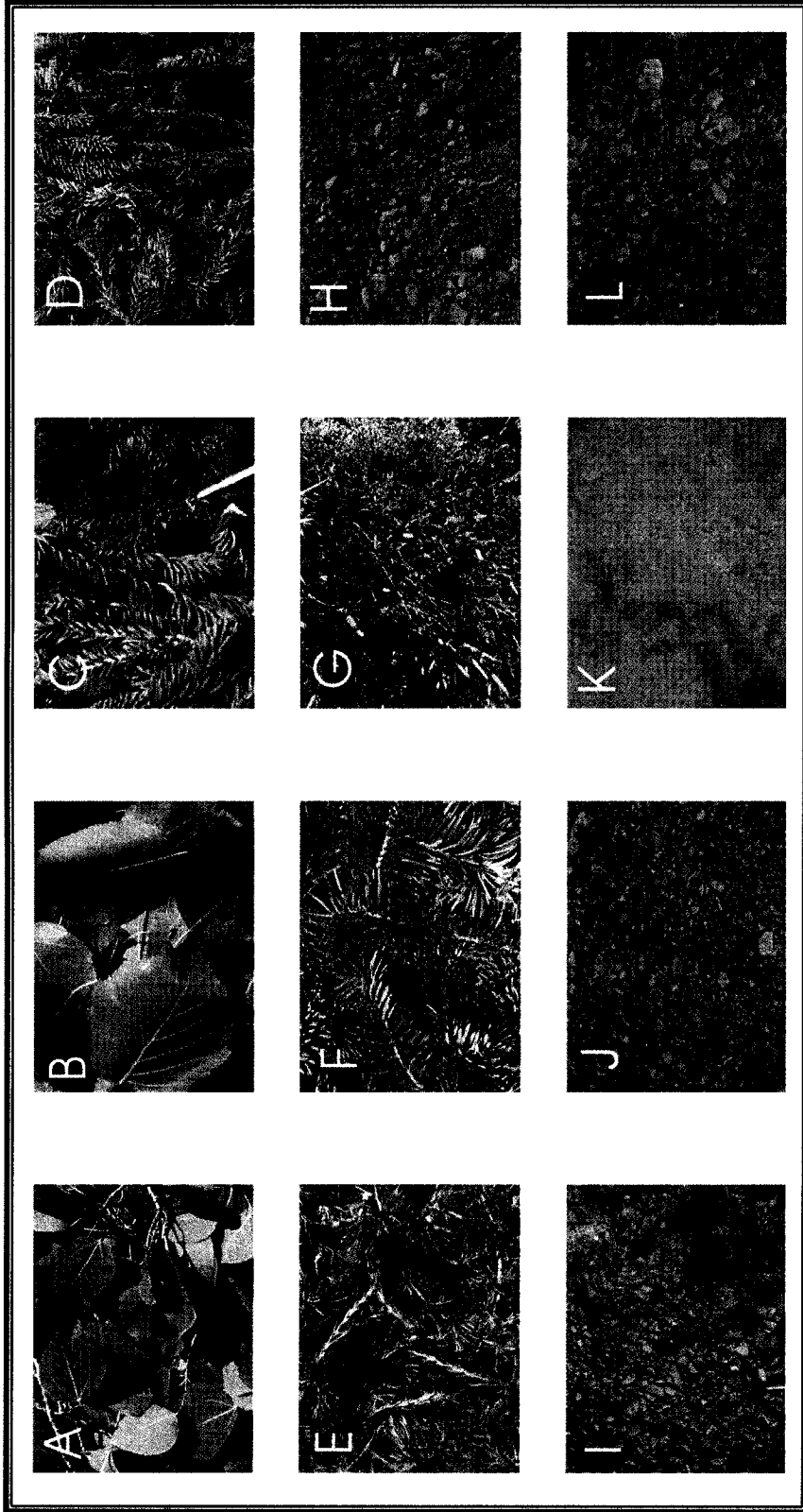


Figure 3.10: Photos des composantes homogènes mesurées au sol

- A) Peuplier faux-tremble B) Bouleau C) Épinette blanche D) Épinette noire E) Mélèze laricin F) Sapin baumier  
H) Sol nu 1 I) Sol nu 2 J) Sol nu 3 K) Calcaire I) Galet de plage

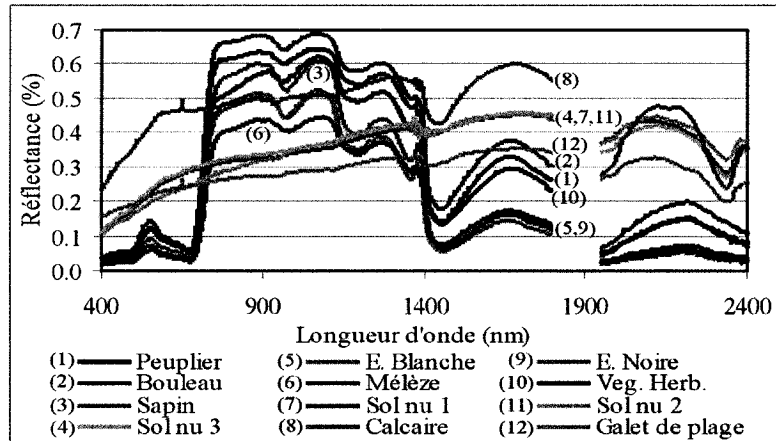
Les analyses ont été effectuées sur l'intervalle spectral allant de 400 à 1800 nm et de 1950 à 2400 nm. La figure 3.11-A illustre toutes les signatures spectrales mesurées sur le terrain.

#### *3.6.1.1. Analyse des spectres de végétation*

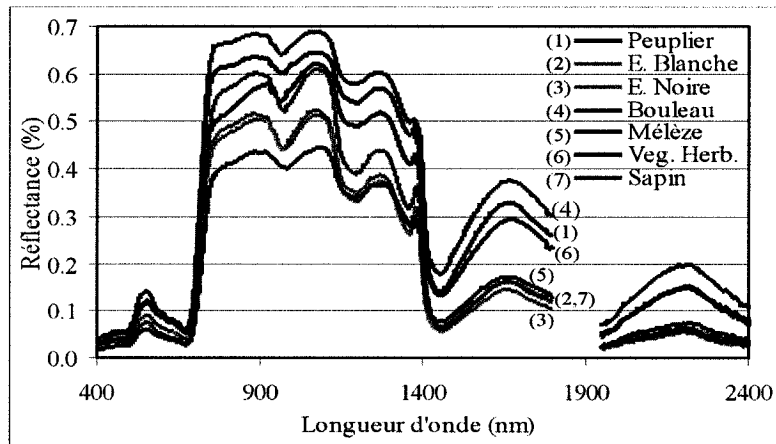
La figure 3.11-B fait référence aux signatures spectrales des types de couvert végétal étudiés dans cette thèse. On constate que le mélèze laricin possède la réflectance spectrale la plus faible alors que le bouleau blanc possède la plus forte réflectance.

Différents éléments affectent la réponse spectrale de la végétation. D'abord, dans la région du visible (400 à 700 nm), la réflectance de la végétation est influencée par le contenu de la feuille en chlorophylle a et b, ainsi qu'en carothène (Tucker et Garnett, 1977). La chlorophylle est absorbée dans les régions du bleu et du rouge, plus précisément aux longueurs d'onde 430-450 nm et 650-660 nm (Jersen, 1983), alors qu'elle est réfléchiée dans la région du vert, où l'on note la présence d'un pic de réflectance « green peak » aux alentours de 550 nm.

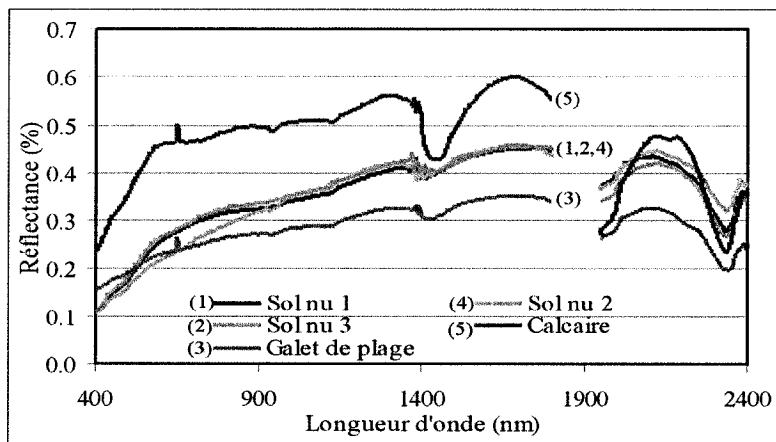
L'analyse des signatures spectrales dans cette région du spectre permet d'observer une réflectance plus faible de la part des conifères, en comparaison aux feuillus. Les régions du bleu et du rouge montrent une variation de réflectance inférieure à 5% pour toutes les espèces observées. Le pic de réflectance permet la distinction spectrale entre les conifères et les feuillus. En effet, le bouleau blanc possède une différence de réflectance de 6% avec les épinettes noire et blanche qui constituent les conifères ayant une forte réflectance dans la région spectrale du visible. Cependant, dans la région spectrale du vert, seule une faible variation de réflectance d'environ 3% est relevée entre les quatre espèces de conifères. Quant aux deux espèces de feuillus, la différence spectrale est inférieure à 3%.



**A) Signatures spectrales de toutes les cibles mesurées**



**B) Signatures spectrales des espèces végétales**



**C) Signatures spectrales des sols nus**

Figure 3.11: Signatures spectrales mesurées sur le terrain (A-B et C)

Dans la région du proche-infrarouge (700-1350 nm), la réflectance de la végétation est contrôlée par la structure interne de la feuille. Le proche infrarouge s'avère fort utile lors d'étude portant sur la végétation. En effet, c'est dans cette région du spectre que les changements dans la réponse spectrale de la végétation sont le plus facilement observables. La région du proche infrarouge permet d'observer les différences spectrales se produisant au cœur d'un même groupe (par exemple entre les différentes espèces de conifères). Dans cette région spectrale, le bouleau blanc et le peuplier faux-tremble présente une réponse spectrale distincte l'une de l'autre, avec un écart de réflectance d'environ 5%. Les conifères sont également bien distincts l'un de l'autre, à l'exception des signatures spectrales de l'épinette blanche et de l'épinette noire qui possèdent des signatures spectrales très semblables. De 700 nm à 1150 nm, l'épinette noire et blanche se distinguent des autres espèces de conifères. Cependant, à partir de 1150 nm, seul la signature spectrale du sapin baumier diffère des autres conifères (épinette blanche et noire et mélèze laricin) où de faibles différences spectrales sont observées entre les espèces. Les variations spectrales entre les conifères peuvent être expliquées par les caractéristiques des aiguilles qui diffèrent d'une espèce à l'autre. Quant à la réponse spectrale de la végétation herbacée, elle est bien distincte, aussi bien des feuillus que des conifères, pour l'intervalle spectral de 1150 à 1350 nm.

Dans le moyen infrarouge (1400-2400 nm), la réponse spectrale de la végétation est très sensible au contenu en eau. Cette région spectrale s'avère d'ailleurs appropriée pour les études portant sur le stress hydrique des couverts végétaux (Carter, 1993). Des bandes d'absorption se trouvent à 1450 et 1950 nm, alors que des pics de réflectance sont notés à 1650 et 2200 nm.

Dans la région du moyen infrarouge, l'analyse des signatures spectrales révèle une faible variation de réflectance pour les conifères. En effet, un écart de réflectance d'au maximum 3% est relevé. Bien que les feuillus se distinguent des conifères, une variation de réflectance maximale de 5% est observée entre le peuplier faux-tremble et le bouleau blanc. La végétation herbacée se distingue bien de 1400 à 1850 nm. Cependant, de 1950 à 2400 nm, sa réponse spectrale se confond avec celle du peuplier faux-tremble.

#### *3.6.1.2. Analyse des signatures spectrales des sols nus*

Cinq spectres ont été sélectionnés pour illustrer les différents types de sols de l'île d'Anticosti. Les sols #1 et #3 ont été acquis dans le même secteur soit près de la rivière Chicotte, où l'acquisition des mesures spectrales s'est déroulée. Le sol #2 a été échantillonné près du lac du Rat Musqué. Un échantillon de calcaire de couleur pâle, de même qu'un échantillon de galets de plage ont été aussi mesurés. Les signatures spectrales de ces sols sont illustrées à la figure 3.10-C.

Le comportement spectral des minéraux et roches dépend grandement des propriétés physiques et chimiques des minéraux. Les minéraux et sols à couleur claire et brillante démontreront une réflectance plus élevée que ceux à couleurs sombres. Ceci explique que parmi les signatures spectrales étudiées (figure 3.11-C), celle du calcaire présente la réflectance la plus élevée pour tout l'ensemble du spectre, vu sa couleur pâle et brillante.

Dans la région du visible, la signature spectrale du calcaire est plus élevée de 8% par rapport aux autres signatures spectrales dont la plus faible est le sol nu #2. La différence de réflectance entre les sols nus #1 et #3 est moins de 1%. Quant aux galets de plage, leur signature spectrale varie d'un maximum de 5% avec les sols nus #1 et #3.



Dans la région du proche infrarouge (700 à 1400 nm), la signature spectrale du calcaire domine d'environ 15% celle des trois sols nus. Entre ces derniers, la différence de réflectance est au maximum de 5%, et cela entre la région spectrale comprise entre 700 et 800 nm. La réflectance des galets de plage est inférieure aux sols nus (1, 2 et 3) par un maximum de 9%.

Dans le moyen infrarouge (1400 à 1800 nm), une bande d'absorption par l'eau est présente à 1450 nm. Elle est très légère pour les trois sols nus et les galets de plage mais très marquée pour le calcaire, d'où sa réflectance qui diminue autour de 42% (figure 3.11-C). Dans cette portion du spectre, la réflectance des sols nus (1, 2 et 3) est très semblable. La réflectance spectrale du calcaire est supérieure à 15% par rapport aux sols nus alors que la réflectance des galets de plage est inférieure à 10% par rapport aux sols nus # 1, 2 et 3.

Dans la région 1950-2400 nm du moyen infrarouge, une légère différence spectrale d'au minimum 2% est remarquée entre les trois sols nus. La réflectance des galets de plage est inférieure aux sols nus par un maximum de 9% (figure 3.11-C).

### *3.6.1.3. Caractère unique des signatures spectrales*

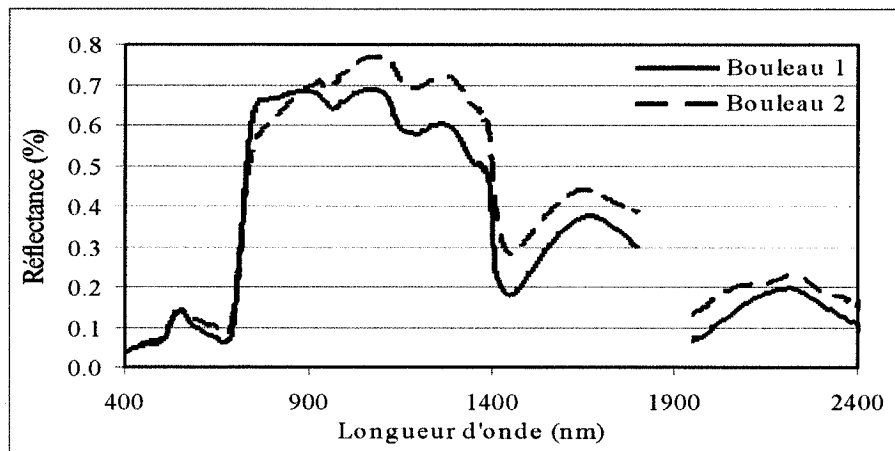
Les réflectances spectrales de la végétation sont dirigées par un petit nombre de paramètres, tels que le contenu en chlorophylle et en eau, la structure de la feuille, l'espèce, le stade de croissance et l'état de santé de l'arbre, etc. Un spectre d'une espèce végétale peut être très semblable aux spectres d'autres espèces végétales. Pour éviter les erreurs, il ne faut pas assumer que la réponse spectrale d'un élément est toujours identique. En effet, pour un spectre d'une nature déterminée, d'autres éléments présentant cette réponse spectrale ne seront pas nécessairement de la même nature que le spectre de référence (Price, 1994).

Deux échantillons de bouleau blanc ont été recueillis (figures 3.12. A et B) : l'un sain (bouleau 1) et l'autre (bouleau 2) dont le feuillage présentait un aspect plus sec ainsi qu'une décoloration par rapport au bouleau 1. La figure 3.13-A illustre les différences spectrales causées par l'état des feuilles de l'arbre. Lorsque l'état de santé de l'arbre se dégrade, l'activité chlorophyllienne se trouve réduite ou dans les cas les plus graves, inexistante. Une dégradation de la structure de la feuille peut également être observée. L'analyse de ces deux signatures spectrales permet d'observer surtout des différences de réflectance à partir du proche infrarouge, soit entre 700 nm à 900 nm. Pour les longueurs d'onde de 900 à 1350 nm, la réflectance du bouleau 2 est supérieure d'un maximum de 12 % par rapport au bouleau 1. La région du moyen infrarouge démontre également une réflectance plus élevée d'environ 10 % pour le bouleau 2 par rapport au bouleau 1. Ceci s'explique, entre autres, par le fait que le feuillage du bouleau 2 est beaucoup plus sec que celui du bouleau 1. En effet, la région du moyen infrarouge est sensible au contenu en eau des végétaux.

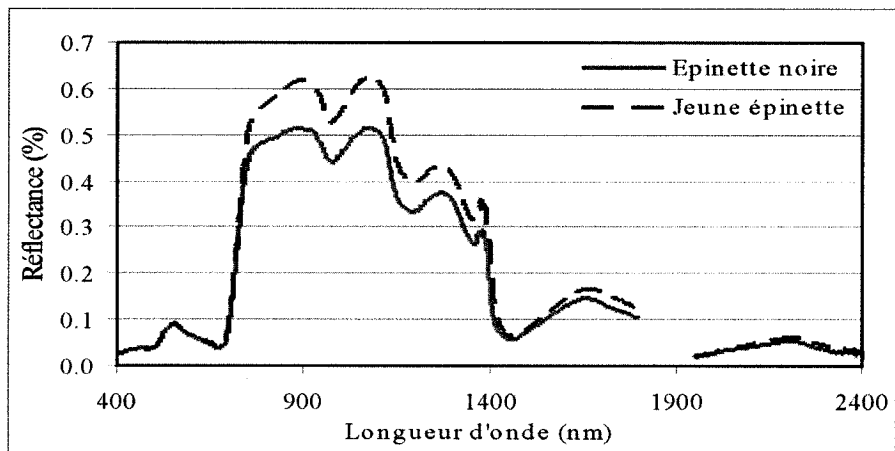


Figure 3.12: Feuillage du bouleau blanc

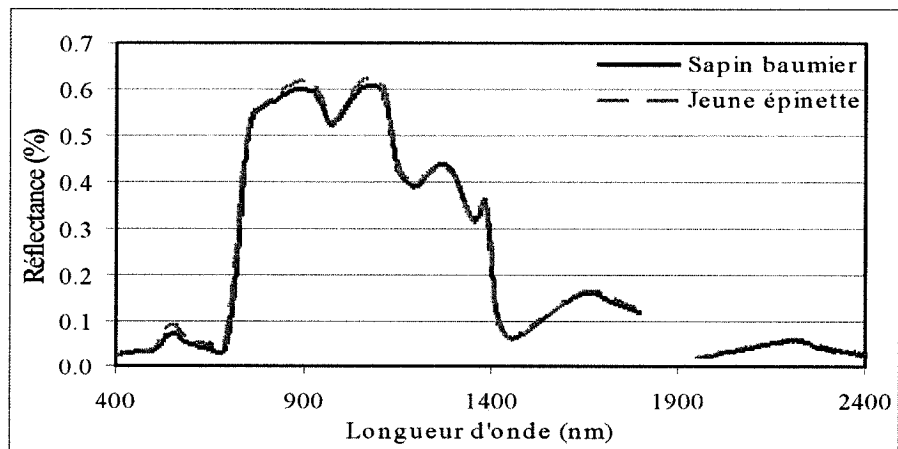
- A) Feuillage vert (bouleau 1)
- B) Feuillage sec et présentant une décoloration (bouleau 2)



**A) Variations spectrales causées par l'état des feuilles**



**B) Variations spectrales causées par la différence d'âge entre les arbres**



**C) Effet de la confusion spectrale causée par l'âge d'une espèce**

Figure 3.13: Variabilité des signatures spectrales des couverts végétaux en fonction de différents facteurs (A, B et C)

La figure 3.13 B montre les différences spectrales pouvant être produites par la différence d'âge entre les arbres. Deux épinettes noires, une jeune et une mature, ont été mesurées. Les différences spectrales apparaissent surtout au niveau du proche infrarouge où la réflectance spectrale de la jeune épinette est supérieure par un maximum de 10%.

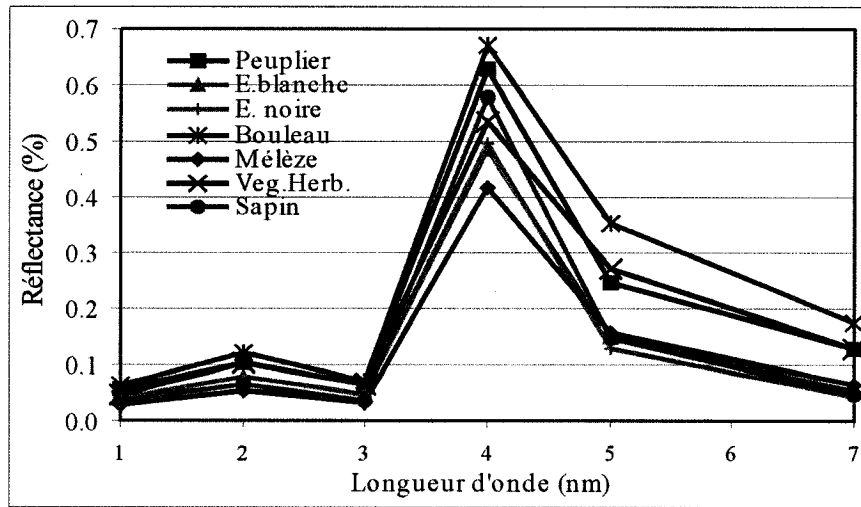
La figure 3.13 C démontre que deux espèces végétales différentes peuvent avoir une réflectance semblable. Dans l'exemple généré par cette figure, la signature spectrale de la jeune épinette noire est comparée à celle d'un sapin baumier mature. Seule une légère différence spectrale peut être observée dans la région du « green peak », où l'épinette possède une réflectance supérieure de 2% par rapport au sapin baumier, ce qui non-significatif lors de l'utilisation d'image multispectrale. Pour les autres régions du spectre, les réflectances des deux espèces sont presque identiques en tout point.

### 3.6.2. Calcul des composantes homogènes

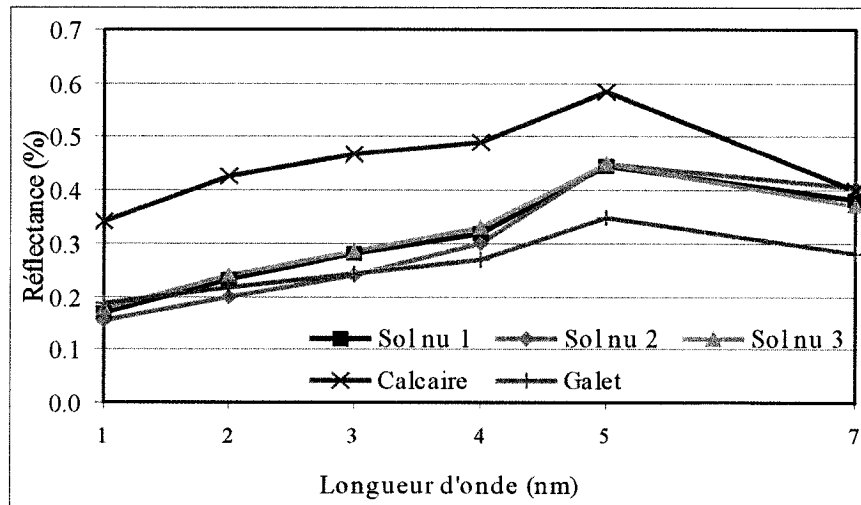
Les composantes homogènes utilisées ont été extraites à partir des signatures spectrales. Pour ce faire, la moyenne des réflectances dans chaque bande spectrale est calculée. Ces composantes homogènes sont présentées aux figures 3.14 A et B. Elles seront par la suite utilisées lors de l'AMSL (chapitre 4).

### 3.7. Convolution spectrale

En utilisant le programme H5S employé précédemment lors des corrections atmosphériques, une convolution spectrale des mesures au sol dans les bandes ETM+ a été effectuée en considérant les profils spectraux des différents canaux du capteur ETM+. Le but



A) Composantes homogènes des espèces forestières



B) Composante homogènes des sols nus

Figure 3.14: Présentation des composantes spectrales homogènes extraites à partir des signatures spectrales (A et B)

est d'analyser l'impact de ces profils spectraux sur les endmembers. Pour la bande spectrale 2, la plus forte variabilité est de l'ordre de 2,95% pour le mélèze. Les autres bandes spectrales (3, 4, 5 et 7) possèdent une variabilité insignifiante inférieure à 2%. Seule la bande 1 montre des variations spectrales légèrement significatives avec une moyenne de 5,93% pour les composantes homogènes de la végétation et 3,13 % pour les sols nus. Cependant, comme la bande 1 est sensible aux phénomènes atmosphériques, plus précisément la diffusion, l'impact des filtres spectraux a donc été ignoré.

### **3.8 Conclusions**

Ce troisième chapitre a d'abord offert une description détaillée des propriétés du site d'étude. Les différentes espèces forestières composant le secteur d'étude ont été décrites. D'autres éléments uniques du secteur d'étude, tels que les lacs à niveau variable ont été couverts.

La méthodologie suivie tout au cours de la réalisation de cette thèse a également été expliquée. Celle-ci inclue les divers pré-traitements apportés à l'image satellite, ainsi que la méthode utilisée lors de la prise de mesures spectrales sur le terrain. L'analyse des signatures spectrales a permis de connaître les propriétés spectrales des cibles à l'étude. Au cours de ce chapitre, les composantes homogènes ont été calculées. Les plus représentatives seront par la suite introduites dans le processus d'analyse de mixture spectrale de façon à réaliser une cartographie du couvert forestier. Le chapitre suivant fera l'objet de l'analyse des résultats.

## Chapitre 4: Analyse des résultats

---

### 4.1. Introduction

Le quatrième chapitre de cette thèse se consacre à l'analyse des résultats et se divise en trois sections. La première section présente les résultats obtenus au moyen de la classification supervisée (classification rigide) réalisée avec les algorithmes de maximum de vraisemblance, parallélépipède et la distance minimale. La deuxième section illustre les résultats obtenus par la méthode de l'AMSL (classification souple). Pour répondre à l'objectif principal de cette thèse, qui consiste à établir une cartographie en milieu forestier, la troisième section compare les résultats fournis par les classifications rigides et souples à la vérité terrain afin de déterminer la méthode offrant les meilleurs résultats. La « vérité terrain » se représente par l'analyse des relevés GPS ainsi qu'au moyen d'une carte d'occupation du sol du site d'étude produite lors de travaux d'inventaire forestier.

### 4.2. Sélection des sites d'entraînement

Le tableau 4.1 définit les classes thématiques choisies dans le cadre de la classification supervisée. Une courte description accompagnée du nombre total de pixels sélectionnés par classe thématique complètent le tableau. Les signatures spectrales des classes thématiques sont élaborées à partir des réflectances moyennes des sites d'entraînement dans chaque bande spectrale (figure 4.1).

La figure 4.2 montre la position des sites d'entraînement au sur l'image. Les sites ont été choisis en fonction d'une connaissance *a priori* du terrain lors des travaux sur le site d'étude ainsi qu'à l'aide de cartes forestières.

Tableau 4.1 : Description des sites d'entraînement

Numéro de classe	Classe thématique	Description	Nombre de pixels contenus dans les sites d'entraînement
1	Eau	- Fleuve St-Laurent - Lacs (profondeur maximale)	3000 pixels
2	Eau peu profonde	- Lacs (peu profond)	356 pixels
3	Feuillus	- Peuplier faux-tremble - Bouleau blanc	126 pixels
4	Conifères	- Épinette blanche - Épinette noire - Mélèze laricin - Sapin baumier	1282 pixels
5	Sol nu	- Sol nu - Routes - Contour des lacs à niveau variable - Plaine alluviale des rivières	149 pixels
6	Semi-dénudé	- Mixture entre sol nu et couvert végétal de faible densité de nature variée (végétation herbacée, lichens, arbres)	953 pixels
7	Végétation herbacée	Végétation herbacée	616 pixels
8	Milieu humide	Tourbières	116 pixels

Afin d'effectuer une classification du secteur d'étude, nous avons créé deux différentes classes d'eau (classes 1 et 2) en raison de la variabilité du niveau d'eau des lacs où les différentes profondeurs de l'eau causent des variations spectrales majeures. La figure 4.3 montre que les variations spectrales à l'intérieur d'un même lac (par exemple lac Smith) peuvent atteindre 23 % entre les eaux profondes et peu profondes (bande 2). Ces variations



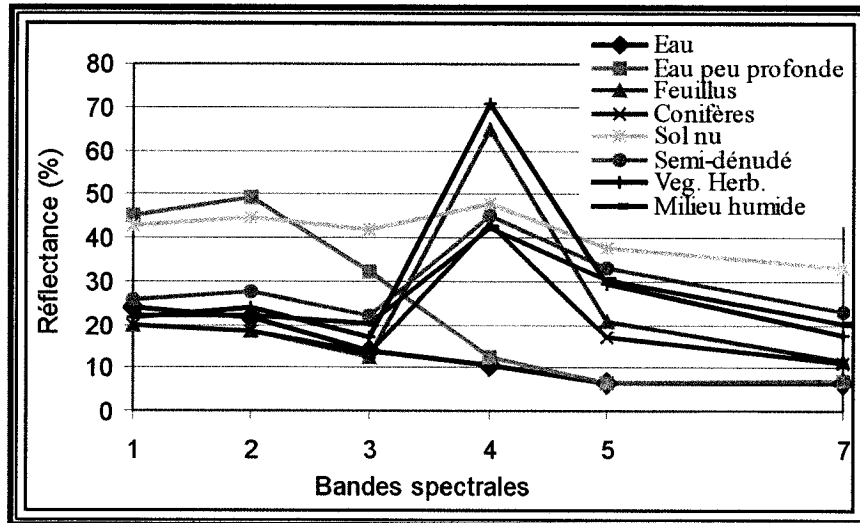


Figure 4.1: Signatures spectrales des sites d'entraînement

sont plus accentuées dans le visible qui est sensible au sol sous-jacent des zones peu profondes alors que les réflectances sont sensiblement similaires dans les bandes spectrales de l'infrarouge (bandes 4, 5 et 7) qui absorbent le signal réfléchi par l'eau.

Les classes forestières exhibent surtout une variabilité spectrale au niveau de la région du proche infrarouge (bande 4). L'écart-type dans cette bande atteint 11,81 pour les feuillus et 13,86 pour les conifères (voir annexe 2). Ce résultat ne surprend guère puisque le canal 4 se caractérise par une forte sensibilité à la densité de la végétation, à l'espèce forestière et à l'âge du couvert.

La classe 5 (sols nus) regroupe plusieurs éléments comme indiqué dans le tableau 4.1. Les sols dénudés, les routes, les contours des lacs à niveau variable ainsi que les plaines alluviales des rivières composent cette classe d'information. Puisque les rivières du secteur d'étude sont peu profondes et étroites par rapport à la plaine alluviale, la réflectance des sols nus entourant la rivière domine alors la réflectance de cette dernière. C'est pourquoi les rivières du secteur d'étude se classifient dans la classe 5 (sol nu) et non dans les classes 1 et 2 (eau et eau peu profonde).

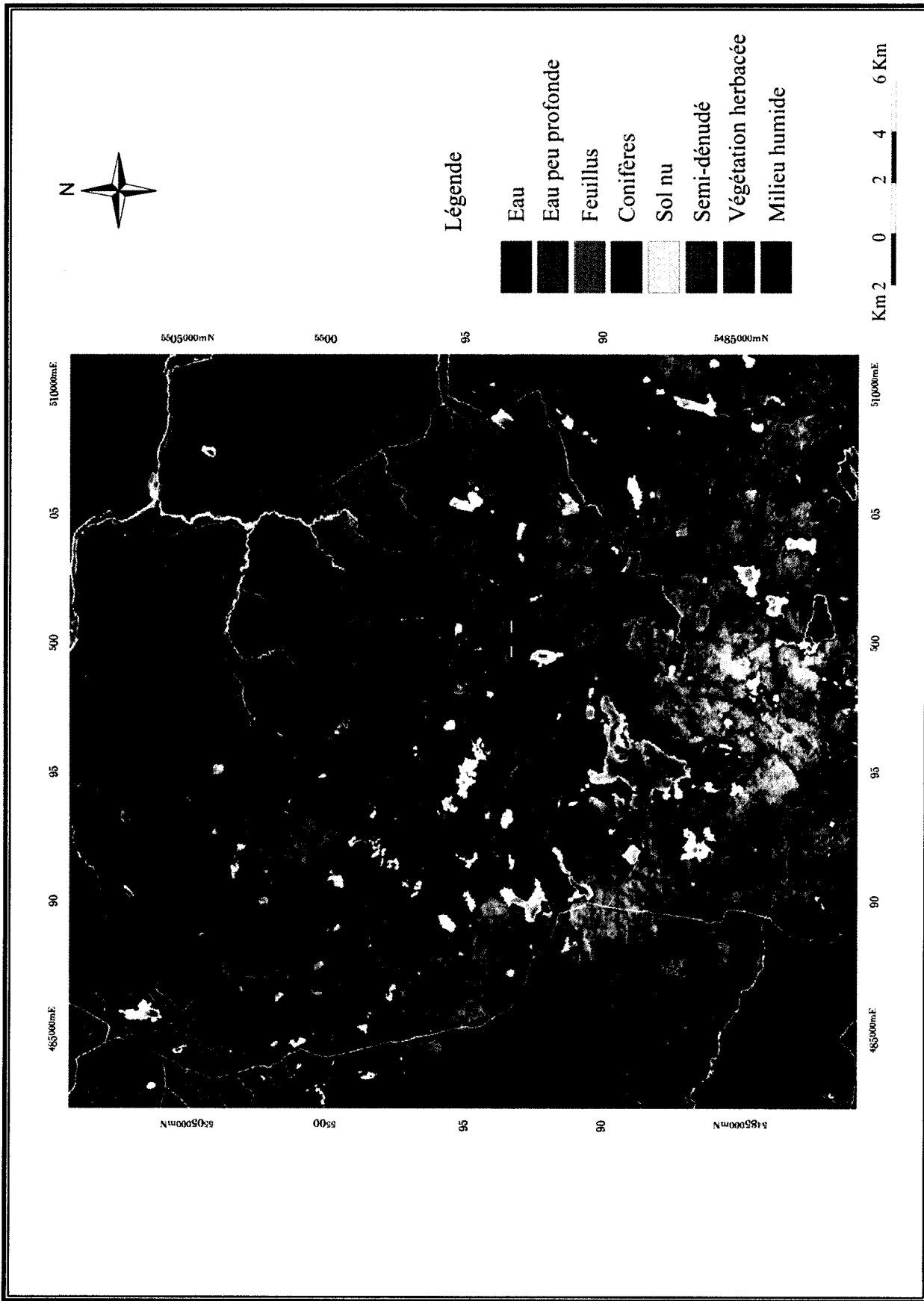
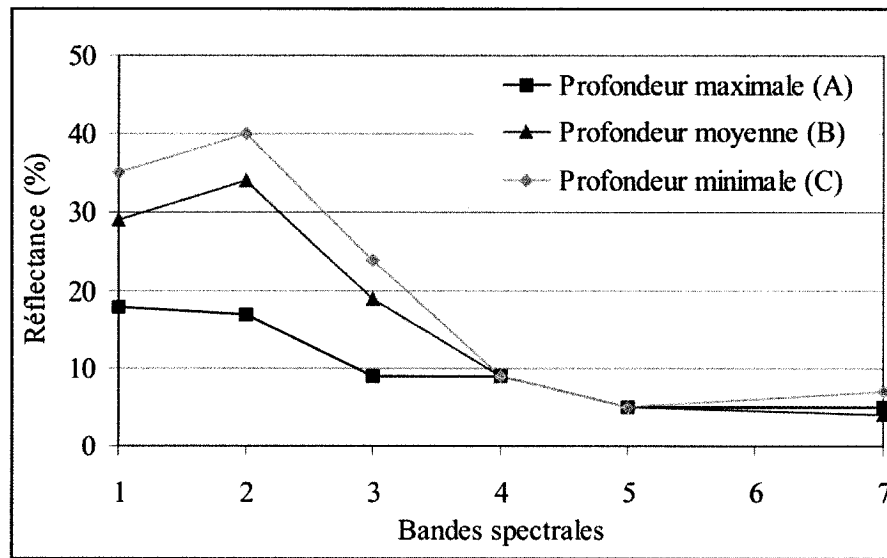
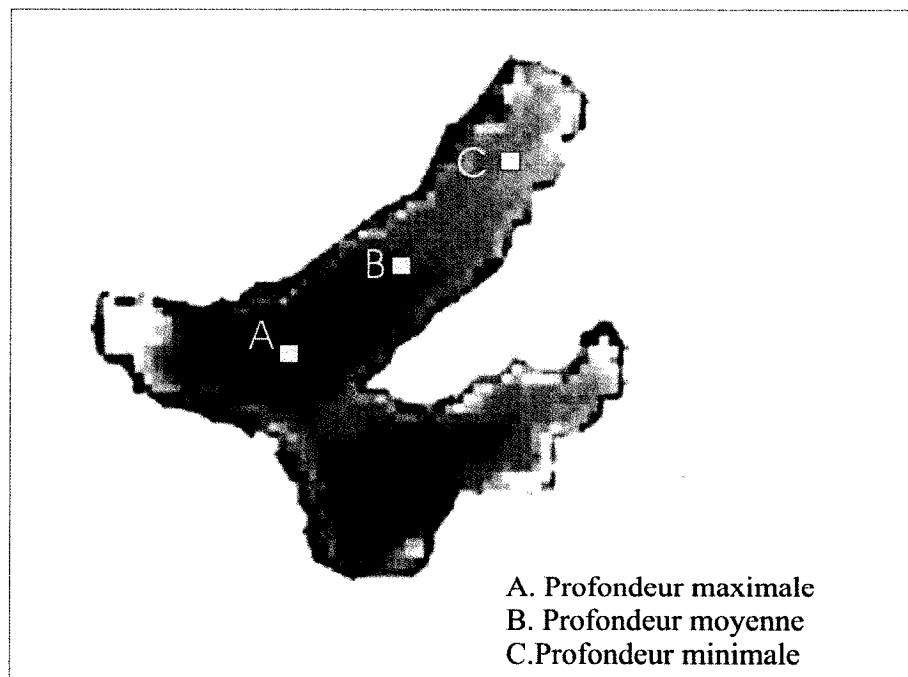


Figure 4.2 : Localisation des sites d'entraînement dans le secteur d'étude



A) Variabilité spectrale comprise à l'intérieur du même lac en fonction de la profondeur de l'eau



B) Variations de la profondeur à l'intérieur du lac Smith

Figure 4.3: Variabilité spectrale des lacs à niveau variable (A et B)

### 4.3. Analyse de la séparabilité spectrales des classes thématiques

La distance bhattacharya nous informe sur la séparabilité spectrale entre les classes spectrales associées aux classes d'informations. Une excellente séparabilité révèle une bonne discrimination entre les signatures spectrales des classes. Le tableau 4.2. présente les résultats de séparabilité spectrale des classes d'information où la moyenne des séparabilités est de 1,968689. La séparabilité maximale et parfaite est de 2,0 alors que la séparabilité minimale et à la limite de l'acceptable est de 1,9. Une valeur inférieure à 1,9 démontre une très faible séparabilité.

La classe 1 affiche une séparabilité de 2,0 avec plusieurs classes d'informations (tableau 4.2). Ceci est normal puisque la signature spectrale de l'eau affiche d'importantes différences en comparaison aux signatures spectrales des autres classes, tel qu'indiqué à la figure 4.1. En effet, l'eau absorbe la majeure partie du rayonnement alors que la végétation et les sols le réfléchissent. C'est avec la classe 2 (eau peu profonde) que la séparabilité de la classe 1 (eau profonde) est moindre avec un résultat de 1,900317. La figure 4.4 démontre sous forme de scatterogramme les signatures spectrales dans l'espace spectral des bandes rouge et proche-infrarouge. Le choix s'est arrêté sur ces bandes puisqu'elles possèdent une faible corrélation spectrale entre elles. Notons que la classe 1 se situe presque totalement à l'intérieur de l'espace de la classe 2. La faible séparabilité spectrale s'explique dans ce cas par une forte ressemblance au niveau des signatures spectrales des sites d'entraînement. En observant la figure 4.1, on remarque que les signatures spectrales des classes 1 et 2 s'avèrent presque identiques pour les bandes 4,5, et 7 où il y a une forte absorption du signal de l'eau.

Tableau 4.2 : Distance bhattacharria indiquant la séparabilité entre les classes considérées

Classe A	Classe B	Séparabilité
Eau	Eau peu profonde	1,900317
Eau	Feuillus	2,000000
Eau	Conifères	1,999982
Eau	Sol nu	1,998617
Eau	Semi-dénudé	2,000000
Eau	Végétation herbacée	2,000000
Eau	Milieu humide	1,999303
Eau peu profonde	Feuillus	2,000000
Eau peu profonde	Conifères	1,999994
Eau peu profonde	Sol nu	1,973692
Eau peu profonde	Semi-dénudé	2,000000
Eau peu profonde	Végétation herbacée	2,000000
Eau peu profonde	Milieu humide	1,999821
Feuillus	Conifères	1,913653
Feuillus	Sol nu	1,999160
Feuillus	Semi-dénudé	1,997971
Feuillus	Végétation herbacée	1,950895
Feuillus	Milieu humide	1,999999
Conifères	Sol nu	1,978587
Conifères	Semi-dénudé	1,902596
Conifères	Végétation herbacée	1,904432
Conifères	Milieu humide	1,980354
Sol nu	Semi-dénudé	1,901598
Sol nu	Végétation herbacée	1,996939
Sol nu	Milieu humide	1,901662
Semi-dénudé	Végétation herbacée	1,910133
Semi-dénudé	Milieu humide	1,917117
Végétation herbacée	Milieu humide	1,996483

Une forte variabilité spectrale à l'intérieur d'une classe constitue un second facteur nuisant à de bons résultats de séparabilité spectrale. Les histogrammes A et B de la figure 4.5 démontrent d'abord l'étendu spectral de la classe 2. Un chevauchement s'observe également entre les classes 1 et 2, ce qui affaiblit la séparabilité spectrale entre elles.

Les deux catégories forestières, soient les conifères et les feuillus possèdent une séparabilité de 1,913653. Le scatterogramme démontre un léger chevauchement entre ces

deux classes. En effet, en examinant la figure 4.1, il est remarqué que les réponses spectrales de ces deux classes s'avèrent presque identiques. La réponse spectrale de ces deux groupes diffèrent notamment dans la bande 4. L'historgramme C de la figure 4.5 démontre une distinction entre les signatures spectrales des conifères et des feuillus, à l'exception d'un très léger chevauchement causé par la variation spectrale interne des deux groupes d'espèces forestières.

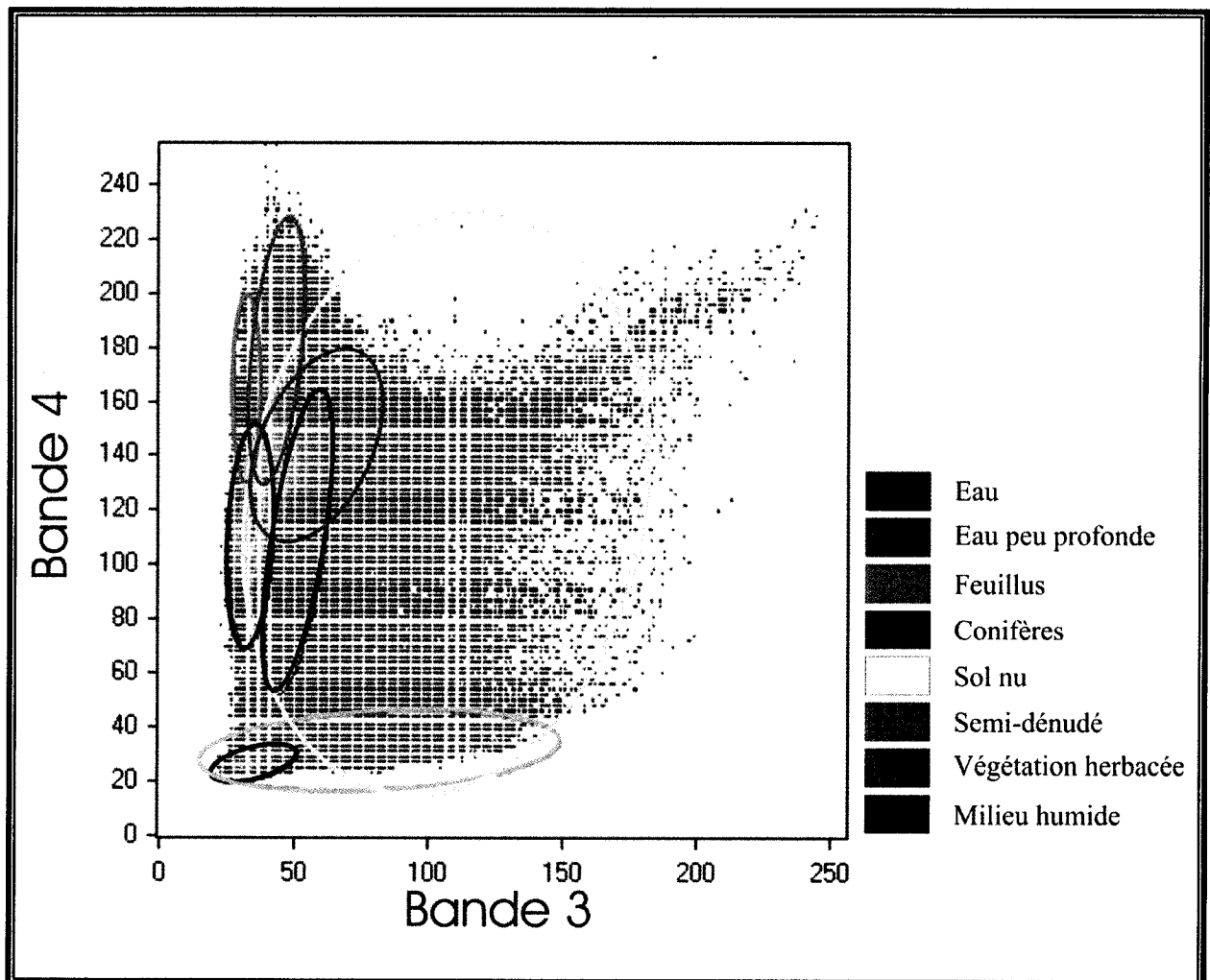


Figure 4.4: Scatterogramme illustrant la position occupée par chaque classe dans l'espace spectral rouge (bande 3) / proche infrarouge (bande 4)

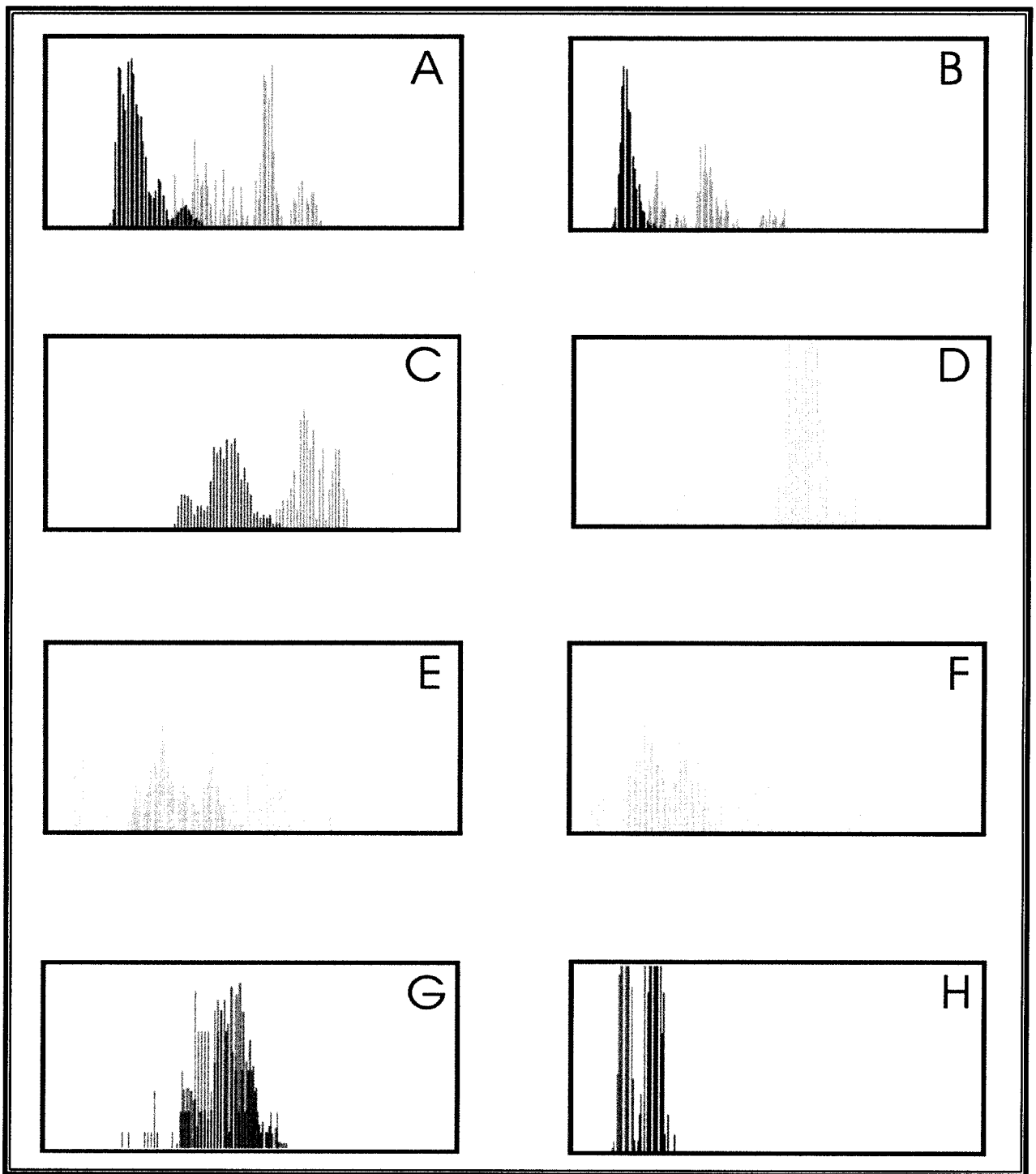


Figure 4.5 : Histogrammes illustrant l'étendu spectral des sites d'entraînement dans une bande spectrale précise

A- Eau/eau peu profonde bande 2, B- Eau/eau peu profonde bande 3, C-Feuillus/conifères bande 4  
 D- Sol nu/semi-dénudé bande 4, E- Sol nu/semi-dénudé bande 5, F- Sol nu/semi-dénudé bande 7  
 G- Milieu humide/conifères bande 4, H-Milieu humide/conifères bande 3

Le scatterogramme démontre que la classe 5 (sol nu) couvre la plus grande surface spectrale. Cette classe interagit avec toutes les classes à l'exception de la classe 1 (eau). De plus, elle englobe complètement les classes 6 (semi-dénudé) et 8 (milieu humide), qui présentent, respectivement, un résultat de séparabilité 1,901598 et 1,901662 avec la classe 5. Une analyse statistique démontre que les écarts-types les plus forts (constituant une preuve de la variabilité interne) se situent dans les bandes spectrales 4, 5 et 7. Les histogrammes D, E et F présentent l'étendu spectrale des sites d'entraînement des classes 5 et 6 dans ces trois bandes spectrales. Le chevauchement de ces deux classes, de même que les différents modes de la classe 5 s'observe facilement. La cause de ceci réside dans l'hétérogénéité spectrale des éléments identifiés comme « sol nu ». Pour ce qui est d'une séparabilité à la limite de l'acceptabilité entre les classes 5 et 8, elle est également causée par la forte étendue de la classe 5 qui empiète sur la région spectrale de la classe 8.

L'analyse du scatterogramme nous montre toujours que, les classes 4 et 8 s'avèrent distinctes l'une de l'autre. Cependant, le résultat de séparabilité indique 1,904432. Entre autres, l'analyse des histogrammes G et H présente les signatures spectrales des sites d'entraînement des classes 4 et 8 dans les bandes spectrales 3 et 4. L'histogramme G démontre un très fort chevauchement entre ces deux classes, affaiblissant la séparabilité entre elles. Cependant, l'histogramme H démontre que les deux classes s'avèrent tout de même bien distinctes l'une de l'autre dans certaines bandes, notamment dans la bande 3.



#### 4.4. Analyse des résultats des classifications

Tableau 4.3 : Description des différentes classifications analysées

Classifications	Description
Classification 1	Bandes spectrales 1, 2, 3, 4, 5 et 7 (maximum de vraisemblance)
Classification 2	Bandes spectrales 2, 3, 4, 5 et 7 (maximum de vraisemblance)
Classification 3	Bandes spectrales 2, 3, 4, 5 et 7 + NDVI (maximum de vraisemblance)
Classification 4	Bandes spectrales 2, 3, 4, 5 et 7 + TDVI (maximum de vraisemblance)
Classification 5	Bandes spectrales 2, 3, 4, 5 et 7 (distance minimale)
Classification 6	Bandes spectrales 2, 3, 4, 5 et 7 (parallélépipède)

Le tableau 4.3 montre les différentes classifications utilisées dans cette thèse. Dans une première étape, les classifications 1, 2, 3 et 4 ont été effectuées afin de trouver la combinaison de bandes spectrales optimales comme entrée à la classification finale. L'algorithme sélectionné pour fin de comparaison entre ces classifications est le maximum de vraisemblance dû à son utilisation courante de même qu'à sa capacité à fournir le nombre de pixels classifiés. Les comparaisons s'effectuent au niveau de 1) la non- précision de chaque classe (figure 4.6-A), 2) du coefficient de Kappa (figure 4.6-B) et 3) du nombre de pixels non-classifiés (figure 4.6-C).

La classification 1 fut réalisée à l'aide de toutes les bandes spectrales disponibles soient les bandes 1, 2, 3, 4, 5 et 7. Du fait que la bande bleue reste très sensible aux problèmes de la diffusion malgré la correction des effets atmosphériques, elle a été éliminée dans la classification 2 afin d'améliorer les résultats. Sans la bande 1, la précision de chaque classe, le coefficient de Kappa et le nombre de pixels non-classifiés ont tous été améliorés significativement (figure 4.6).

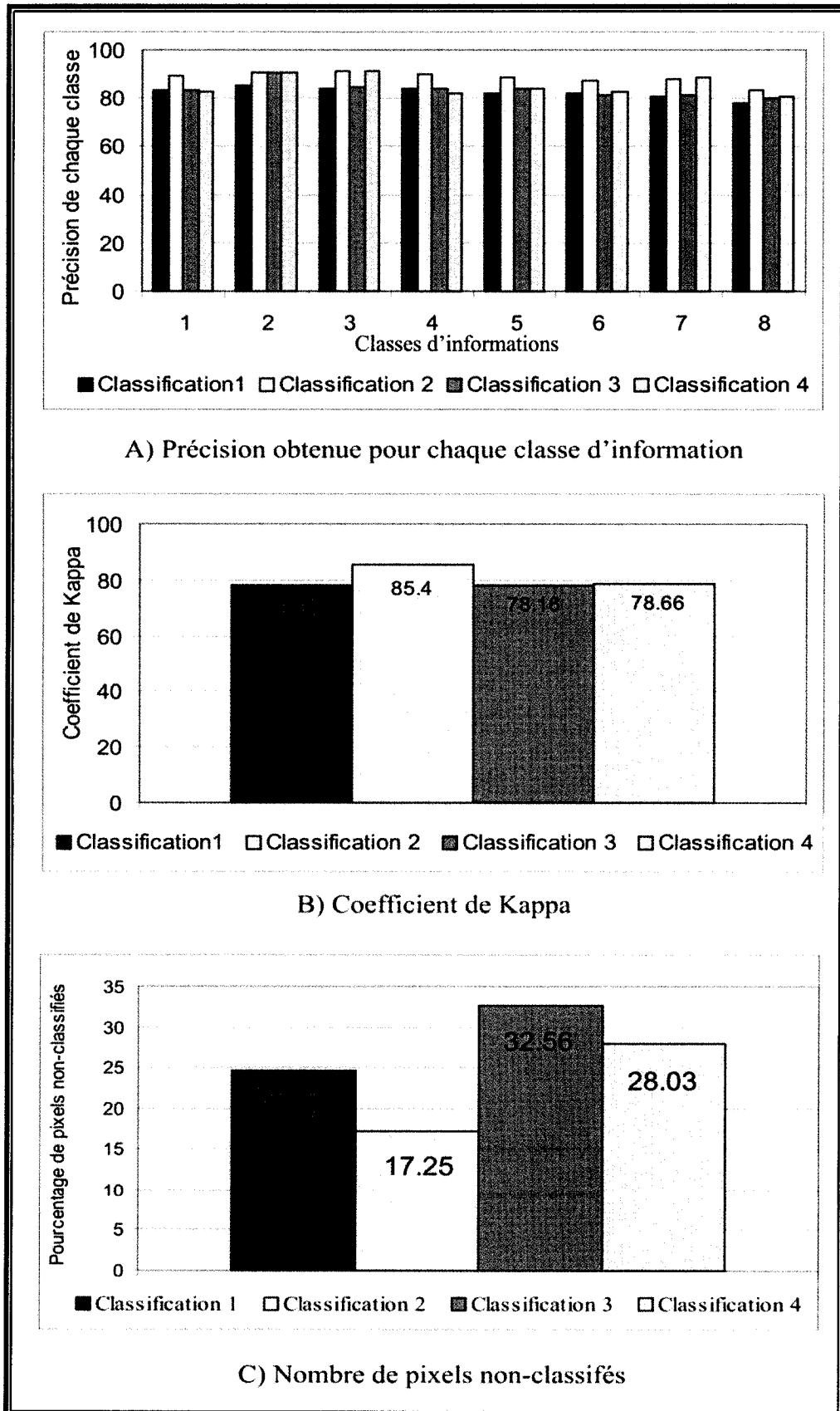
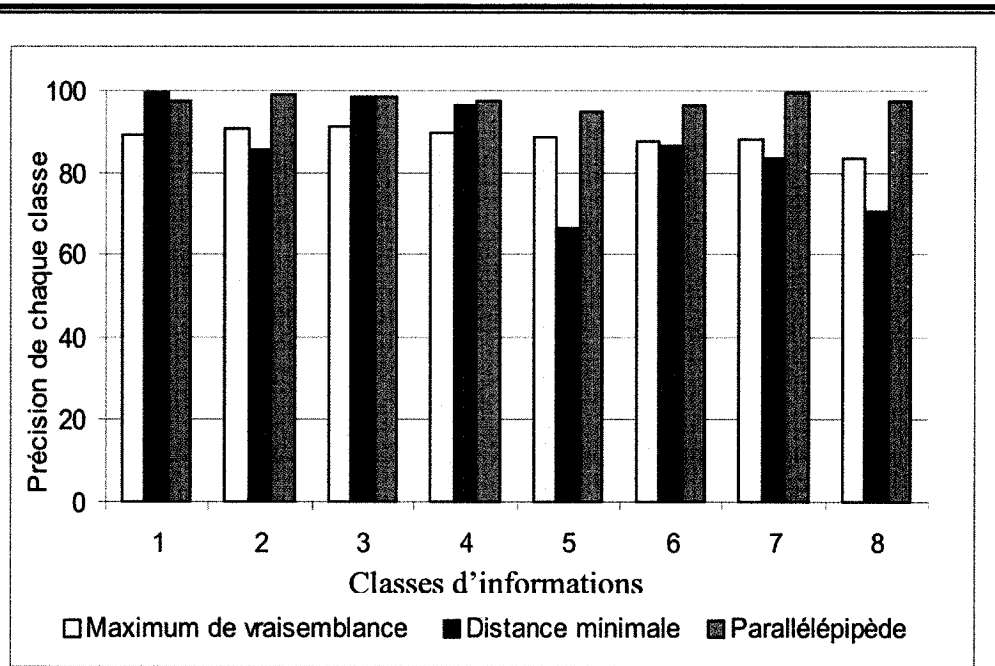


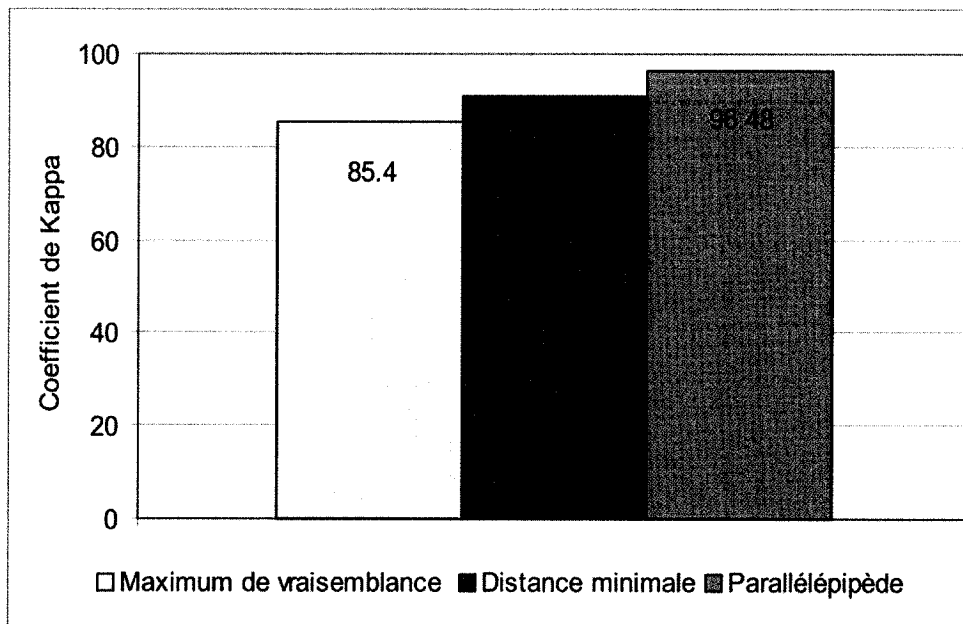
Figure 4.6 : Précision des classifications (A, B et C)

L'impact de l'intégration des indices de végétation à la classification a été évalué au moyen des classifications 3 et 4. Les indices de végétation constituent une mesure quantitative de la biomasse (Caloz et Collet, 2001). Deux indices ont été utilisés, soient le NDVI (classification 3) et le TDVI (classification 4). L'intégration du TDVI a produit des résultats supérieurs à ceux obtenus lors de l'intégration du NDVI. En effet, la précision de certaines classes, notamment les classes 3 (feuillus) et 7 (végétation herbacée) s'avère relativement meilleure lors de l'intégration du TDVI à la classification. Quant au nombre de pixels non-classifiés, il s'avère supérieur pour la classification 3. Cependant, ces résultats demeurent inférieurs à ceux résultant de la classification 2 (figure 4.6). Il est remarqué que l'intégration du NDVI et TDVI a produit, par rapport à la classification 2, des résultats inférieurs au niveau de la précision de chaque classe d'information, du coefficient de Kappa et du nombre de pixels non-classifiés. À la suite de cette analyse, il est possible d'affirmer que la combinaison de bandes spectrales employées lors de la classification 2 (2, 3, 4, 5 et 7) procure les meilleurs résultats. Elle sera donc utilisée pour comparer les algorithmes de classification entre eux.

Après avoir identifié les canaux qui offrent la meilleure discrimination entre les différentes classes considérées, un total de trois algorithmes de classification multispectrale ont été comparés entre eux sur la base de deux critères soient :1) la précision obtenue pour chaque classe d'information (figure 4.7-A) et 2) le coefficient de Kappa (figure 4.7-B). Ces algorithmes sont le maximum de vraisemblance (classification 2), la distance minimale (classification 5) et le parallélépipède combiné au maximum de vraisemblance (classification 6).



A) Précision de chaque classe d'information



B) Coefficient de Kappa

Figure 4.7 : Précisions des classifications en fonction de l'algorithme sélectionné (A et B)

L'analyse de la figure 4.7-A présente la précision obtenue pour chaque classe d'information selon l'algorithme employé. Elle révèle que les plus précises sont les classes 1, 3 et 4 (soient l'eau, les feuillus et les conifères). Les classes 5 et 8 (sol nu et tourbières) possèdent une précision plus faible. En effet, une précision inférieure à 80 % est associée à ces dernières pour l'algorithme de la distance minimale. Afin d'avoir des résultats acceptables, la précision de chaque classe doit d'être supérieure à 80% (Knick *et al.*, 1997). La faible précision de ces classes s'explique par le fait qu'elles sont très hétérogènes spectralement et contiennent donc une forte variabilité spectrale. La matrice de confusion montre que leurs erreurs de commission et d'omission sont élevées, diminuant le pourcentage de pixels bien classifiés.

L'algorithme « parallélépipède couplé avec le maximum de vraisemblance » offre le plus fort coefficient de Kappa, la précision la plus élevée pour la majorité des classes (figure 4.7) et un faible pourcentage de pixels non-classifiés soit 0,11 %. L'efficacité de l'algorithme parallélépipède diminue en présence d'un chevauchement des classes spectrales, particulièrement observé lorsque les classes présentent une forte étendue spectrale (écart-type). PCI, le système de traitement d'image utilisé, permet lors de l'utilisation de la méthode parallélépipède d'appliquer l'algorithme « maximum de vraisemblance » afin de classer les pixels situés dans les zones de chevauchement. Cette méthode, qui combine les algorithmes paramétriques (maximum de vraisemblance) et non-paramétrique (parallélépipède) convient bien au milieu hétérogène qu'est l'environnement forestier. En effet, l'hétérogénéité du milieu complique l'application d'un algorithme paramétrique puisque certaines classes d'informations ne présentent pas une distribution normale comme il est généralement supposé lors de l'emploi de ce type d'algorithme. La figure 4.8 illustre la

carte finale obtenue par la méthode parallélépipède. La précision élevée de chaque classe est compilée à la figure 4.7 ainsi qu'à la figure 4.8 où chaque classe se représente bien de façon réaliste. La figure 4.8 est donc retenue pour effectuer une comparaison entre le résultat obtenu par la classification supervisée et l'AMSL.

La classification effectuée par l'algorithme du maximum de vraisemblance occupe le second rang au niveau de la précision des classes individuelles. La figure 4.7-A démontre que la précision des classes varie entre 83% et 91%. Quant à une évaluation globale cette classification, la figure 4.7-B démontre que le maximum de vraisemblance offre le plus faible coefficient de Kappa (89,06 %) et produit le plus fort pourcentage de pixels non-classifiés (17,25 %), ce qui diminue la précision de cet algorithme par rapport aux deux autres. Le fait que certains sites d'entraînement ne présentent pas une distribution unimodale, l'aspect probabiliste de cet algorithme se trouve désavantagé. La figure 4.9 représente la carte obtenue par cette classification. Cette dernière présente une bonne cartographie des classes ayant une précision statistique relativement élevée, soient les classes 1, 2, 3 et 4 (eau, eau peu profonde, feuillus et conifères) et illustre également le nombre élevé de pixels non-classifiés générés par cette classification.

Quant à l'algorithme de la distance minimale (figure 4.10), il produit un coefficient de Kappa de 90,94 % pour une classification globale. Cependant, en observant la figure 4.7-A, on remarque que cette méthode génère dans la majorité des cas la plus faible précision de chaque classe individuelle. Les classes 5 et 8 (sol nu et milieu humide) présentent une faible précision avec respectivement, 66,44 % et 70,69 %. La faible précision de la classe 5 s'explique par la forte variabilité spectrale de cette classe. En effet, une classe possédant une forte variabilité spectrale aura des pixels éloignés de son centroïde, lesquels risquent donc de

se trouver plus près du centroïde d'une autre classe. Ces pixels sont alors mal classifiés. La figure 4.10, illustre clairement le résultat produit par la faible précision de la classe 8 (milieu humide), où un résultat non-conforme à la réalité terrain est observé. Une précision variant autour de 80 % est observée pour les classe 2, 6 et 7 (eau peu profonde, semi-dénudé et végétation herbacée). Cette méthode a permis de produire de bons résultats pour les classes 1 et 4 (eau et conifères) (figures 4.7-A et 4.10). Bien qu'une précision élevée soit observée pour la classe 4 (feuillus) (figure 4.7-A), la figure 4.10 présente des résultats peu conformes à la réalité terrain pour cette classe.

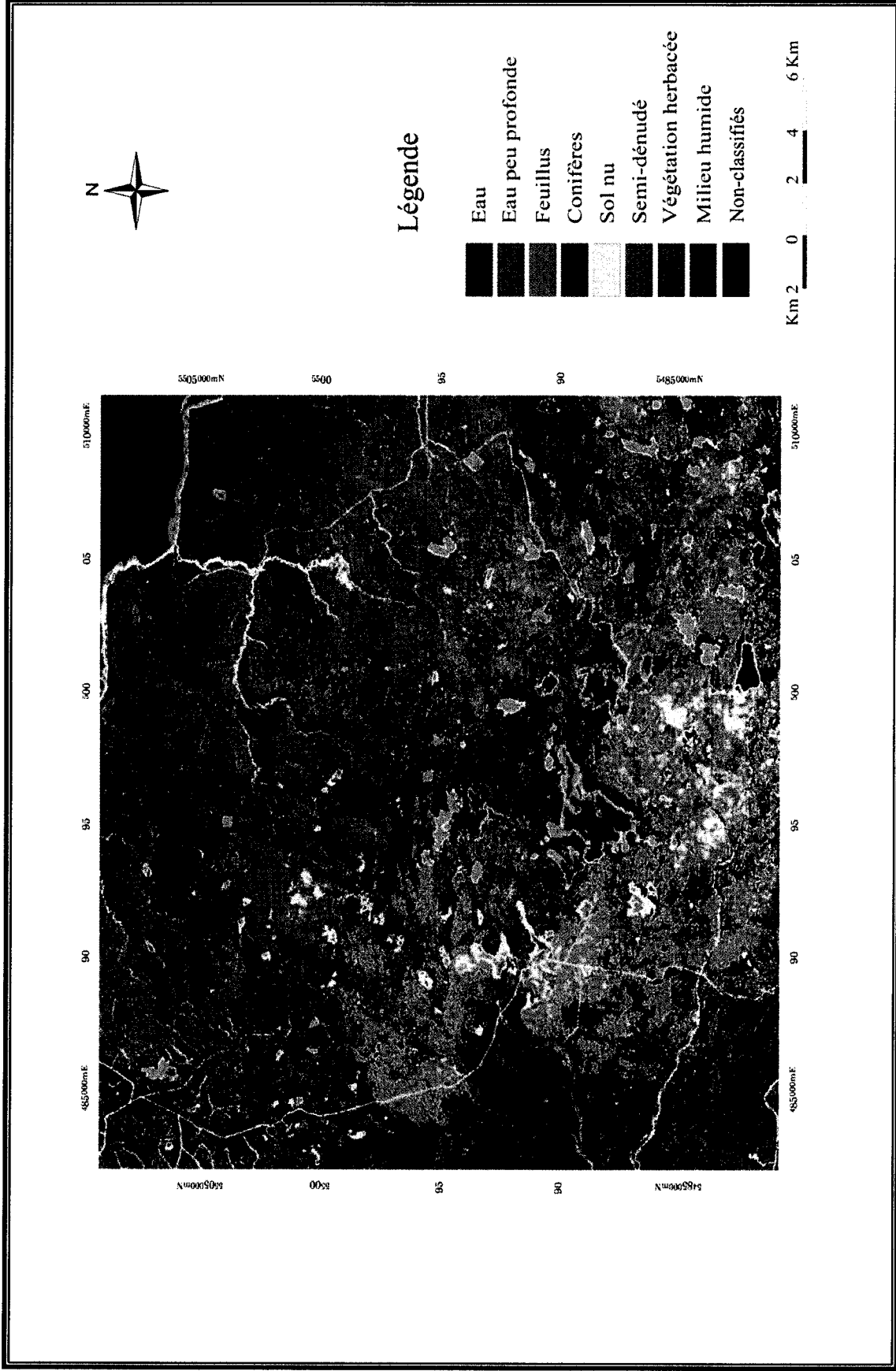


Figure 4.8 : Classification réalisée à l'aide de l'algorithme parallélépipède couplé au maximum de vraisemblance (classification 6).



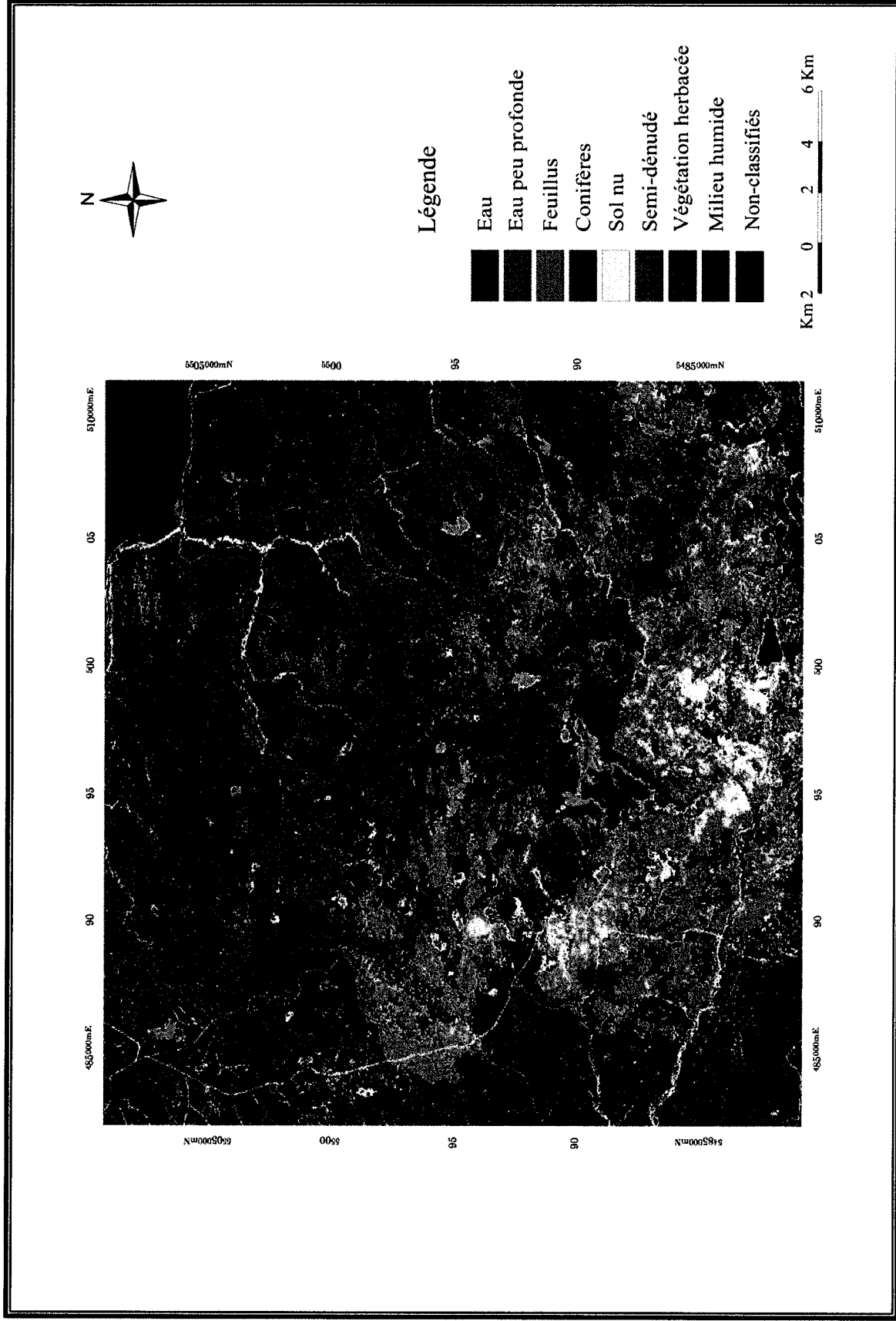


Figure 4.9: Classification réalisée à l'aide de l'algorithme maximum de vraisemblance (classification 2)

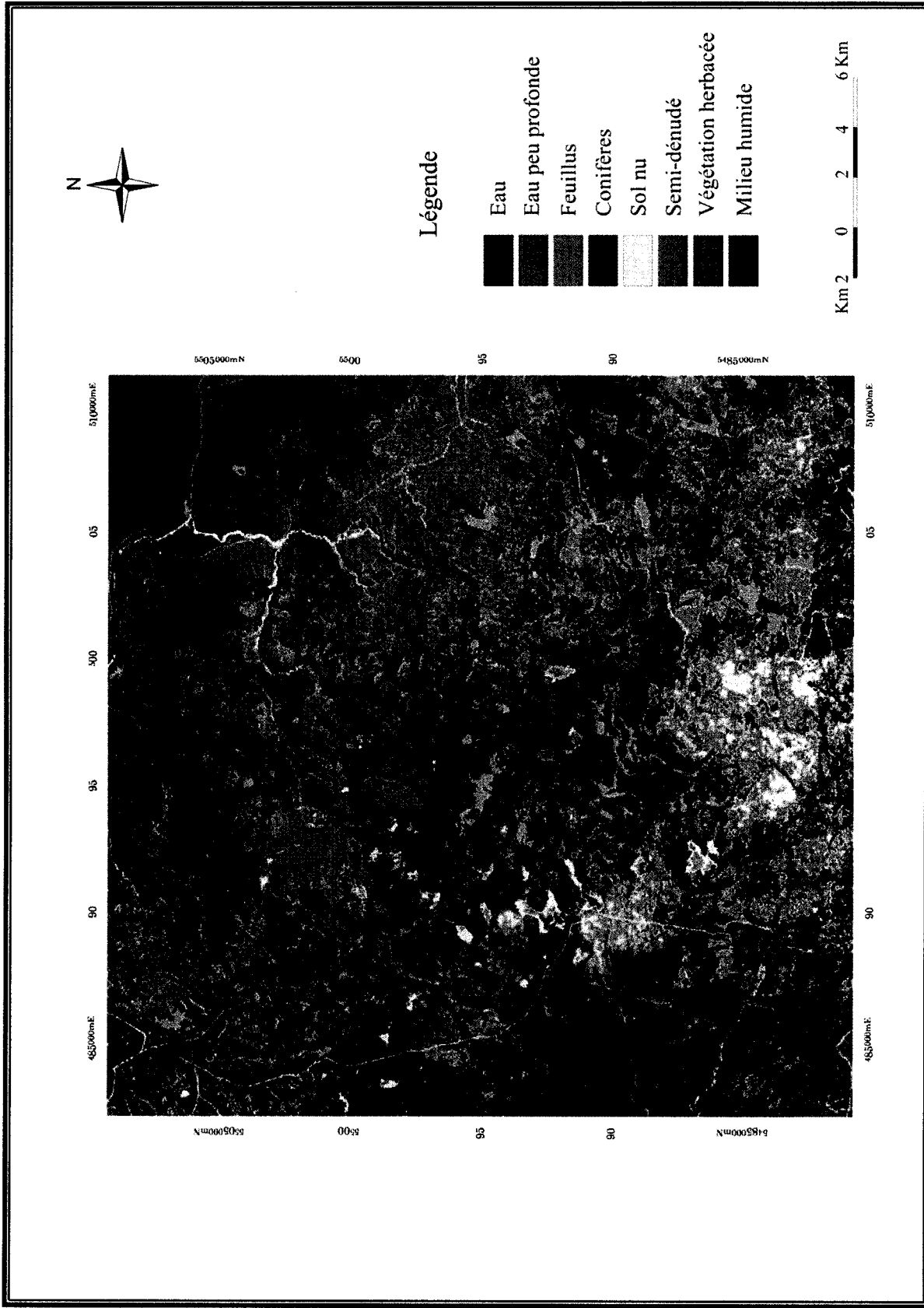


Figure 4.10 : Classification réalisée à l'aide de l'algorithme de la distance minimale (classification 5)

#### **4.5. Sélection des composantes spectrales homogènes pures pour l'analyse de mixture spectrale**

La sélection des composantes spectrales homogènes pures s'avère l'étape fondamentale du processus de l'AMSL. Elles doivent être bien distinctes les unes des autres et couvrir les variations spectrales majeures retrouvées dans l'image. La figure 4.11 présente l'espace spectral formé par les composantes principales 1 et 2 de l'image. Cette figure montre clairement que les variations spectrales majeures de l'image peuvent être représentées par cinq composantes homogènes correspondantes aux 5 extrémités du scatterogramme : eau, eau peu profonde/calcaire, forêt, végétation herbacée et sol nu.

Lors de l'expérimentation de la méthode d'AMSL, différents ensembles de composantes homogènes ont été évalués. Les composantes homogènes montrant la combinaison optimale sont présentées à la figure 4.12. Elles ont été extraites selon les deux méthodes présentées au chapitre 2 : à partir des mesures au sol et à partir des composantes principales de l'image. Quatre des cinq composantes homogènes, soient l'eau, la forêt, la végétation herbacée et les sols nu ont été choisies sur de l'image alors que la composante du calcaire a été extraite à partir des mesures au sol à cause de la difficulté d'extraire cette composante de l'image. En effet, plusieurs des pixels représentant le calcaire sont situés dans les lacs à niveau variable et sont recouverts d'eau à diverses profondeurs. Des composantes homogènes extraites par des mesures au sol étaient disponibles pour les classes sol nu, forêt et végétation herbacée. Pour ces composantes homogènes, les résultats sont supérieurs avec leur extraction sur l'image puisque ces dernières ont été acquises sous les mêmes conditions que l'image. Une sixième composante homogène, l'ombre, a également été introduit dans le modèle d'analyse de mixture spectrale. En observant la figure 4.12, on remarque que les

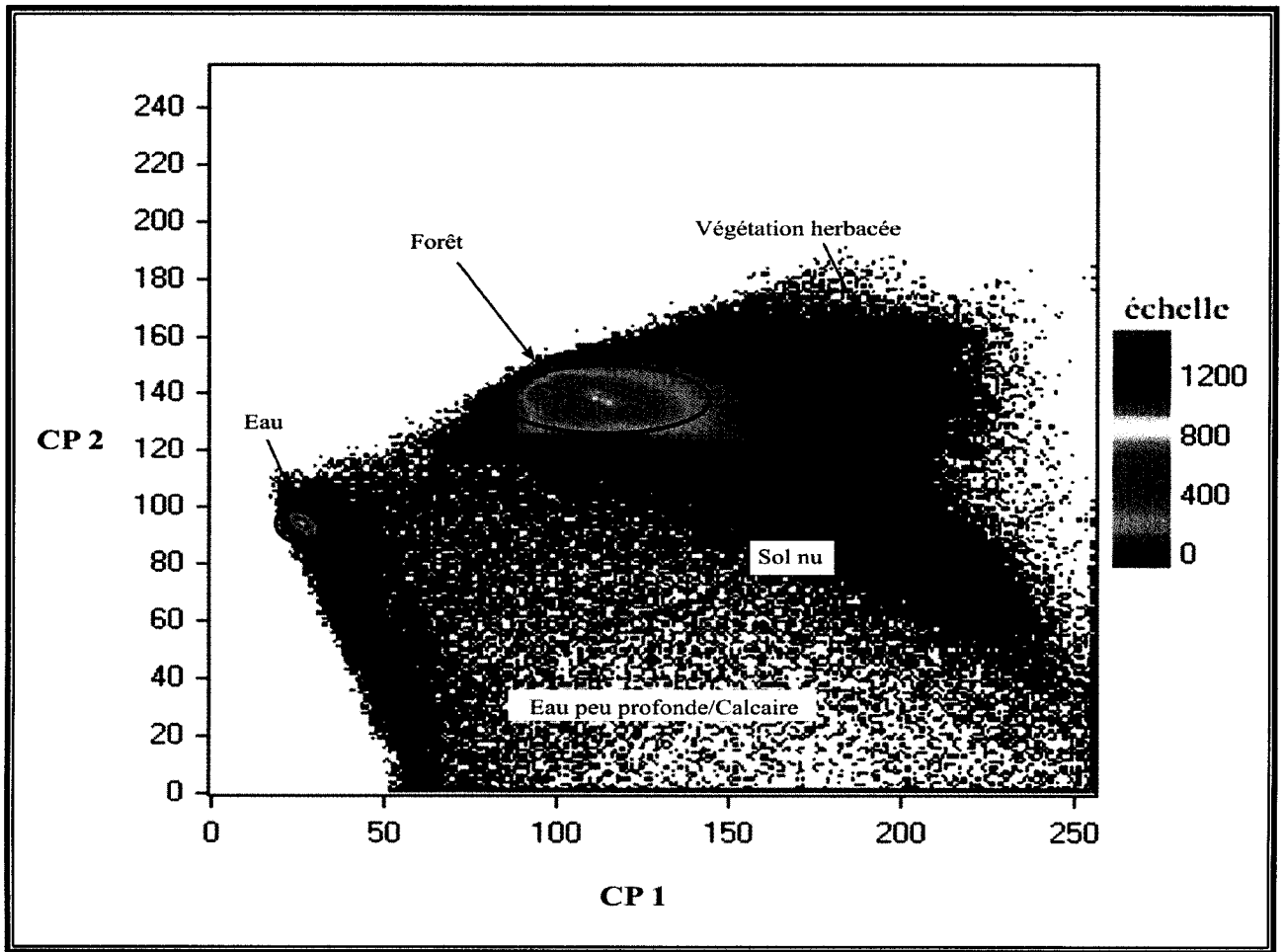


Figure 4.11 : Scatterogramme des composantes principales 1 et 2

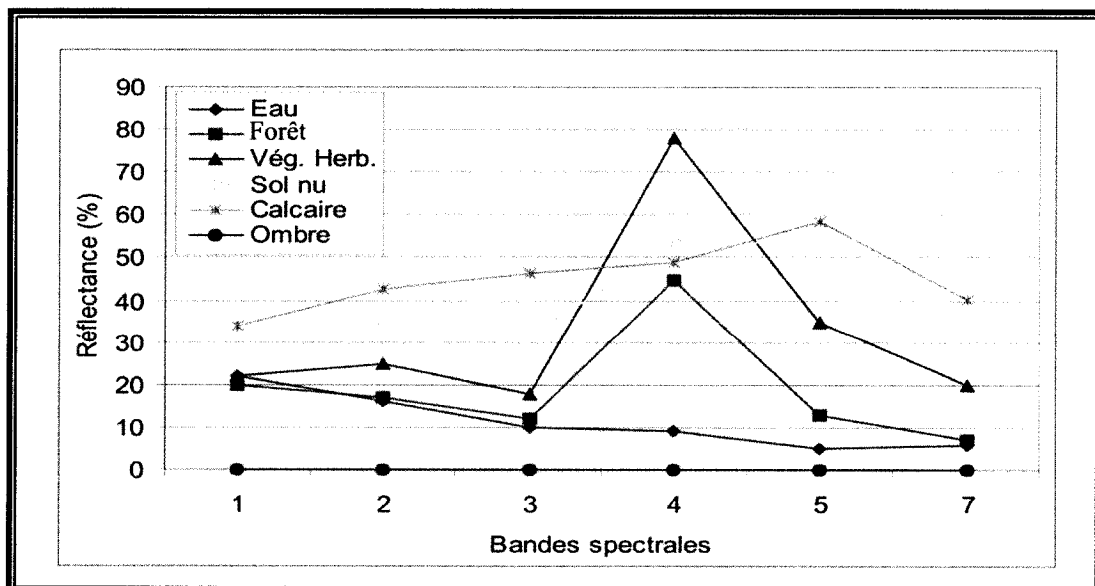


Figure 4.12: Les composantes homogènes sélectionnées à partir des composantes principales

composantes homogènes sont distinctes dans toutes les bandes à l'exception de la bande 1. Dans cette dernière, on constate une certaine confusion entre les composantes spectrales homogènes causée par la diffusion atmosphérique.

#### **4.6. Analyse des fractions (abondance relative)**

Les six composantes homogènes retenues à la section précédente ont permis de produire six images d'abondance relative (figure 4.13 A-F). Sur une échelle du blanc au noir, le blanc indique les endroits où les fractions d'une composante homogènes sont maximales alors que le noir signifie son absence totale.

La fraction « eau » (figure 4.13-A) montre d'abord parfaitement la portion visible du golfe du St-Laurent au nord-est de l'image. Cette composante homogène représente aussi les zones profondes des lacs du secteur d'étude. Par contre, les tons sombres des contours de lacs indiquent des variations importantes du niveau de l'eau, ne pouvant être modélisées à l'aide de cette composante homogène.

La fraction « forêt » (figure 4.13-B) regroupe les conifères et les feuillus. Contrairement à la classification supervisée, une classe unique les regroupe. En effet, la figure 4.11 illustre une seule extrémité qui regroupe les pixels du couvert forestier de forte densité. De plus, les pixels de l'image associés à cette classe représentent généralement une mixture des feuillus et des conifères. La possibilité de modéliser ces deux classes séparément a été explorée, mais sans résultat satisfaisant. La composante de la forêt s'avère difficile à modéliser parfaitement à l'aide d'une seule composante spectrale. Toutefois, le choix de plusieurs composantes spectrales pures représentant les différentes classes forestières n'améliore pas les résultats vu la faible distinction spectrale entre elles, notamment dans les bandes 1 et 3 (figure 3.14-A).

La troisième composante homogène intitulée « végétation herbacée » (figure 4.13-C) regroupe la végétation herbacée et les milieux humides et offre une excellente représentativité de ces deux classes. Les secteurs de végétation herbacée forment de grands ensembles uniformes facilement identifiables par leur forme sur l'image de fraction ainsi que sur la carte de validation par rapport à la vérité terrain. On remarque également que cette fraction montre une certaine complémentarité avec celle de la forêt (figure 4.13-B).

Deux composantes homogènes ont été choisies pour représenter les sols nus (figure 4.13-D) et le calcaire (figure 4.13-E). La figure 4.13-D illustre bien les endroits dénudés sur le plateau central de l'île ainsi que les routes. La composante du calcaire correspond aux contours des lacs à niveau variable, au littoral, à certains endroits où l'eau est peu profonde et aux lacs asséchés. Une légère confusion est remarquée entre ces deux composantes homogènes au niveau de la modélisation des rivières.

La dernière composante montre l'ombre qui est relativement absente sur l'image (figure 4.13 F). Cette fraction s'avère maximale pour certains lacs, situés dans le sud-est de l'image. Le secteur ouest de l'image, représenté en gris pâle, indique une présence d'ombre qui illustre, entre autres, la différence d'illumination entre ce secteur représentant en réalité la forêt et le secteur modélisé comme de la forêt sur la carte de fraction 4.14-B. Il est important de rappeler que nous n'avons pas corrigé l'effet de la topographie sur notre image, ce qui explique la présence de ces anomalies.

A l'aide du logiciel PCI, les six fractions ont été combinées dans le but de produire une carte thématique d'occupation du sol, présentée par la figure 4.14. Une comparaison de cette carte par rapport à la réalité terrain suivra au cours du chapitre.

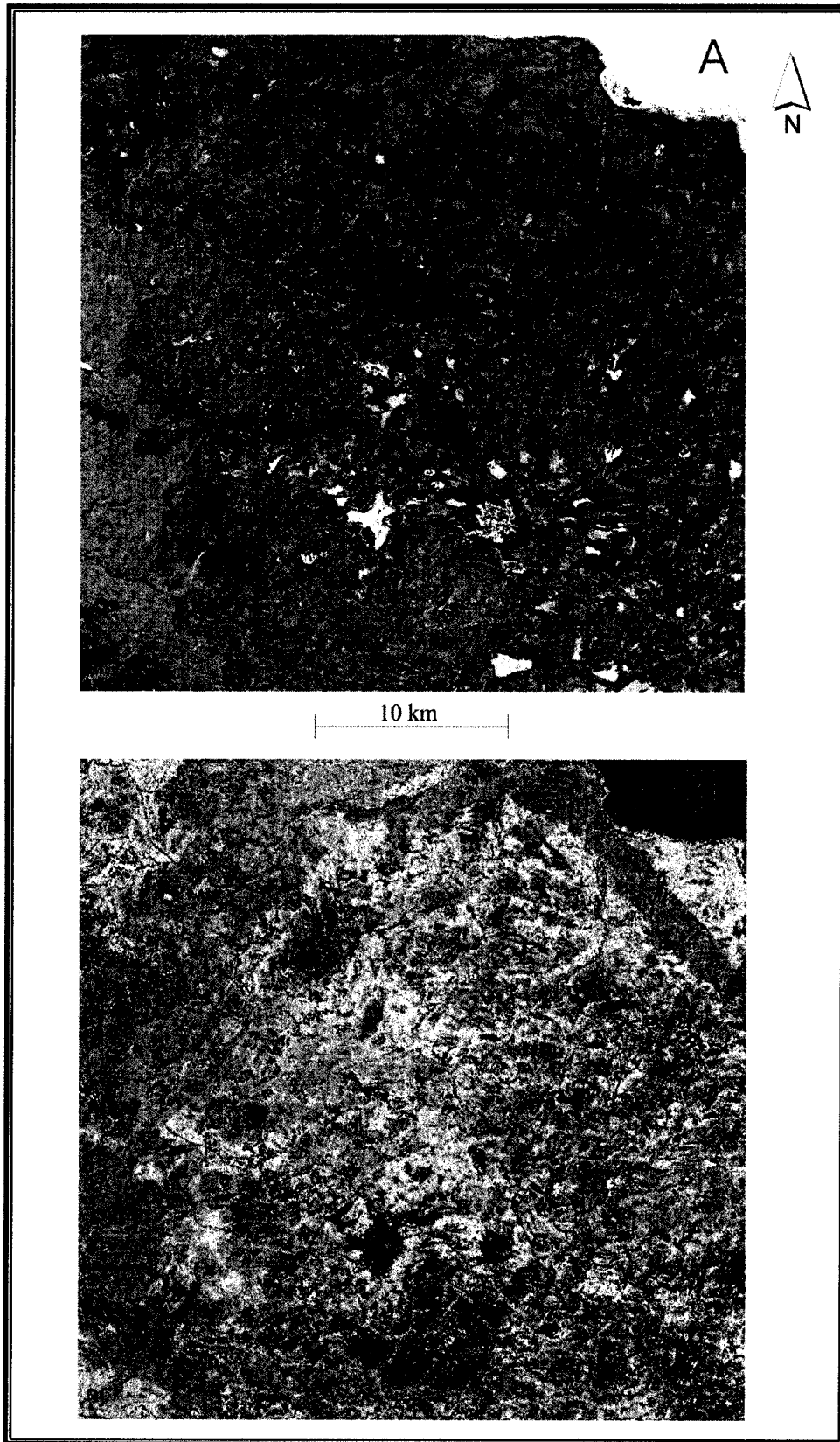


Figure 4.13 : Images de fraction des composantes homogènes eau (A) et forêt (B)

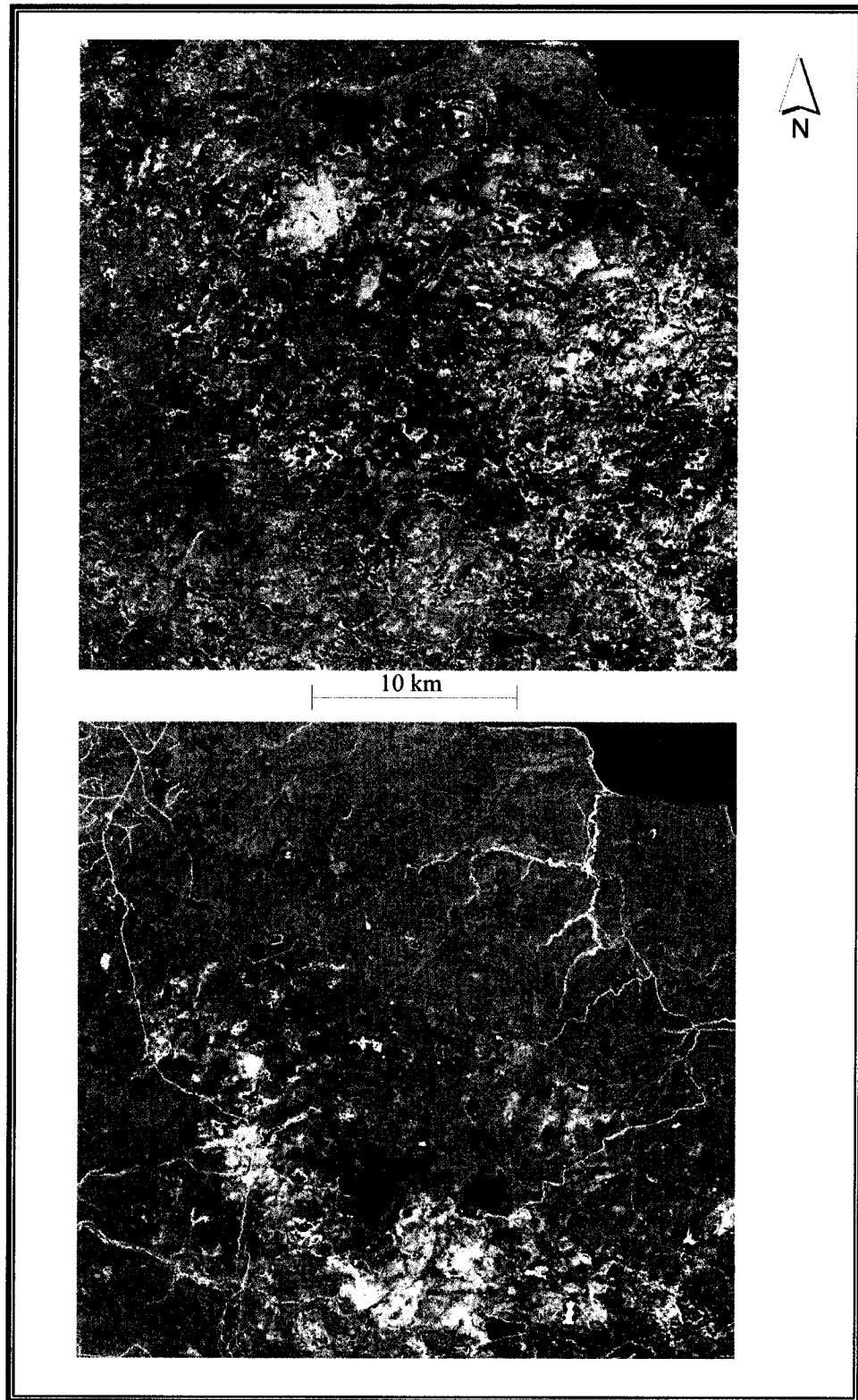


Figure 4.13 : Images de fraction des composantes végétation herbacée (C) et sol nu (D)



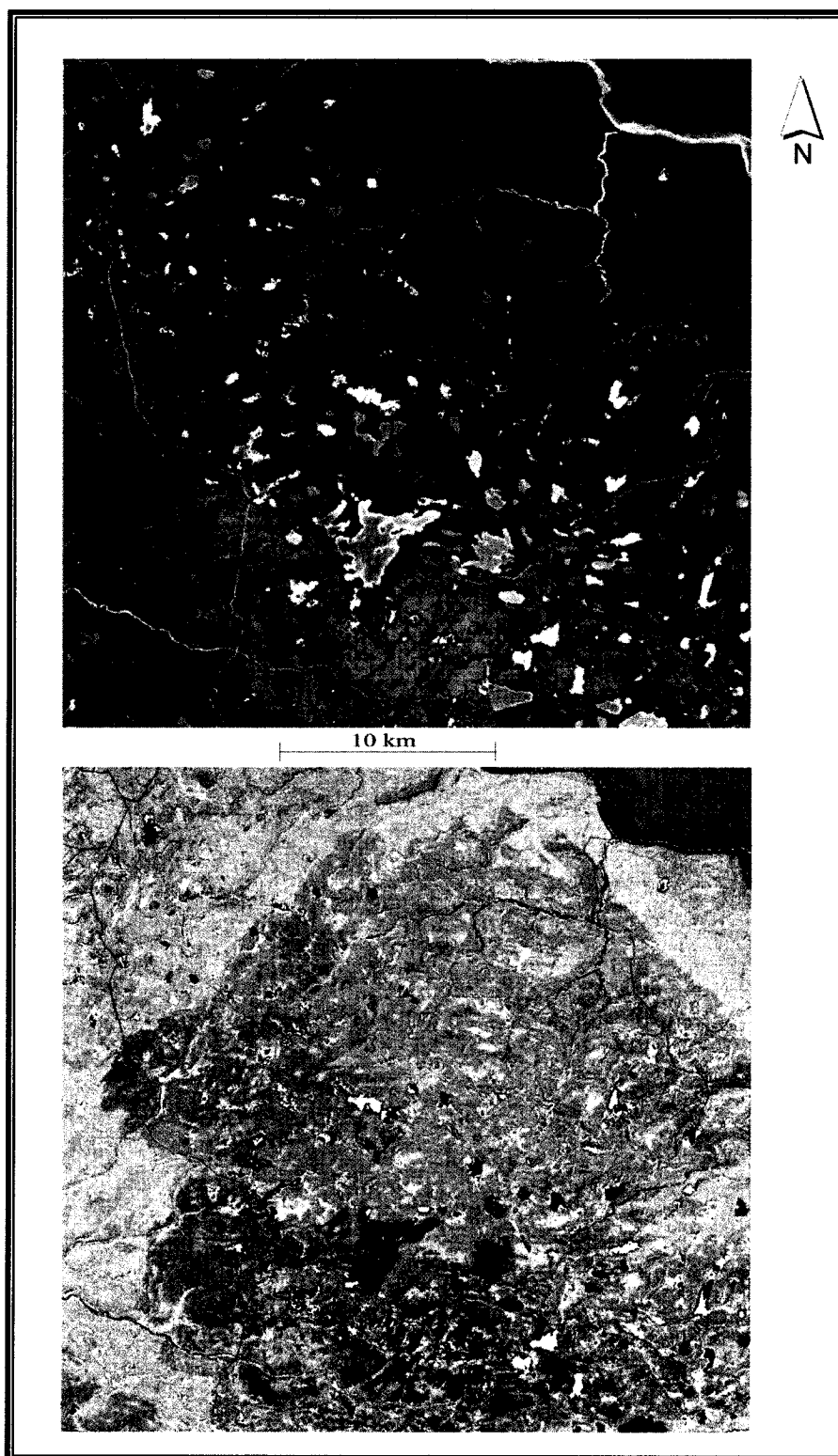


Figure 4.13: Image de fractions des composantes homogènes calcaire (E) et ombre (F)

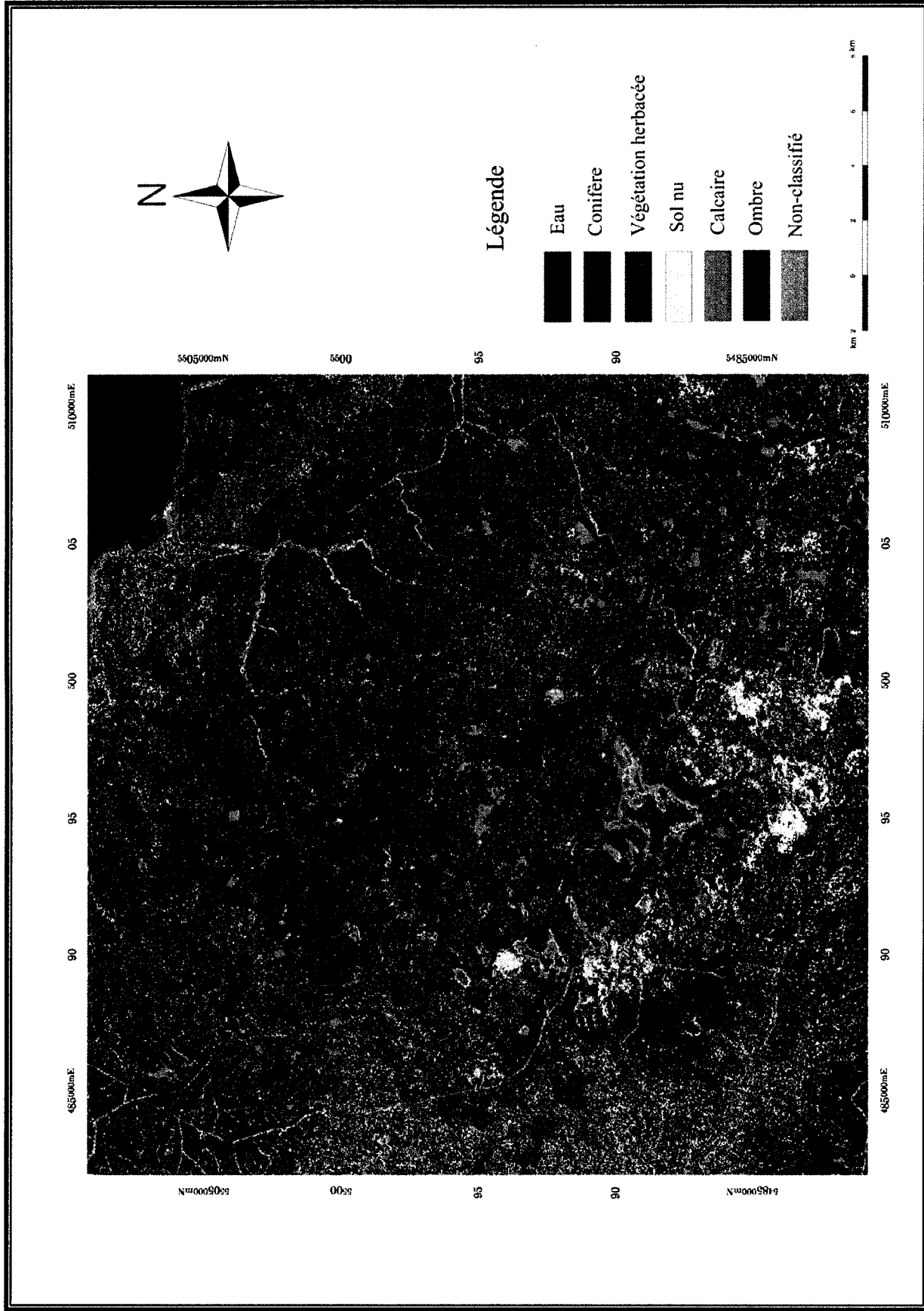


Figure 4.14: Cartographie réalisée à l'aide de l'analyse de mixture spectrale linéaire

## **4.7. Analyse de la précision des composantes homogènes sélectionnées**

### **4.7.1. Erreur des résiduelles**

L'erreur résiduelle s'emploie pour évaluer la qualité du choix des endmembers dans chaque bande spectrale (figures 4.15 A à F). Toutes les classes, à l'exception du calcaire, présente une faible erreur résiduelle (soit un maximum de 5%). C'est dans la classe du calcaire, en particulier dans les bandes spectrales 1 et 2 (figures 4.15-A et 4.15-B) que se trouvent les plus fortes erreurs résiduelles. En effet, une erreur de 15 % est présente dans la bande 1 alors qu'une erreur de 23 % se trouve dans la bande 2. La correspondance entre l'image et la composante homogène calcaire présente certaines lacunes dues principalement à la lame d'eau recouvrant le calcaire qui produit des variations dans la signature spectrale de cette classe.

### **4.7.2. Erreur quadratique moyenne**

L'erreur quadratique moyenne illustre la différence entre la réflectance mesurée sur l'image et celle modélisée par le processus d'AMSL. Il est donc possible de vérifier si les composantes homogènes choisies représentent bien la variabilité spectrale contenue dans l'image. La figure 4.16 illustre l'erreur quadratique moyenne où les erreurs les plus fortes apparaissent en blanc. On remarque que les erreurs les plus élevées (14 %) affectent principalement la classe des lacs à niveau variable. Ces secteurs ne sont pas bien modélisés par les composantes homogènes sélectionnées étant donné la forte variation de la signature

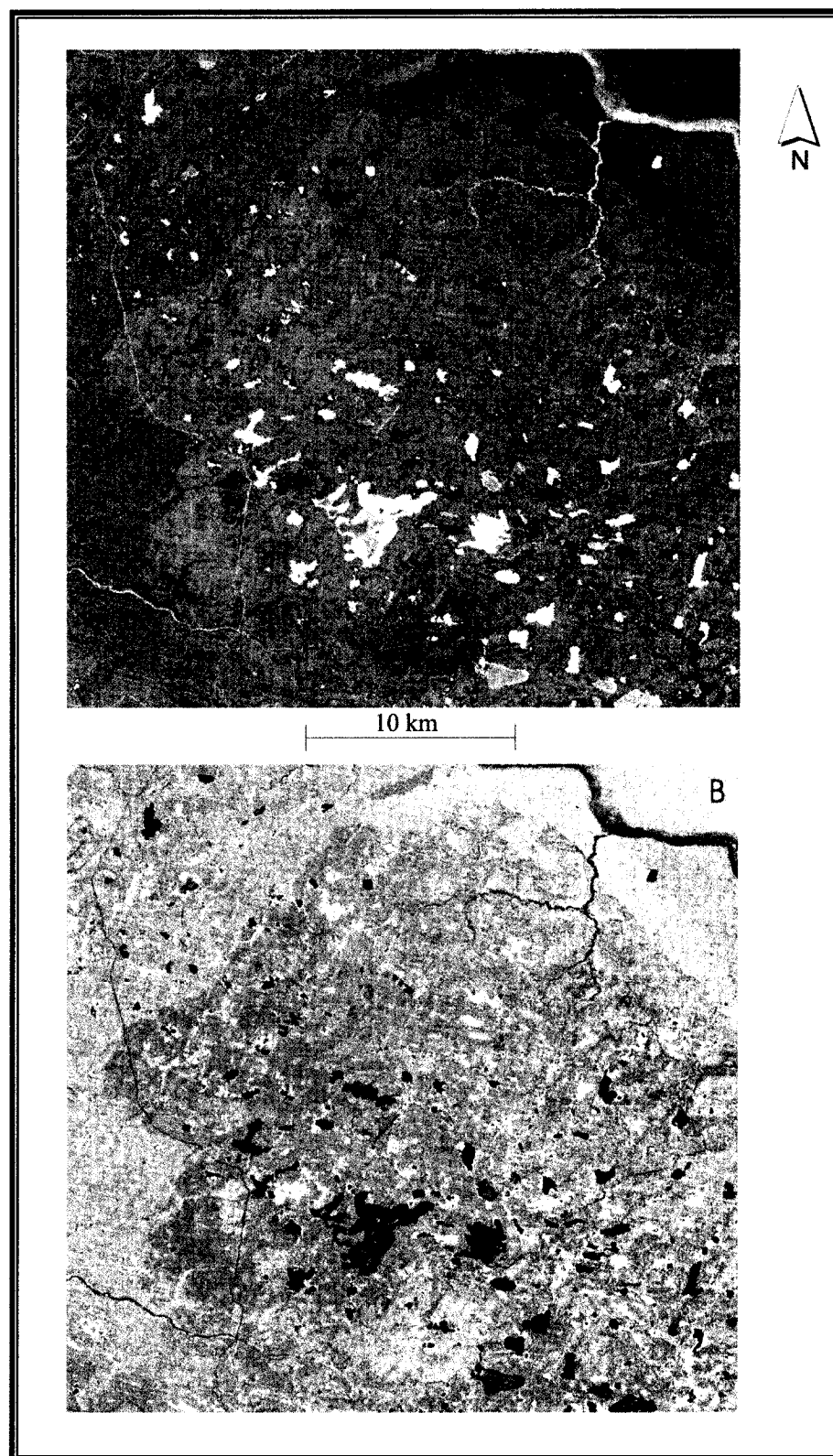


Figure 4.15: Erreurs résiduelles pour les bandes spectrales 1 (A) et 2 (B)

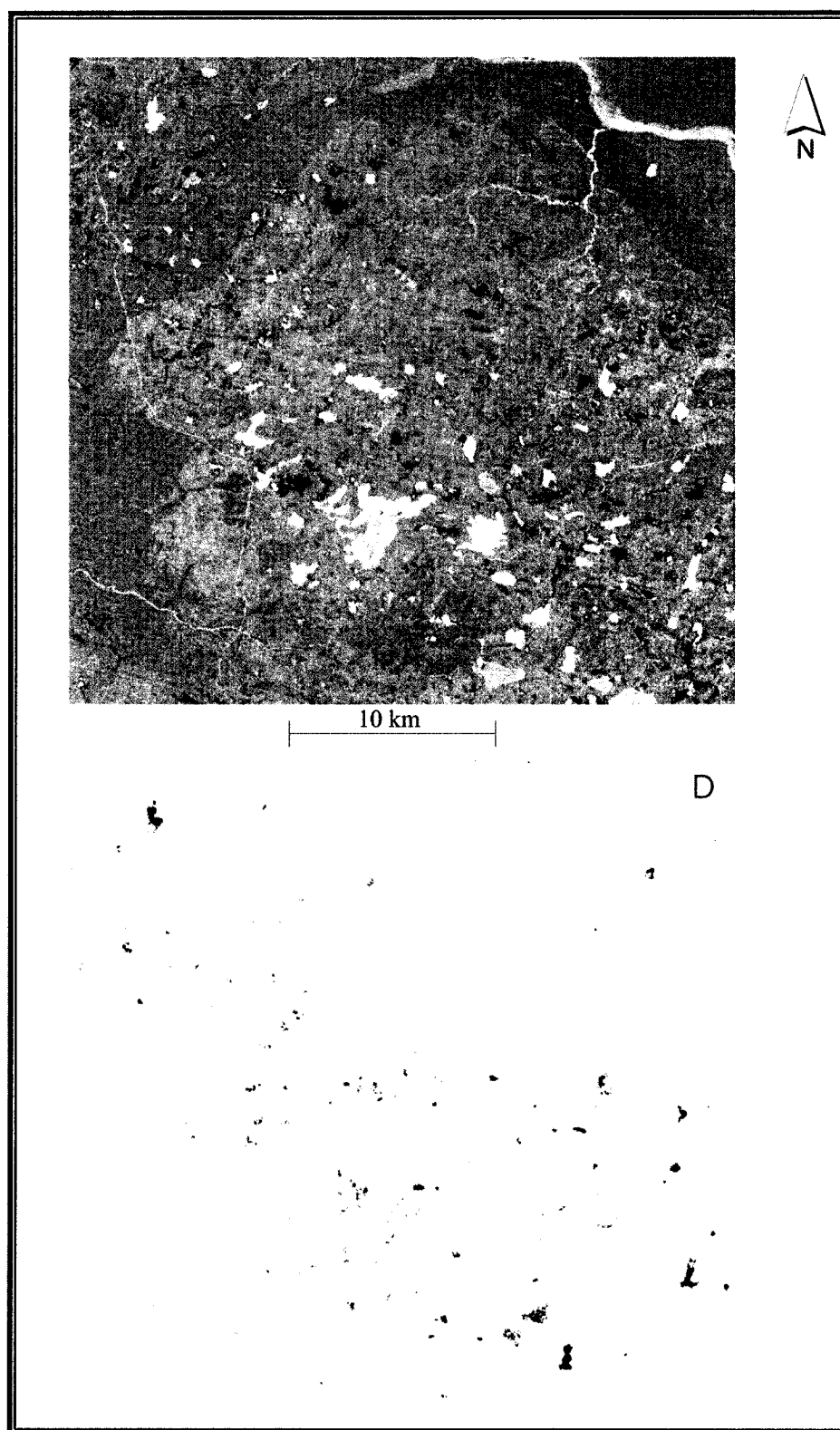


Figure 4.15: Erreurs résiduelles pour les bandes spectrales 3 (C) et 4 (D)

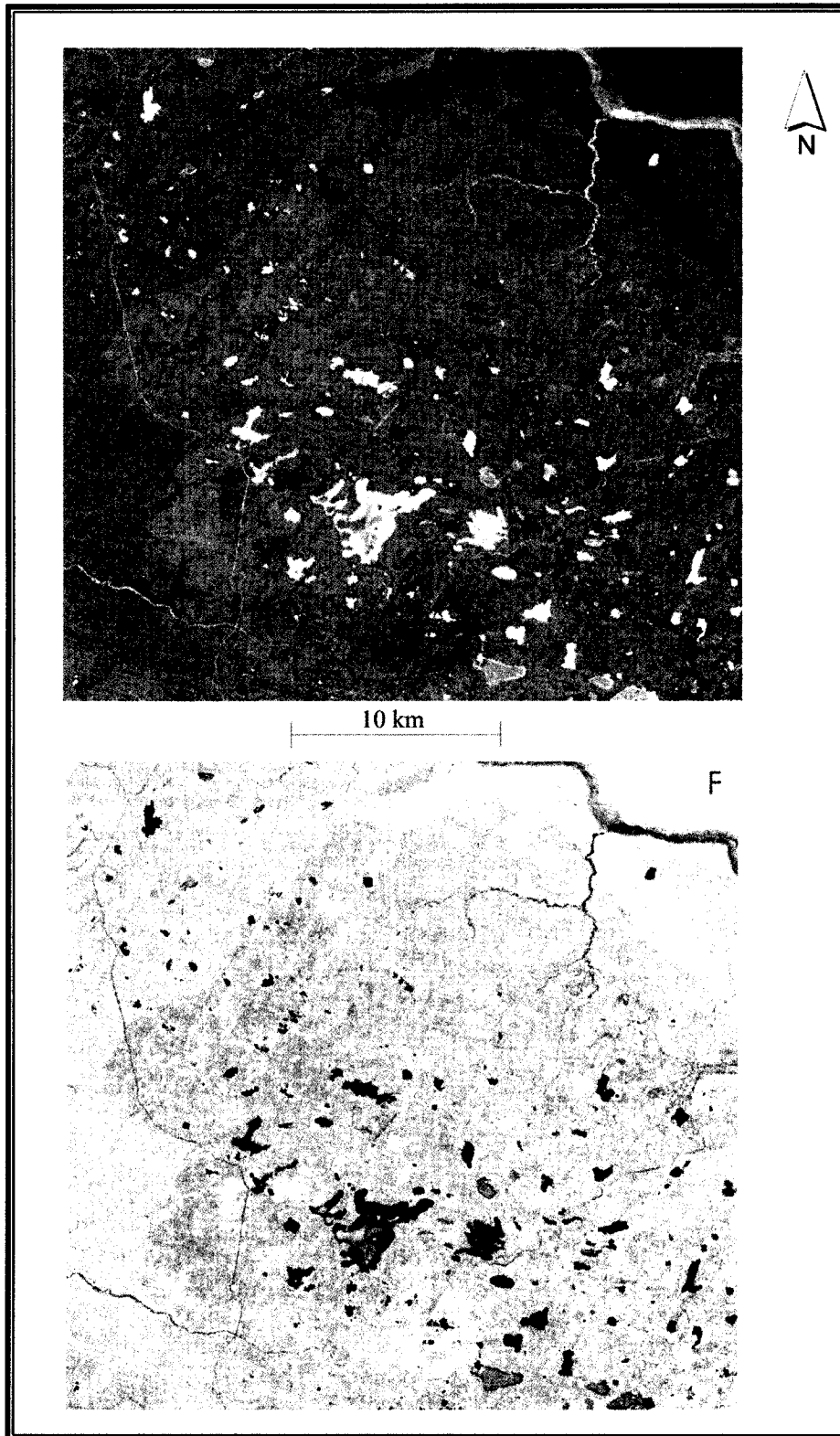


Figure 4.15: Erreurs résiduelles pour les bandes spectrales 5 (E) et 7 (F)

spectrale de ces lacs par rapport à leur profondeur. La composante homogène du calcaire montre les contours des lacs où le calcaire n'est pas ou très peu recouvert d'eau. Les fortes variations spectrales de ces lacs rendent impossible le choix d'une seule composante spectrale pour les modéliser.

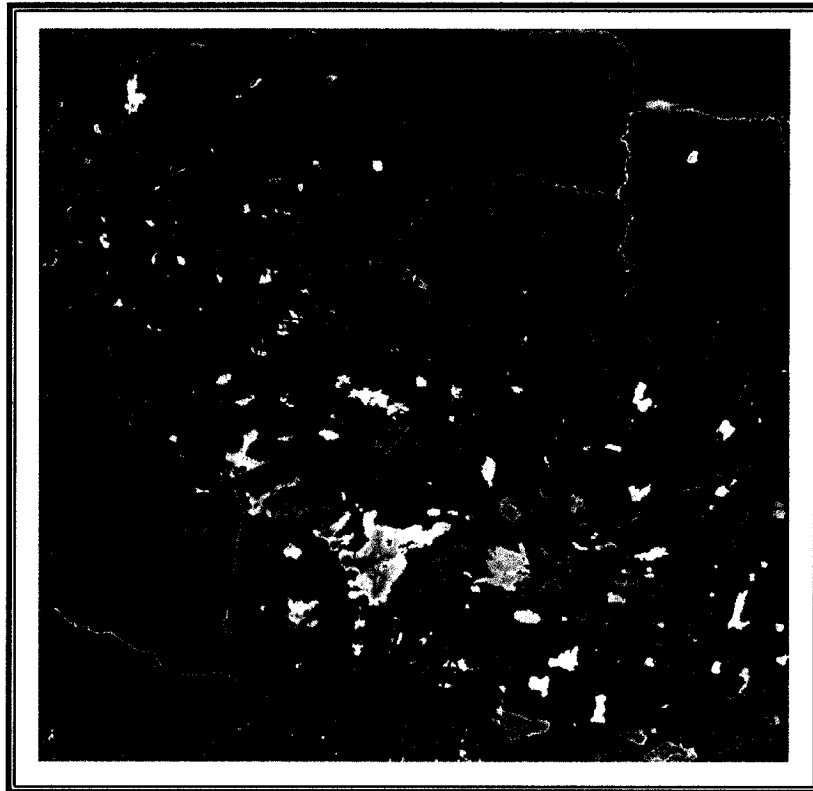


Figure 4.16: Erreur quadratique moyenne pour l'image entière en considérant toutes les composantes homogènes

#### **4.8. Comparaison et validation des cartes obtenues par rapport à la vérité terrain**

La section suivante porte sur la validation des cartes obtenues par la classification supervisée réalisée à l'aide de l'algorithme du parallélépipède combiné au maximum de vraisemblance et la carte des fractions produite par l'AMSL. Les deux méthodes sont comparées par rapport à la réalité terrain en considérant une carte forestière établie par SIG

(figure 4.17) et des relevés GPS acquis au cours de deux missions de terrain (2001 et 2002). La description de ces points relevés par GPS par les méthodes d'AMSL et parallélépipède est résumée à la figure 4.18.

La carte d'occupation du sol utilisée pour la validation est réalisée par l'interprétation de photos-aériennes. Les données provenant de la photo-interprétation ont d'abord subi une première généralisation de la part du photo-interprète. Dans le cadre de cette thèse, la carte a été généralisée de nouveau à l'aide d'un SIG de façon à montrer des classes semblables à celles présentées par les résultats de la télédétection. Deuxièmement, les deux documents possèdent des échelles différentes : les données acquises pour la réalisation de la carte sont à grande échelle alors que les données de la télédétection possèdent une échelle moyenne. Une autre différence se trouve au niveau des dates d'acquisitions des données. En effet, les données ayant servi à l'établissement de la carte forestière ont été acquises en 1987.

La validation classe par classe est effectuée selon une analyse visuelle et débute par la classe « eau ». Il a déjà été mentionné que les lacs à niveau variable causent des variations spectrales majeures dues aux variations du niveau de l'eau. Il est donc impossible au moyen de la télédétection de représenter ces lacs à l'aide d'une seule classe spectrale. C'est pourquoi deux classes ont été désignées à cette tâche : eau et eau peu profonde avec la classification dirigée et les composantes homogènes eau et calcaire avec l'AMSL.

La composante homogène du calcaire permet la cartographie de plusieurs lacs désignés comme « eau peu profonde » lors de la classification supervisée. Cette dernière offre de meilleurs résultats quant à la cartographie de l'eau puisque l'AMSL n'a pas permis de bien représenter les différents niveaux d'eau au moyen des composantes homogènes sélectionnées car de nombreux pixels demeurent non-classifiés (point 1, figure 4.17 et 4.18).



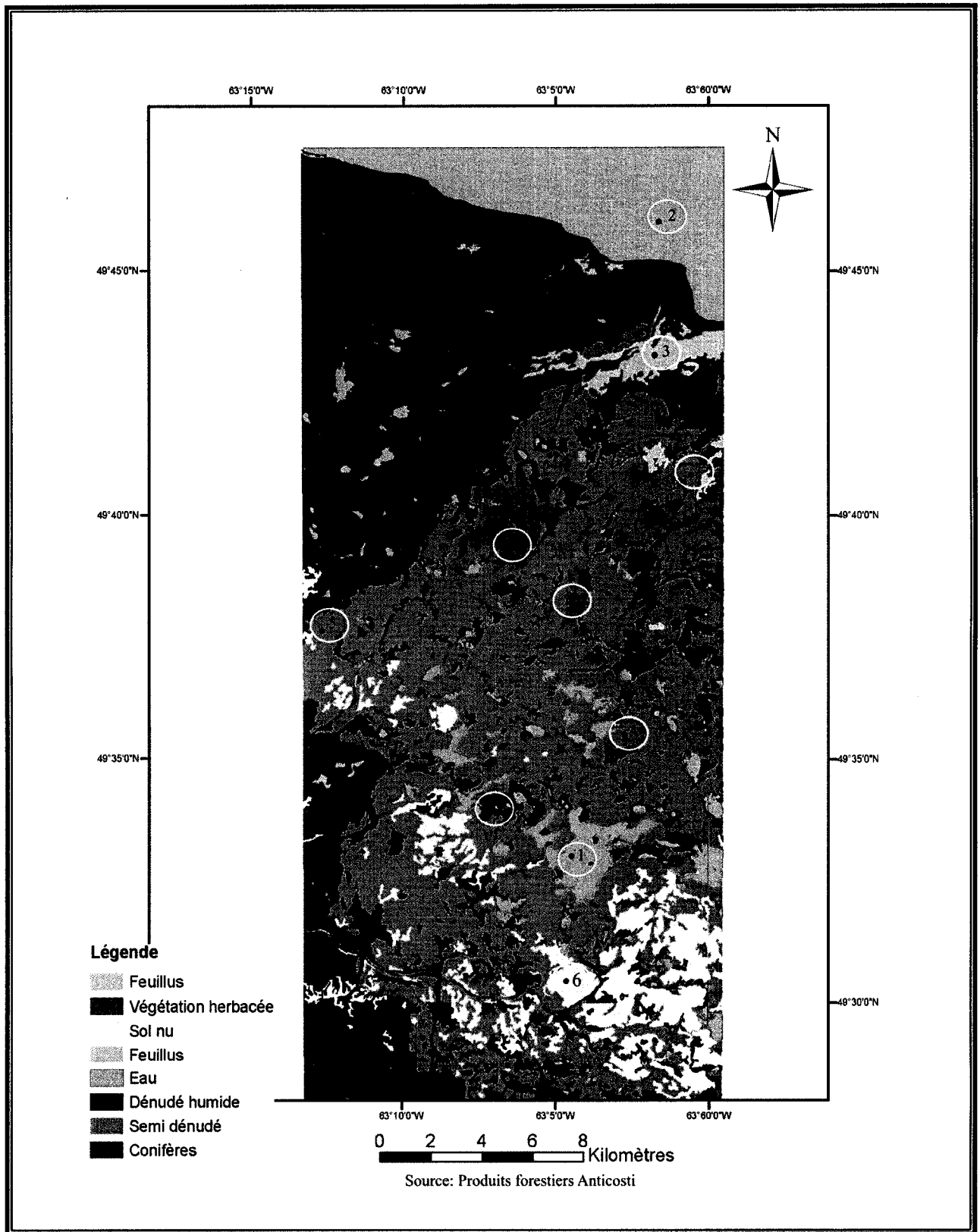


Figure 4.17: Carte présentant les points de validation terrain

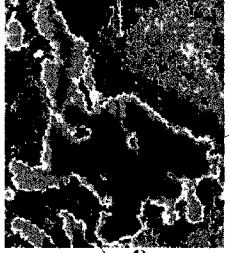
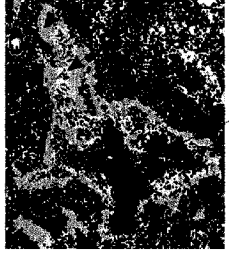

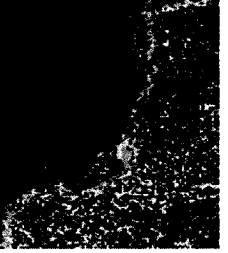


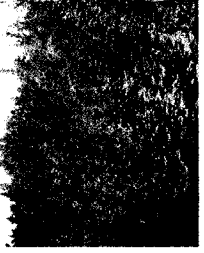
Points	Classification dirigée	Analyse de mixture spectrale	Description terrain
1	 <p>Eau peu profonde</p> <p>Eau</p>	 <p>Calcaire</p> <p>Non-classifiés</p> <p>Eau</p>	<p>Lac dont les contours sont asséchés ou recouverts d'eau peu profonde.</p>
2	 <p>Eau</p>	 <p>Forêt</p> <p>Eau</p>	<p>Golfe du St-Laurent. Partie nord de l'île d'Anticosti</p>
3	 <p>Feuillus</p> <p>Conifères</p>	 <p>Non-classifiés</p> <p>Forêt</p> <p>Végétation herbacée</p>	<p>Secteur de forêt mixte Forte présence de feuillus matures. Régénération de conifères.</p> 

Figure 4.18: Points de validation par rapport à la vérité terrain

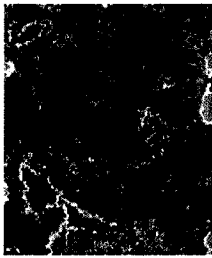
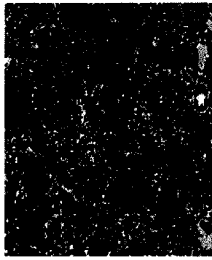
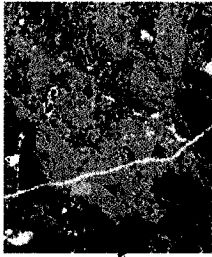
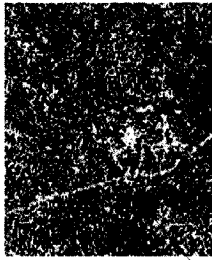
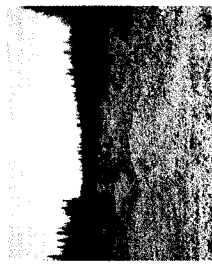
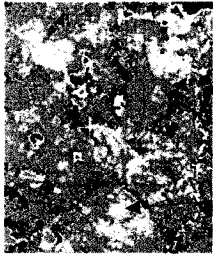
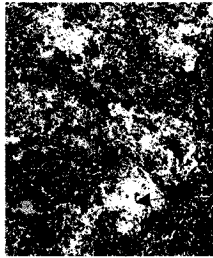

Points	Classification dirigée	Analyse de mixture spectrale	Description terrain
4	 <p>Conifères</p>	 <p>Forêt</p>	<p>Par référence à la figure 3.6, ce secteur présente une densité du couvert forestier de 60 à 100%.</p> <p>*Note: Les données de la figure 3.6 proviennent de la même source que la carte de validation employée présentement, soit la figure 4.17</p>
5	 <p>Conifères</p> <p>Semi-dénué</p> <p>Sol nu</p>	 <p>Forêt</p> <p>Sol nu et calcaire</p>	<p>Forêt moyennement dense avec sol sous-jacent visible composé de végétation herbacée.</p> 
6	 <p>Sol nu</p> <p>Semi-dénué</p>	 <p>Sol nu</p> <p>Végétation herbacée</p>	<p>Sol sous jacent très visible. Composé d'un mélange de lichen et de sol rocailloux</p> 

Figure 4.18: Points de validation par rapport à la vérité terrain (suite)

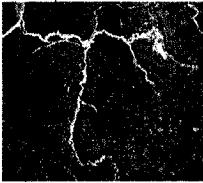


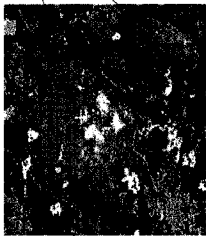


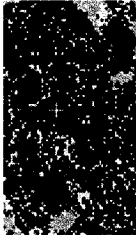


Points	Classification dirigée	Analyse de mixture spectrale	Description terrain
7	 <p>Sol nu</p>	 <p>Mélange de sol nu et de calcaire</p>	<p>Rivière avec majorité de sol nu</p> 
8	 <p>Végétation herbacée</p>	 <p>Végétation herbacée</p>	<p>Végétation herbacée très dense</p>
9	 <p>Milieu humide</p>	 <p>Végétation herbacée</p>	<p>Tourbières et végétation herbacée très dense</p>
10	 <p>Non-classifié</p>	 <p>Ombre</p>	

Figure 4.18: Points de validation par rapport à la vérité terrain (suite)

Lors de la classification, il est possible de définir un ensemble de pixels qui constitue un intervalle spectral représentant la variabilité spectrale à l'intérieur de la classe « eau peu profonde ». Dans l'AMSL, seul des composantes homogènes sont introduites dans le système. L'opérateur n'a aucun contrôle pour représenter la variabilité spectrale à l'intérieur d'une même classe.

En observant le golfe du St-Laurent au point de terrain 2 (figures 4.17 et 4.18), on remarque que certains des pixels se cartographient dans la catégorie « forêt » avec l'AMSL. En effet, les variations d'illumination des pixels dans le golfe du fleuve St-Laurent sont causées par vagues font varier la réponse spectrale de ces pixels. Lors de la réalisation de la carte des fractions (figure 4.14), ces pixels se retrouvent dans l'intervalle spectral associé à la catégorie « forêt », entraînant alors une mauvaise classification.

La validation de la végétation forestière est établie par les relevés GPS aux points 3 et 4. La carte de validation (figure 4.17) présentait originalement les différentes espèces forestières. Cependant, pour faciliter la comparaison avec les résultats obtenus par la télédétection, les espèces forestières ont été regroupées en deux groupes soient les feuillus et les conifères. Le point 3 atteste qu'une cartographie partielle des feuillus a été accomplie avec la classification supervisée. En effet, plusieurs secteurs de feuillus se trouvent mélangés avec des conifères, comme à ce point de validation (figure 4.18). Cependant, la comparaison des secteurs de « feuillus » avec une carte forestière à l'échelle de 1/20 000 donne l'assurance que ces derniers ont bien été classifiés. Une certaine confusion entre les feuillus et les conifères est possible car leur séparabilité de 1,91 est acceptable mais faible. Lors du choix des sites d'entraînement pour les feuillus, les pixels ont été associés par défaut à cette

catégorie, ce qui peut occasionner des erreurs de classification, particulièrement dans les secteurs mixtes.

Pour l'AMSL, le point 3 démontre une cartographie du secteur dominé par la catégorie « forêt ». On a essayé de distinguer les feuillus des conifères. Cependant, la forte ressemblance spectrale a rendu impossible leur distinction par l'algorithme employé. De plus, l'analyse du scatterogramme (figure 4.11) démontre qu'une seule composante homogène suffit à la cartographie des espèces forestières. Toutefois, la composante homogène sélectionnée s'avère plus efficace pour la cartographie des conifères que des feuillus, tel que le démontre ce point à la figure 4.18.

La représentation des conifères s'avère supérieure avec la classification supervisée qu'avec l'AMSL. En effet, la classe des conifères (forêt) présente de nombreux pixels non-classifiés (secteur ouest) avec l'analyse de mixture spectrale. En observant l'image satellite, on remarque que cette section est plus ombragée. Les variations d'illumination n'ont pu être modélisées par cette méthode. En analysant les cartes des fractions (figure 4.13), on note qu'aucune fraction ne domine cette partie de l'image. Cependant, lors de la classification supervisée, les variations spectrales occasionnées, entre autres, par la variabilité d'illumination ont été prises en compte et introduites dans la classe spectrale des conifères par le processus de sélection des sites d'entraînement, ce qui a rendu possible la cartographie de ce secteur problématique.

La classe semi-dénudé se retrouve cartographiée seulement par la classification dirigée. Elle se représente par la classe « forêt » sur la carte de l'AMSL. Les points de validation 4 et 5 évaluent la cartographie du secteur semi-dénudé qui se trouve associé au « brûlis » selon les données originales de la carte de validation (voir figure 3.5) où il est

formé, à diverses proportions, de conifères, de végétation herbacée et de sol nu. Certains endroits appartenant à la classe semi-dénudée, comme le point 4, sont classifiés comme des conifères, vu la régénération forestière et la croissance des arbres. D'autres secteurs, tel que le point 5, ont bien été cartographié comme du semi-dénudé avec la classification supervisée et de la forêt avec l'analyse de mixture spectrale.

Le point 6 atteste que les sols nus ont bien été cartographiés selon les deux méthodes appliquées. Le point 7 évalue la cartographie des contours asséchés des lacs à niveau variable, des rivières et des routes. Avec la classification supervisée, ces éléments se classifient comme du sol nu. Avec l'AMSL, ils se représentent également comme du sol nu mais aussi comme du calcaire. L'analyse de mixture spectrale a permis de distinguer en majeure partie entre les sols nus proprement dit et d'autres endroits dénudés composés de calcaire pâle et brillant.

Les classes des milieux humides et de la végétation herbacée se représentent distinctement sur la carte de validation (figure 4.17) et sur la carte produite par la classification supervisée. En effet, l'excellente séparabilité spectrale entre ces deux classes (1,99) a permis de les cartographier avec précision (points 8 et 9). La cartographie par l'AMSL révèle également de bons résultats, à l'exception que le dénudé humide et le dénudé sec se trouvent regroupés en une seule classe intitulée « végétation herbacée » (figure 4.18).

L'AMSL a permis de modéliser l'ombre sur l'image tel que démontré par le point 10. Cette composante a été intégrée puisque les résultats sont supérieurs pour la cartographie des autres éléments de surface. Dans certains cas, la présence d'ombre a occasionné des pixels non-classifiés sur la classification supervisée. Cependant, ce pourcentage est très minime,

soit 0,11%. Il s'agit donc d'une composante négligeable ne diminuant en presque rien la qualité des résultats obtenus par la cette méthode.

#### **4.9. Mise au point sur la méthode optimale**

Contrairement à l'hypothèse posée au chapitre 1, la classification supervisée réalisée par la méthode parallélépipède combinée au maximum de vraisemblance offre de meilleurs résultats que l'AMSL dans le but d'une cartographie forestière en milieux mixtes. Les résultats de la classification supervisée s'apparentent d'avantage à la carte de la vérité terrain et aux relevés GPS utilisés pour la validation. En effet, on constate qu'il est possible de distinguer entre feuillus/conifères, sol nu/semi-dénudé, milieu humide/végétation herbacée. Bien entendu, l'opérateur impose lors du processus de classification les classes pertinentes à l'étude, ce qui lui permet de créer autant de classes thématiques que lui permet la séparabilité. De plus, grâce à la sélection des sites d'entraînement, il est possible d'introduire une certaine variabilité spectrale à l'intérieur de ces sites afin de bien représenter toutes les valeurs spectrales pouvant appartenir à une classe. Ceci constitue un avantage intéressant lors de la cartographie du milieu forestier qui varie tant au niveau spatial que spectral.

Par ailleurs, l'AMSL a permis de cartographier certains thèmes avec succès tels que la végétation herbacée/milieu humide, le calcaire et les sols nus. Autrement dit, les classes qui se distinguent les unes des autres par une forte variation dans les signatures spectrales. La forêt a été partiellement cartographiée, défavorisée par la faible variabilité spectrale présente au cœur de cette classe et entre les différentes classes forestières. Cette variabilité spectrale n'a pu être saisie complètement lors de l'AMSL puisqu'une seule composante homogène représentant une classe forestière a été introduite. Une composante homogène



pour chaque espèce forestière a été calculée à partir des signatures spectrales mesurées sur le terrain (figure 3.14). Cependant, vu la forte similarité entre les composantes homogènes dans les bandes du capteur ETM+, il a été impossible d'optimiser l'utilisation de ces composantes et donc de la méthode d'AMSL, dans le but de cartographier les différentes classes forestières. Nous remarquons qu'une faible discrimination entre les composantes homogènes nuit au processus de l'AMSL. Selon Pinard et Bannari (2003) (annexe 3), il est impossible d'obtenir une discrimination significative entre les signatures spectrales des espèces forestières étudiées à l'exception de la région spectrale située entre 700 et 1350 nm, à l'intérieur de laquelle différentes sous-régions spectrales furent identifiées : 770-920 nm, 1000-1150 nm et 11350-1350 nm. De plus, les bandes spectrales du capteur ETM+ ne couvrent pas les bandes spectrales correspondant à ces sous-régions, à l'exception du canal 4 (760-900 nm). En effet, comme l'indique la figure 3.14-A, quelques espèces forestières peuvent être discriminées les unes des autres dans cette bande spectrale seulement. Cependant, à cause de cette situation, les secteurs qui ne sont pas représentés par les composantes homogènes se trouvent non-classifiés sur la carte finale qui est la résultante de toutes les fractions considérées (figure 4.14). La classe «forêt » est principalement affectée par les pixels non-classifiés, résultant majoritairement d'une variation d'illumination ou des petites variations de la micro-topographie. Des pixels non-classifiés se retrouvent également à l'intérieur de la classe eau. En effet, les variations de la profondeur d'eau rendent impossible la cartographie de certains plans d'eau à l'aide d'une seule composante homogène puisque l'eau et le calcaire se mélangent dans plusieurs proportions. Du fait que nous avons seulement six bandes spectrales, le modèle d'analyse de mixture spectrale

n'accepte pas plus que sept composantes homogènes (nombre de bandes spectrales utilisées + 1) ce qui ne permet pas de caractériser la classe eau en différentes sous-classes.

Les résultats de l'AMSL ne sont pas à rejeter complètement. Les classes représentées par des composantes homogènes très représentatives ont été bien cartographiées. Par exemple, le fait d'avoir certaines composantes homogènes mesurées sur le terrain a mené à la cartographie du calcaire, plus précisément au niveau des rivières, des lacs asséchés et des contours des lacs à niveau variable, ce qui n'a pas été possible avec la classification dirigée. À la lumière de cette discussion, nous pouvons conclure qu'il sera possible de faire une excellente cartographie des espèces forestières dans un environnement mixte grâce à la synergie entre la télédétection hyperspectrale et la méthode d'analyse de mixture spectrale. En effet, la fine résolution spectrale de l'hyperspectral pourrait permettre une distinction au niveau des espèces forestières, spécialement dans la région du proche infrarouge (Pinard et Bannari, 2003).

#### **4.10. Conclusions**

Ce quatrième chapitre a présenté l'analyse des résultats obtenus dans cette thèse. Tout d'abord, il importait de choisir une combinaison de bandes spectrales favorable à la classification du secteur d'étude. Les canaux 2, 3, 4, 5 et 7 furent retenus comme entrée à la classification supervisée, où l'élimination de la bande 1 a démontré une amélioration significative des résultats. Cette combinaison de canaux fut employée afin de comparer trois algorithmes de classification supervisée entre eux. Les meilleurs résultats de classification ont été obtenus selon l'algorithme parallélépipède couplé avec le maximum de vraisemblance. Par la suite, l'AMSL fut réalisée à l'aide de six endmembers : eau, forêt,

végétation herbacée, sol nu, calcaire et ombre où de bons résultats furent obtenus, à l'exception de quelques lacunes. À la suite d'une comparaison par rapport à la vérité terrain, il fut possible d'affirmer que l'algorithme parallélépipède a offert de meilleur résultat que l'AMSL pour la cartographie en milieu forestier. Il est évident que le potentiel de la méthode d'AMSL est limité par le nombre de bandes spectrales du capteur ETM+, ainsi que par les zones spectrales couvertes par le capteur.

## Chapitre 5: Conclusions et recommandations

---

### 5.1. Conclusions

L'objectif principal de cette thèse visait d'abord une réalisation d'une cartographie de l'occupation du sol en milieu forestier selon deux groupes de méthodes : les méthodes traditionnelles de classification supervisée et une méthode plus récente d'AMSL. L'intérêt de cette application réside dans la mise en pratique de la télédétection comme outil rapide et peu coûteux (par opposition aux travaux d'inventaires forestiers) au service des gestionnaires forestiers concernant la gestion et la prise de décision.

Afin d'atteindre nos objectifs, une méthodologie rigoureuse a été suivie, incluant de nombreux pré-traitements appliqués aux données image et aux mesures spectroradiométriques. Suite à une comparaison des résultats, il a été possible de conclure que contrairement à l'hypothèse initiale, la cartographie réalisée avec l'algorithme parallélépipède combiné au maximum de vraisemblance offre des résultats supérieurs à ceux produits par l'AMSL. La classification supervisée permet à l'opérateur de créer le nombre de classes d'informations voulues de même que de considérer leur variabilité spectrale interne. Les résultats plus qu'acceptables obtenus lors de la classification supervisée peuvent s'utiliser afin d'effectuer des études multitemporelles concernant la surveillance du couvert forestiers de l'Île d'Anticosti (épidémie, feu, broutage excessif et régénération). Quant à l'AMSL, elle offre des résultats inférieurs à ce qui avait été prévu pour différentes raisons. Tout d'abord, seulement six classes, incluant l'ombre, ont pu être représentées. Le nombre de classes se trouve limité en raison du nombre de canaux utilisés. De plus, vu la similarité spectrale des composantes homogènes provenant de différentes classes végétales, la

méthode, sensible à cette similitude, limite son potentiel pour une bonne discrimination entre les espèces forestières dans les milieux mixtes. Également, une seule composante homogène par classe a été utilisée, ce qui ne permet pas de cartographier une classe d'information en tenant compte de sa variabilité spectrale interne. On peut conclure que l'AMSL procure de meilleurs résultats dans un milieu ayant un fort contraste spectral mais pas en milieu forestier. Les conclusions de cette thèse corroborent celles trouvées par Viné et Puech (1999). En effet, dans l'étude menée par ces chercheurs, l'AMSL n'avait pas permis de produire des images de fractions du couvert forestier, limité par l'hétérogénéité spatiale et du même coup, spectrale, de la régénération de la végétation.

Un autre objectif consistait à vérifier l'apport de deux indices de végétation à la précision de la classification en milieu forestier. Les résultats se sont avérés nettement inférieurs lors de l'intégration des indices NDVI et TDVI au processus de la classification par rapport à une classification basée uniquement sur les bandes spectrales.

## **5.2. Recommandations**

Dans le cadre de cette recherche, deux recommandations sont proposées principalement au sujet de la méthode de l'AMSL. La première permettrait de contourner le problème de la similarité spectrale à l'intérieur des milieux forestiers mixtes. Il s'agit de segmenter l'image en plusieurs parties. De cette façon, il est possible de sélectionner un ensemble de composantes spectrales homogènes pures convenant bien à chaque section de l'image. L'application de cette recommandation dans cette thèse aurait permis de cartographier la classe « forêt » de façon plus efficace puisque le résultat n'aurait pas été influencé par les variations d'illumination, comme c'est le cas avec les résultats présents.

Cette recommandation constitue un excellent compromis pour les milieux forestiers mixtes où la variabilité spectrale est omniprésente.

Deuxièmement, puisque l'AMSL a été d'abord développée pour l'hyperspectral, il est recommandé lors d'une future étude d'employer une image hyperspectral au lieu d'une image multispectrale. En effet, la résolution spectrale grossière du multispectral ne permet, au niveau des espèces forestières, qu'une distinction entre les groupes d'espèces forestières feuillus et conifères. Comme le démontre l'article en annexe 3 (Pinard et Bannari, 2003), l'utilisation de l'hyperspectral aurait permis de distinguer entre plusieurs espèces forestières, spécialement dans la région du proche infrarouge.

En guise de conclusion, une méthode combinant l'hyperspectral et la segmentation de l'image pourrait offrir une cartographie en milieu mixte de meilleure qualité que celle produite lors de cette thèse.

## Bibliographie

---

ADAMS J.B. and M.O. SMITH (1986) **Spectral Mixture Modelling : A New Analysis of Rock and Soil Types at the Viking Lander 1 Site**, Journal of Geophysical Research, Vol. 91, No. B8, p. 8098-8112.

ADAM J.B., M.O. SMITH and A.R. GILLESPIE (1989), **Simple Models for Complex Surfaces : A Strategy for the Hyperspectral Era of Remote Sensing**, IGARSS International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 10-14 1989, Vancouver, Canada, p. 16-21.

ADAM J.B., D.E. SABOL, V. KAPOS, R.A. FILHO, D.A. ROBERTS, M.O. SMITH and A.R. GILLESPIE (1995), **Classification of Multispectral Images Based on Fraction of Endmembers**, Application to Land-Cover Change in the Brazilian Amazon, Remote Sensing of Environment, Vol. 52, p. 137-154.

BANNARI A., D. MORIN, G.B. BÉNIÉ and F.J. BONN (1995), **A Theoretical Review of Different Mathematical Models of Geometric Corrections Applied to Remote Sensing Images**, Remote Sensing Review, Vol. 13, p. 27-47.

BANNARI A. (1996), **La télédétection et les indices de végétation pour la cartographie de la végétation éparse**, Thèse de doctorat, Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Québec, 250 pages.

BANNARI A., P.M. TEILLET et G. RICHARDSON (1999), **Nécessité de l'étalonnage radiométrique et standardisation des images numériques de télédétection**, Journal canadien de télédétection, Vol. 25, No. 1, p 45-59.

BANNARI A., H. ASALHI and P.M. TEILLET (2002), **Transformed Difference Vegetation Index (TDVI) for Vegetation Cover Mapping**, IGARSS International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 24-28 2002, Toronto, Canada, Proceedings on CD.

BARKER J.L., D.L. BALL, K.C. LEUNG and J.A. WALKER (1984), **Pre-Launch Absolute Radiometric Calibration of Landsat-4 Protoflight Thematic Mapper Landsat-4**, Science Investigations Sum : NASA Conf. Pub. 2326, Greenbelt, MD, Vol. 1, p. 130-139.

BASTIN L. (1997) **Comparison of Fuzzy C-Means Classification, Linear Mixture Modelling and MLC Probabilities as Tools For Unmixing Coarse Pixels**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 18, No. 7, p. 3629-3648.

BATESON A. and B. CURTISS (1996) **A Method for Manual Endmember Selection and Spectral Unmixing**, Remote Sensing of Environment, Vol.55, p. 229-243.

BEAUPRÉ, P., C. BÉDARD, C. DUFOUR, A. GINGRAS, C. MALENFANT et F.POTVIN (2004)

[http://carrefour.cegep-baie-comeau.qc.ca/plans\\_aménagement/ile\\_anticoiti/Avantpropos.pcd](http://carrefour.cegep-baie-comeau.qc.ca/plans_aménagement/ile_anticoiti/Avantpropos.pcd)

BENELLI G. and V. CAPELLINI (1987), **Digital Processing Techniques of SAR Images for Remote Sensing Applications**, Workshop on Remote Sensing Techniques with Applications to Agriculture. Water and Weather Resources, International Centre for Theoretical Physics, report no : H4.SMR/383-17.

BIERWIRTH P.N. (1990) **Mineral Mapping and Vegetation Removal Via Data-Calibrated Pixel Unmixing, Using Multispectral Images**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 11, No. 11, p. 1999-2017.

BOISCLAIR J. (1998), **Projet de parc de la rivière Vauréal, État des connaissances**, Les parcs québécois, Ministère de l'Environnement et de la Faune, Québec, 197 pages.

BONN F. et G. ROCHON (1992), **Précis de télédétection : Principes et méthodes**, Volume 1, Presses de l'Université du Québec, Québec, 485 pages.

BOREL C.C. and S.A.W GERSTL (1994), **Nonlinear Spectral Mixing Models for Vegetative and Soil Surfaces**, Remote Sensing Environment, Vol. 47, p. 403-416.

CALOZ R. et C. COLLET (2001), **Précis de télédétection : Traitements numériques d'images de télédétection**, Volume 3, Presses de l'Université du Québec, Québec, 386 pages.

CAMPBELL J.B. (1981), **Spatial Correlation Effects Upon Accuracy of Supervised Classification of Lande Cover**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 47, No. 3, p. 355-363.

CAMPBELL J.B. (1996), **Introduction to Remote Sensing - Second Edition**, The Guilford Press, United States of America, 622 pages.

CARTER G.A. (1993), **Responses of Leaf Reflectance to Plant Stress**, American Journal of Botany, Vol. 80, p. 239-243.

CASALS-CARRASCO P., S. KUBO and B. BABU MADHAVAN (2000) **Application of Spectral Mixture Analysis for Terrain Evaluation Studies**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 21, No. 16, p. 3039-3055.

CHEN D.and D. STOW (2002), **The Effect of Training Strategies on Supervised Classification at Different Spatial Resolutions**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 68, No. 11, p. 1155-1161.

CHEVALIER P. (1993), **Gestion des ressources renouvelables : secteurs agricole et forestier**, Collection Sciences de l'environnement, Télé-Université, Canada, 557 pages.



CHUVIECO E. and R.G. CONGALTON (1988), **Using Clustering Analysis to Improve the Selection of Training Statistics in Classifying Remotely Sensed Data**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 54, No. 9, p. 1275-1281.

CNES (1986), **Guide des utilisateurs des données SPOT**, Centre national d'études spatiales, Toulouse, France, 200 pages.

COCHRANE M.A. and C.M. SOUZA Jr (1998) **Linear mixture model classification of burned forests in the Eastern Amazon**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 19, No. 17, p. 3433-3440.

COHEN J. (1960), **A Coefficient of Agreement for Nominal Scales**, Education and Psychological Measurements, Vol. 20, No. 1, p. 37-46.

CONESE C. and F. MASELLI (1992), **Use of Error Matrices to Improve Area Estimates with Maximum Likelihood Classification Procedures**, Remote Sensing of Environment, Vol. 40, p. 113-124.

CONSEIL CANADIEN DES MINISTRES DES FORÊTS (1997), **Critères et indicateurs de l'aménagement durable des forêts au Canada, progrès à ce jour**, Service canadien des forêts, Ressources naturelles Canada, Ottawa, 51 pages.

CONSEIL CANADIEN DES MINISTRES DES FORÊTS (2000), **Critères et indicateurs de l'aménagement durable des forêts au Canada, Bilan national 2000**, Service canadien des forêts, Ressources naturelles Canada, Canada, 124 pages.

CÔTÉ D., J.M.M. DUBOIS and H. GWYN (1990), **Les lacs mystérieux de l'Île d'Anticosti**, Geos, Vol. 3, p.20-25.

CROSS A.M., J.J. SETTLE, N.A. DRAKE and R.T.M. PAIVINEN (1991), **Subpixel measurements of tropical forest cover using AVHRR data**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 12, p. 1119-1129.

DESCHAMPS P.Y., M. HERMAN et D. TANRÉ (1981), **Influence de l'atmosphère en télédétection des ressources terrestres, Modélisation et possibilités de correction**, 1<sup>er</sup> colloque international, Signatures spectrales d'objets en télédétection, Avignon, 8-11 sept. 1981, p. 543-558.

DIRECTION DES INVENTAIRES FORESTIERS (2001), **L'inventaire forestier au ministère des ressources naturelles**, Ministère des ressources naturelles, Québec, 4 pages.

DUBOIS J.M., D. GRATTON et D. MARCEAU (1984), **Les régions naturelles du Québec: L 14, l'Île d'Anticosti**, Texte soumis au service de la planification du réseau, ministère du loisir, de la chasse et de la pêche du Québec, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 32 pages.

FARRAR J.L. (1995), **Les arbres du Canada**, Fides et le Service canadien des forêts, Ressources naturelles Canada, Canada, 502 pages.

FRANKLIN S.E. (2001), **Remote Sensing for Sustainable Forest Management**, Lewis Publisher, CRC Press LLC, États-Unis, 407 pages.

FOODY G.M., R.M. LUCAS, P.J. CURRAN and M. HONZAK, (1997), **Non-linear Mixture Modelling Without Endmembers Using An Artificial Neural Network**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 18, No. 4, p. 937-953.

FRIEDL M.A., D. MUCHONEY, D. McIVER, F. GAO, J.F.C. HODGES and A.H. STRAHLER, (2000), **Characterization of North American Land Cover from NOAA-AVHRR Data Using the EOS MODIS Land Cover Classification Algorithm**, Geophysical Research Letters, Vol. 27, No. 7, p. 977-980.

GARCIA M. and S.L. USTIN, **Detection of Interannual Vegetation Responses to Climatic Variability Using AVIRIS Data in a Coastal Savanna in California**, IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing, Vol. 39, No. 7, p.1480-1490.

GALVAO L.S., M.A. PIZARRO and J.C.N. EPIPHANIO (2001) **Variations in Reflectance of Tropical Soils : Spectral-Chemical Composition Relationships From AVIRIS Data**, Remote Sensing of Environment, Vol. 75, p. 245-255.

GILLESPIE A.R., M.O. SMITH, J.B. ADAMS, S.C. WILLIS, A.F. FISCHER and E. SABOL (1990), **Interpretation of Residual Images Analysis of AVIRIS Images**, Owens Valley, California, Proc. 2<sup>nd</sup> Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Workshop, Pasadena, CA 4-5 Juin 1990, JPL Publication 90-54, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, CA, p. 243-270.

GONG P. and P.J. HOWARTH, (1990), **An Assessment of Some Factors Influencing Multispectral Land Cover Classification**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 56, No. 5, p. 597-603.

GONG P., J.R. MILLER and J.R. FREMANTEL, *et al.*, (1991), **Spectral decomposition of Landsat Thematic Mapper data for Urban Land Cover Mapping**, Proceedings of the 14<sup>th</sup> Canadian symposium on remote sensing, Calgary, Alberta, p. 458-461.

GONG P., J.R. MILLER and M. SPANNER (1993) **Forest Canopy Closure from Classification and Spectral Mixing of Scene Components : Multi-sensor Evaluation of Application to an Open Canopy**, Proceedings of IGARRS, p. 747-749.

GOPAL S., C.E. WOODCOCK and A.H. STRAHLER, (1999), **Fuzzy Neural Network Classification of Global Land Cover From a 1 Degree AVHRR Data Set**, Remote Sensing of Environment, Vol. 67, p. 230-243.

GORTE B. and A. STEIN (1998), **Bayesian Classification and Class Area Estimation of Satellite Images Using Stratification**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 36, No. 3, p. 803-812.

HABOUDANE, D. (1999), **Intégration des données spectrales et géomorphométriques pour la caractérisation de la dégradation des sols et l'identification des zones de susceptibilité à l'érosion hydrique**, Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, 180 pages.

HANSEN M.C., R.S. DEFRIES, J.R.G. TOWNSHEND and R. SOHLBERG (2000), **Global Land Cover Classification at the 1km Spatial Resolution Using a Classification Tree Approach**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 21, No. 6, p. 1331-1364.

HEINZ D.C. and C.I. CHANG (2001) **Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Material Quantification in Hyperspectral Imagery**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 39, No. 3, p. 529-545.

HELDER D. (1993), **Comparison of MSS Relative Radiometric Calibration Methods**, Proceedings of SPIE, Vol. 1938, Recent Advances in Sensors, Radiometric Calibration and Processing of Remotely Sensed Data, Orlando, Florida, USA, p. 46-55.

HILL J. (1993) **Monitoring Land Degradation and Soil Erosion in Mediterranean Environments**, ITC Journal, No. 4, p. 323-331.

HILL J. and P. HOSTERT (1996), **Monitoring the growth of a Mediterranean metropolis based on the analysis of spectral mixtures – A case study on Athens (Greece)**, Parlow, E., Ed. Proceedings of the 15<sup>th</sup> EARSEL Symposium; 1995 Sep 4-1995 Sep 6; Basel, Switzerland, p. 21-31.

HILL, J. (1997), **A Short User's Guide for Spectral Unmixing Software of the Remote Sensing Department**, University of Trier, 17 pages.

HIXSON M., D. SCHOLZ, N. FUHS and T. AKIYAMA (1980), **Evaluation of Several Schemes for Classification of Remotely Sensed Data**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 46, No. 12, p. 1547-1553.

HUOT J (1982), **Body condition and food resources of white-tailed deer on Anticosti Island**, Ph.D. thesis, University of Alaska, Fairbanks, Alaska.

HUOT, J., P. BEAUPRÉ, A. GINGRAS et C. MALENFANT (2003)  
[http://www.cen.ulaval.ca/anticosti/pdf/recueil\\_resumes\\_v.recto.pdf](http://www.cen.ulaval.ca/anticosti/pdf/recueil_resumes_v.recto.pdf)

HYDRO-QUEBEC (1998), **Répertoire des arbres et arbustes ornementaux**, 2e édition, Hydro-Québec, Canada, 744 pages.

JACKSON-R.D., P.J. PINTER, J. PAUL, R.J. REGINATO, J. ROBERT and S.B. IDSO (1980), **Hand-held Radiometry**, U.S. Department of Agriculture Science and Education Administration, Agricultural Reviews and Manuals, ARM-W-19, Phoenix, Arizona, USA, 66 pages.

JASINSKI M.F. (1990) **Functional Relation Among Subpixel Canopy Cover, Ground Shadow, and Illuminated Ground at Large Sampling Scales**, Proceedings of the Remote Sensing of the Biosphere (Bellingham, WA : SPIE), Vol. 1300, p. 19-20.

JENSEN J.R. (1983), **Biophysical Remote Sensing**, Annals of the Association of American Geographers, Vol. 73, p. 111-132.

JENSEN J.R. (1996), **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**, Prentice Hall Series in Geographic Information Science, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 316 pages.

JOHNSON R.L., D.R. PEDDLE, R.J. HALL and S. MAH (1999) **Spectral Mixture Analysis of Montane Forest Biophysical Parameters: A Comparison of Endmembers From Airborne Imagery and a Field Spectroradiometer**, Proceedings of the Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition / 21<sup>st</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing, Ottawa, Ontario, Vol 2, p. 107-114.

JOYCE A.T. (1978), **Procedures for Gathering Ground Truth Information for a Supervised Approach to Computer-Implemented Land Cover Classification of Landsat-Acquired Multispectral Scanner Data**, NASA Reference Publication 1015, Houston, TX : National Aeronautics and Space Administration, 43 pages.

KALKHAN M.A., R.M. REICH and T.J. STOHLGREN (1998), **Assessing the Accuracy of Landsat Thematic Mapper Classification Using Double Sampling**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 19, No. 11, p. 2049-2060.

KASTNER C.J. and P.N. SLATER (1982), **In Flight Radiometric Calibration of Advanced Remote Sensing Systems**, Proceeding SPIE, Vol. 356, p. 158-165.

KING D.J. (1995), **Airborne multispectral digital camera and video sensors : a critical review of system designs and applications**, Journal canadien de télédétection, Vol. 21, p.245-273.

KNICK, S.T., J.T. ROTENBERRY and T.J. ZARRIELLO (1997), **Supervised classification of Landsat thematic mapper imagery in a semi-arid rangeland by nonparametric discriminant analysis**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 63, p. 79-86.

LABOVITZ M.L. and E.J. MASUOKA (1984), **The influence of Autocorrelation in Signature Extraction – An Example from a Geobotanical Investigation of Cotter Basin, Montana**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 5, No. 2, p. 315-332.

LACAZE B., H.T. RIEZEBOS, V. CASELLES, J. HILL and J.K.W. NEGENDANK (1994) **Satellite Based Desertification Monitoring in the Mediterranean Basin**, JRC, Ispra, S.P.I. 95.04, 7 pages.

LAURIOL B., B. HÉTU, D. CÔTÉ et H. GWYN (1985), **Phénomènes karstiques et périglaciaires dans un lac à niveau variable de l'Île d'Anticosti-Québec-Canada**, Zeitschrift für Geomorphologie, Vol. 29, No. 3, p. 353-365.

LAVOIE M. and L. FILLION (2001), **Holocene Vegetation Dynamics of Anticosti Island, Québec, and Consequences of Remoteness on Ecological Succession**, Quaternary Research, Vol. 56, p. 112-127.

LE GROUPE MADIE (2000), **Au royaume de la forêt boréale**, Canada, 64 pages.

LELONG C.C.D, P.C. PINET and H. POILVÉ (1998), **Hyperspectral Imaging and Stress Mapping in Agriculture : A Case Study on Wheat in Beauce (France)**, Remote Sensing of Environment, Vol. 66, p. 179-191.

LILLESAND T.M. and R.W. KIEFER (1994), **Remote Sensing and Image Interpretation**, Third Edition, John Wiley & Sons, Inc., United States, 750 pages.

LILLESAND T.M., R.W. KIEFER and J.W. CHIPMAN (2004), **Remote Sensing and Image Interpretation**, Fifth Edition, John Wiley & Sons, Inc., United States, 763 pages.

LI X. and A.H. STRAHLER (1992), **Geometric-optical bidirectional reflectance modelling of the discrete crown vegetation canopy : effect of crown shape and mutual shadowing**, I.E.E.E. Transactions of Geoscience and Remote Sensing, Vol. 30, p. 276-292.

LIU Q.J., T. TAKAMURA, N. TAKEUCHI and G. SHAO (2002), **Mapping of Boreal Vegetation of a Temperate Mountain in China by Multitemporal Landsat TM Imagery**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 23, No. 17, p. 3385-3405.

LOBELL D.B. and G.P. ASNER (2001) **Subpixel Canopy Cover Estimation of Coniferous Forests in Oregon Using SWIR Imaging Spectrometry**, Journal of Geophysical Research, Vol. 106, No. D6, p. 5151-5160.

MANIÈRE R., H. KHIYAR and J. COURBOULÈS (1991), **Comparaison de différentes méthodes de traitement par analyses en composantes principales des données Thematic Mapper de LANDSAT-5 appliquées à l'inventaire forêts méditerranéennes du sud de la France**, International Journal of Remote Sensing, vol 12, No. 9. p. 1887-1903.

MARTEL M. (1999), **Analyse dendroécologique des effets de la défoliation par l'arpenteuse de la pruche (*Lambdina fiscelleria* (Guen.)) sur les populations forestières de l'île d'Anticosti, Québec**, M. Sc. thesis, Université Laval, Québec.

MAYER K.E. and L. FOX III (1981), **Identification of Conifer Species Groupings from Landsat Digital Classification**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 48, No. 11, p. 1607-1614.

METTERNICHT G.I. and A. FERMONT (1998) **Estimating Erosion Surface Features by Linear Mixture Modeling**, Remote Sensing of Environment, Vol. 64, p. 254-265.

MUSTARD J.F. (1993) **Relationships of Soils, Grass, and Bedrock over the Kaweah Serpentine Melange through Spectral Mixture Analysis of AVIRIS Data**, Remote Sensing of Environment, Vol.44, p. 293-308.

NORTH AMERICA SPATIAL AGENCY (2002) :  
<http://Landsat.gsfc.nasa.gov/project/satellite.html>

NORTH AMERICA SPATIAL AGENCY (2004) :  
<http://geo.arc.nasa.gov/sge/Landsat/17.html>

ORGANISATION DES NATIONS UNIES POUR L'ALIMENTATION ET L'AGRICULTURE (2001), **Situation des forêts du monde 2001**, Rome.

PETRYK A.A. (1979), **Statigraphie révisée de l'Île d'Anticosti**, Ministère de l'Énergie et des Ressources, Direction générale de l'énergie, Service de l'exploration, Québec, DPV-711, 24 pages.

PINARD V. and A. BANNARI (2003), **Spectroradiometric Analysis in a Hyperspectral Use Perspective to Discriminate Between Forest Species**, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 21-25 July 2003, Centre de Congrès Pierre Baudis, Toulouse, France, Proceeding on CD.

PRICE J.C. (1987), Calibration of Satellite Radiometers and Comparison of Vegetation Indices, Remote Sensing of Environment, Vol. 21, p. 15-27.

PRICE J.C. (1994) **How Unique Are Spectral Signatures?**, Remote Sensing of Environment, Vol. 49, p. 181-186.

POTVIN F. (1992), **L'habitat du cerf à Anticosti de 1978 à 1988 : suivi quinquennal, Rapport**, Direction de la gestion des espèces et des habitats, Ministère du Loisir, de la Chasse et de la Pêche, Québec.

POTVIN F., P. BEAUPRÉ, A. GAUDREAU, A. GINGRAS, G. LAMONTAGNE et D. POTHIER (1998), **Coupes expérimentales pour régénérer des sapinières sur l'Île d'Anticosti**, Rapport d'étape 1995-1997, Ministère de l'Environnement et de la Faune, Ministère des Ressources naturelles, Québec, 48 pages.

POTVIN F. et G. LAPRISE (2002), **Suivi de la banque de semis de sapin baumier sur l'île d'Anticosti en relation avec le broutement du cerf**, CHAIRE de recherche

industrielle CRSNG-Produits forestiers Anticosti, Université Laval, Société de la faune et des parcs du Québec, Québec, 24 pages.

QUARMBY N.A., J.R.G. TOWNSHEND, J.J. SETTLE, M. MILNES, T.L. HINDLE and N. SILLEOS (1992) **Linear Mixture Modelling Applied to AVHRR Data for Crop Area Estimation**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 13, p. 415-425.

RADELOFF V., J. HILL and W. MEHL (1997) **Forest Mapping From Space : Enhanced Satellite Data Processing by Spectral Mixture Analysis and Topographic Corrections**, Space Applications Institute : Environmental Mapping and Modelling Unit, Joint Research Center, European Commission, 88 pages.

RADELOFF V.C., D.J. MLADENOFF and M.S. BOYCE (1999) **Detecting Jack Pine Budworm Defoliation Using Spectral Mixture Analysis : Separating Effects from Determinants**, Remote Sensing of Environment, Vol. 69, p. 156-169.

RAMBAL S., B. LACAZE and T. WINKEL (1990), **Testing an Area-Weighted model for albedo or surface temperature of mixed pixels in Mediterranean woodlands**, International Journal of Remote Sensing, vol. 11, p.1495-1499.

RANSON K.J. and C.S.T. DAUGHTRY (1987) **Scene Shadow Effects on Multispectral Response**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 25, p. 502-509.

RESSOURCES NATURELLES Canada (2003) : [www.atlas.gc.ca](http://www.atlas.gc.ca).

RICHARDS J.A. (1993), **Remote Sensing Digital Image Analysis**, Edition Springer-Verlag, Germany, 340 pages.

RICHARDS J.A. and X. JIA (1999), **Remote Sensing Digital Image Analysis, An Introduction**, Springer, Third Edition, Berlin, 363 pages.

ROBERTS D.A.(1991) **Separating Spectral Mixtures of Vegetation and Soils**, Ph.D. thesis, University of Washington.

ROBERTS D.A., M.O. SMITH, D.E. SABOL, J.B. ADAMS and S. USTIN, (1992) **Mapping the Spectral Variability in Photosynthetic and Non-Photosynthetic Vegetation, Soils and Shade Using AVIRIS**, Summaries 3<sup>rd</sup> Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, Vol.1, AVIRIS, Pasadena, CA, p. 38-40.

ROBERT C.P. (1994), **The Bayesian Choice : a decision-theoretic motivation**, New York : Springer-Verlag.

ROBERT A. (1995), **Integrated MSV airborne remote sensing**, Journal canadien de télédétection, Vol. 21, p. 214-224.

ROBERTS D.A., M. GARDNER, R. CHURCH, S. USTIN, G. SCHEER and R.O. GREEN (1998) **Mappint Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models**, Remote Sensing of Environment, Vol. 65, p. 267-279.

ROBINOV C.J. (1982), **Computation with Physical Values from Landsat Digital Data**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 48 No. 5, p. 781-784.

ROBINSON G.D., H.N. GROSS and J.R. SCHOTT (2000) **Evaluation of Two Applications of Spectral Mixing Models to Image Fusion**, Remote Sensing of Environment, Vol. 71, p. 272-281.

ROGAN J. and J. FRANKLIN (2001), **Mapping Wildfire Burn Severity in Southern California Forests and Shrublands Using Enhanced Thematic Mapper Imagery**, Geocarto International, Vol. 16, No. 4, p. 89-99.

ROUSE J.W., R.W. HAAS, J.A. SCHELL, D.W. DEERING and J.C. HARLAN (1974), **Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Greenwave effect) of Natural Vegetation**, Nasa/GSFCT Type III Final Report, Greenbelt, Maryland, United States, 164 pages.

ROYER A., N.T. O'NEILL, A. DAVIS and L. HUBERT (1988), **Comparison of Radiative Transfer Models Used to Determine Atmospheric Optical Parameters from Space**, Modelling of the Atmosphere: Critical Reviews of Optical Science and Technology, Orlando, Florida, USA, SPIE Vol. 928, p. 118-135.

SABOL D.E., J.B. ADAMS and M.O. SMITH, (1992) **Quantitative Subpixel Spectral Detection of Targets in Multispectral Images**, J. Geophys. Res., Vol. 97, p. 2659-2672.

SAMSON P., (1990), **Écoguide d'Anticosti**, 141 pages.

SERVICE CANADIEN DES FORÊTS (1999), **L'état de santé des forêts au Canada : Un sommaire 1998**, Ressources naturelles Canada, Canada, 61 pages.

SERVICE CANADIEN DES FORÊTS (2001), **La foresterie durable : une réalité au Canada. L'état des forêts au Canada 2000-2001**, Ressources naturelles Canada, Canada, 112 pages.

SETTLE J.J and N.A DRAKE (1993), **Linear Mixing and Estimation of Ground Cover Proportions**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 14, No. 6, p. 1159-1177.

SHIMABUKURO Y.E., G.T. BATISTA, E.M.K. MELLO, J.C. MOREIRA and V. DUARTE (1998) **Using Shade Fraction Image Segmentation to Evaluate Deforestation in Landsat Thematic Mapper Images of the Amazon Region**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 19, No. 3, p. 535-541.



SMITH M.O., S.L. USTIN, J.B. ADAMS and A.R GILLESPIE (1990) **Vegetation in Deserts : I.A Regional Measure of Abundance From Multispectral Images**. Remote Sensing of Environment, Vol.31, p. 1-26.

SOKOLYK, M. (2001), **Découvrir la flore forestière**, Les éditions de l'homme, Canada, 181 pages.

SWAIN P.H. and S.M. DAVIS (eds.) (1978), **Remote Sensing: The Qualitative Approach**, McGraw-Hill, United States, 396 pages.

TANRE D. (1982), **Interaction rayonnement-aérosols, applications à la télédétection et au calcul du bilan radiatif**, Thèse de doctorat d'État, Université des Sciences et Techniques de Lille, Lille, France, 258 pages.

TANRÉ D., C. DEROO, P. DUHAUT, M. HERMAN, J.J. MORCETTE, J. PERBOS and P.Y. DESCHAMPS (1986), **Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum (5S)**, Logiciel et documentation, LOA, Lille, France.

TEILLET P.M. and R.P. SANTER (1991), **Terrain Elevation and Sensor Altitude Dependence in a Semi-analytical Atmospheric Code**, Journal Canadien de télédétection, Vol. 17, No. 1, p. 36-42.

TEILLET P.M. (1984), **Vegetation Index Monitoring : Radiometric Considerations**, Remote Sensing in Canada, Vol. 22, No. 1, p. 8-9.

TSO B. and P.M. MATHER (2001), **Classification methods for remotely sensed data**, Taylor and Francis, London, 322 pages.

TUCKER C.J. and M.W. GARNETT (1977), **Leaf Optical System Modeled as a Stochastic Process**, Applied Optics, Vol. 16, p. 1151-1157.

THOMSON A.G., R.M. FULLER and J.A. EASTWOOD (1998), **Supervised Versus Unsupervised Methods for Classification of Coasts and River Corridors from Airborne Remote Sensing**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 19, p. 3423-3431.

VAN DER MEER F. and S.M. DE JONG (2000) **Improving the Results of Spectral Unmixing of Landsat Thematic Mapper Imagery by Enhancing the Orthogonality of End-members**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 21, No. 15, p. 2781-2797.

VERMOTE E.F., D. TANRÉ, J.L. DEUZÉ, M. HERMAN and J.J. MORCETTE (1997), **Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 35, No. 3, p. 675-686.

VINÉ P. and C. PUECH (1999), **Cartography of Post-Fire Forest Regeneration by Coupling a Spectral Mixture Model with a Vegetation Regrowth Model**, Journal canadien de télédétection, Vol. 25, no. 2, p.152-159.

WALSH S.J. (1980), **Coniferous Tree Species Mapping Using Landsat Data**, Remote Sensing of the Environment, Vol. 9, p. 11-26.

WILLIAMSON H.D. (1994), **Estimating Sub-Pixel Components of a Semi-Arid Woodland**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 15, No. 16, p. 3303-3307.

## **Annexe 1 : Paramètres employés lors des corrections atmosphériques**

---

<b>Bandes spectrales</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>7</b>
Gain (g)	0,786274	0,817255	0,639608	0,939216	0,128471	0,044439
Offset (o)	-6,2	-6,0	-4,5	-4,5	-1,0	-0,35
G	1,2718	1,2236	1,5635	1,0647	7,784	22,5
O	7,885	7,3416	7,0356	4,791	7,784	7,876
Es	1969	1840	1551	1044	225,7	82,07
µs	0,743	0,743	0,743	0,743	0,743	0,743
Cnst C	0,002147	0,002298	0,002726	0,00405	0,0187	0,0515
tg	0,9868	0,9211	0,9419	0,9647	0,9675	0,9433
T	0,7628	0,8459	0,8954	0,9299	0,9704	0,9835
pa	0,0761	0,0396	0,0232	0,0116	0,0021	0,0009
Cnst A	1,3285	1,2834	1,1857	1,1147	1,065	1,078
Cnst B	-0,0998	-0,0468	-0,0259	-0,0125	-0,002164	-0,000915
Cnst 1	0,003622	0,003608	0,00505	0,004806	0,155	1,245
Cnst 2	-0,077	-0,025	-0,00316	0,0091	0,152	0,436
Cn max	189	169	197	122	220	184
<b>Facteur X</b>	<b>418,93</b>	<b>435,96</b>	<b>257,14</b>	<b>428,24</b>	<b>7,44</b>	<b>1,107</b>
<b>C1</b>	<b>1,519</b>	<b>1,5733</b>	<b>1,2986</b>	<b>2,058</b>	<b>1,1532</b>	<b>1,383</b>
<b>C2</b>	<b>-32,25</b>	<b>-10,899</b>	<b>-0,8126</b>	<b>3,897</b>	<b>1,138</b>	<b>0,4826</b>

Paramètres calculés pour l'affichage de l'image dans le programme PCI

## **Annexe 2 : Statistiques des sites d'entraînement : moyennes et écart-types**

---

Bandes spectrales	Eau		Eau peu profonde		Feuillus		Conifères		Sol nu		Semi-dénudé		Végétation herbacée		Milieu humide	
	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$	$\bar{X}$	$\sigma$
1	61.31	6.79	114.32	18.22	50.33	2.08	49.83	2.89	108.76	25.88	65.84	6.43	55.06	2.67	56.70	3.01
2	55.53	11.34	124.96	24.46	46.45	1.83	47.13	3.25	114.30	25.40	69.77	6.75	61.30	4.44	55.70	3.78
3	35.18	5.32	81.53	22.45	32.00	1.65	33.65	2.79	106.14	24.69	56.77	8.58	43.28	3.65	51.11	4.21
4	26.72	2.42	31.25	4.80	165.41	11.81	110.49	13.86	122.34	36.01	144.36	11.9	180.00	16.56	108.22	18.82
5	15.87	1.97	16.78	3.90	53.29	4.26	42.95	7.58	96.14	48.48	84.19	18.08	75.08	10.70	76.93	18.77
7	16.90	2.38	17.61	4.33	28.93	2.43	27.63	4.88	84.55	44.16	58.32	15.20	44.96	6.57	51.83	11.53

**Annexe 3: Pinard V. and A. Bannari (2003), Spectroradiometric Analysis in a Hyperspectral Use Perspective to Discriminate Between Forest Species, IGARSS: International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 21-25 July 2003, Toulouse, France, Proceeding on CD.**

---

# Spectroradiometric Analysis in a Hyperspectral Use Perspective to Discriminate Between Forest Species

V. Pinard and A. Bannari

Remote Sensing and Geomatics of Environment Laboratory  
Department of Geography – Ottawa Carleton Geoscience Center  
University of Ottawa, P.O. Box 450, Ottawa (Ontario), Canada, K1N 6N5  
Tel. (613) 562-5800 (ext. 1284), fax (613) 562-5145  
E-mail : abannari@uottawa.ca

**Abstract** – Spectroradiometric analysis of seven types of forest cover (white spruce, trembling aspen, tamarack, balsam fir, black spruce and herbaceous vegetation) in a hyperspectral use perspective to discriminate between forest species was carried out. The preliminary results analysis revealed that the 700 to 1350 nm region was the most appropriate for discriminating between the species compared in this study.

## I. INTRODUCTION

Forest constitutes a fragile environment. The relationship between the different species could easily be broken if an environmental change occurs. All changes, whether human or natural (clear cut, fire, parasites, sickness, etc.), have economical and environmental impacts. This is why forest management is such an important issue for preserving these areas by creating a balance between two contradictory concepts, which are exploitation and conservation. To elaborate efficient forest management policies, to carry out predictions relating to forest conditions and also to bring solutions to existing problems, it is important to have the maximum information about the forest cover [1]. Traditionally, forest maps are set up with inventory work that requires aerial photography and fieldwork. Contrary to these classical methods, remote sensing offers an economic tool to perform forest mapping. However, multispectral sensors like Landsat can't distinguish the small spectral differences between elements because of its large spectral resolution [2]. In the case of the distinction of forest species on satellite image, Landsat is not useful for distinguishing between tree species since their spectral signatures are similar. With the development of hyperspectral sensors, forest species identification and mapping can be improved. In fact, hyperspectral sensors have a fine spectral resolution which give the advantage of discriminating between elements of similar spectral response [3, 4]. This new improved technology in the field of optical remote sensing can be applied to tree species distinction as well as for differentiating between the forest cover and herbaceous vegetation. The hyperspectral region divides the spectra in multiple bands which in turn lead to each pixel of the image being represented by multiple spectral responses thus forming a continuation between them. This spectral division allows us to note small differences in the similar spectral responses between forest species. Pixel spectroradiometric analysis makes possible its

identification which leads to the creation of accurate thematic maps.

Based on simulations, a comparative study between multispectral (Landsat) and hyperspectral (AVIRIS) data performed by Van Aardt and Wynne [2] showed that it is possible to discriminate with success six forest species living in the Southern United States (*Pinus taeda*, *Pinus virginiana*, *Pinus echinata*, *Quercus coccinea*, *Quercus alba*, *Liriodendron tulipifera*). According to this study, the visible region (350 to 700 nm) and SWIR1 (700 to 1850 nm) were the most appropriate regions to spectrally discriminate between these species. With hyperspectral data, discrimination between coniferous and deciduous species can be carried out with a success rate of approximately 100%. As for the discrimination between three different deciduous species, results are superior to 80%. However, Landsat data lead to the distinction between these same three species with an accuracy varying between 52 to 70%, which confirms that the average spectral resolution is not appropriate for this kind of study. The simulations performed on coniferous species show lower results than those obtained by the simulation on the deciduous species (62 to 84%) due to the small spectral variation between the three studied species (three pine species). These results are, however, higher than those obtained with the Landsat simulation (multispectral).

The objective of this study is to conduct a spectroradiometric analysis in a hyperspectral use perspective to discriminate between boreal forest species. These species are white birch (*Betula papyrifera*), trembling aspen (*Populus tremuloides*), tamarack (*Larix laricina*), balsam fir (*Abies balsamea*), black spruce (*Picea mariana*), white spruce (*Picea glauca*) and herbaceous vegetation. Note that the spectral variability occurring in the same species are not being taken in consideration. In fact, one sample per species was collected and measured.

## II. MATERIAL AND METHOD

### A. Study Site

Anticosti Island is situated between 49°03' N and 49°55' N and 61°45' O and 64°35' O at the beginning of the estuary in the Gulf of St-Lawrence (Quebec, Canada). The Island is located 35 km from Longue-Pointe de Mingan on the Côte Nord (north) and 72 km from Gaspésie (south). It covers 7941 km<sup>2</sup> with a maximum length of 222 km and a maximum width of 56 km. The sub-boreal climate on the Island is influenced



by the Labrador Current which confers to the Island mild winters and cool summers. The forest cover is composed mostly of coniferous species like balsam fir, white and black spruce and tamarack.

### B. Spectroradiometric data

The spectroradiometric measurements were done according to the method described by Jackson *et al.* [5] with the ASD between 350 and 2500 nm. The sampling step of the instrument was performed at 1.4 nm for the 350-1050 nm interval and at 2 nm for the 1000 to 2500 nm intervals. The spectroradiometer executed a resampling at a step of 1 nm for the visible, the NIR and the SWIR region. For our measurements, the instrument collected 20 spectra and calculated the average. The measurements were acquired with a 25° FOV's at Anticosti Island between August 5<sup>th</sup> and 7<sup>th</sup> 2001. To benefit from maximum illumination and good acquisition geometry, the measures were acquired between 11:20 and 15:05. When the measurements were performed, the sky was mainly clear and the wind was light. The observing angle was kept vertical during all the measurement acquisitions process to minimise the BRDF effect. In total, two deciduous species (trembling aspen and white birch), four coniferous species (white and black spruce, tamarack and balsam fir) and one sample of herbaceous vegetation were measured.

### C. Data processing

In order to proceed with the spectroradiometric analysis, all noises caused by the detectors and by the water vapour absorption around 1950 nm were eliminated from the spectra. The analysis was performed on the spectral interval of 400 to 1800 nm and also between 1950 to 2400 nm. To quantify the differences in the reflectance between the forest species, a reference spectrum (tamarack) was chosen. The value of the reference spectrum was subtracted from the other studied spectra.

## III. ANALYSIS AND DISCUSSION

Figure 1 presents the spectral signatures of the seven types of forest cover present in the study. The comparison of these spectral responses to a reference spectrum was used to quantify the reflectance variation between spectra (fig. 2). The reference spectrum is the tamarack, which is the forest species under study with the lowest reflectance. Although some studies [2, 6] refer to the visible region as offering a possibility to distinguish between species, these results were not observed in our study (fig. 3). In the visible, the vegetation spectral response is influenced by the high absorption of chlorophyll a and b, and by carotenoids [7]. The comparison between the spectral signatures in this region shows a spectral difference lower than 5% for the blue and red portion. Meanwhile, the green peak region (between 500 and 600 nm) allows discrimination between deciduous and coniferous species. In fact, the white birch has a spectral difference of 8% with the reference spectrum and a difference of 6% with the black and white spruce (fig.3). These constitute the coniferous species with the highest reflectance in the visible region.

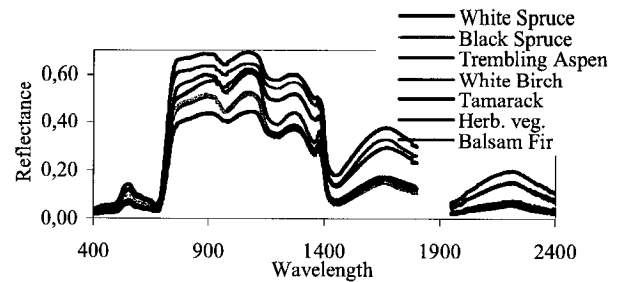


Figure 1 : Spectral signatures of studied forest species

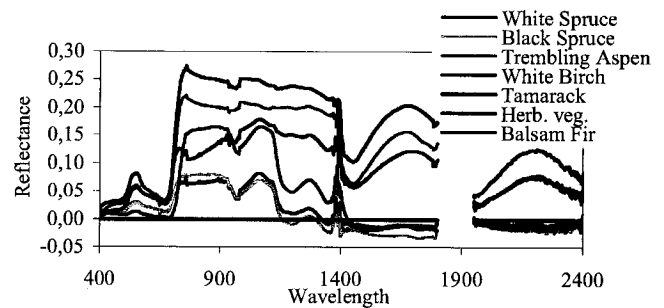


Figure 2 : Comparison of spectral signatures to a reference spectrum (Tamarack)

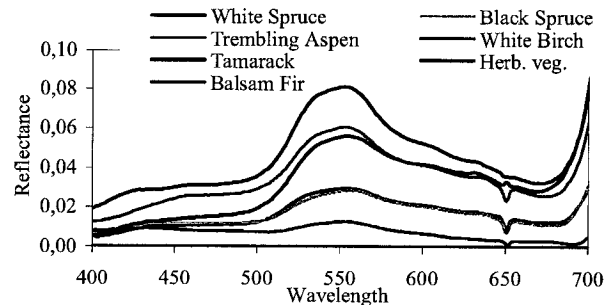


Figure 3 : Comparison of spectral signatures to a reference spectrum (Tamarack) for the visible region (400 to 700 nm)

However, this region is not appropriate for a spectral discrimination between four coniferous species since a low spectral variation of 2% is observed. The same observation occurs for the spectral discrimination between the two deciduous species where the spectral variation is not higher than 3%.

The SWIR-1 region is important in forest cover studies because of its rich information content (700 to 1350 nm). A distinction between coniferous and deciduous species can be performed (fig.4). In opposition to the visible region, spectral differences between species belonging to the same groups can be observed. In the SWIR-1, three precise regions can be used to distinguish between the forest species under consideration that are 770 to 920 nm, 1000 to 1150 nm and 1150 to 1350 nm (fig.4). In these regions, white birch constitutes the species with the highest reflectance, where a reflectance difference of about 5% can be observed. The coniferous species are spectrally distinct, except for the black and white spruce,

whose similar reflectance is not appropriate for distinguishing between them.

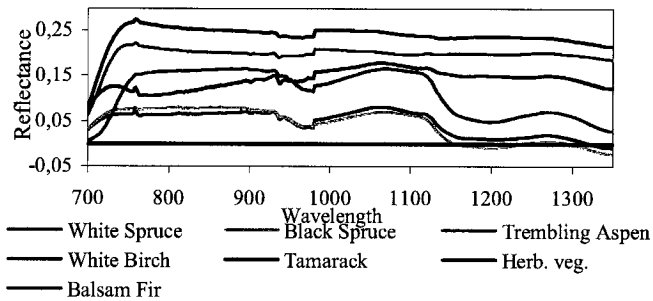


Figure 4: Comparison of spectral signatures to a reference spectrum (Tamarack) for the SWIR1 (700 to 1350 nm)

Up to 1150 nm, black and white spruces spectral signatures are different from other coniferous species with nearly 8% (as much as for the tamarack than the balsam fir). In the 1150 to 1350 nm region, only the balsam fir can be spectrally discriminated from the three other coniferous species (black and white Spruce and tamarack) where only small differences can be observed in their spectral signatures. Spectral differences for coniferous species in the SWIR-1 region can be explained by needle characteristics. Also, reflectance difference between balsam fir (conifer with the highest reflectance) and the trembling aspen (deciduous with the lowest reflectance) vary between 5 and 8%. These observations are in accordance with the work carried out in [2] which shows that it is possible to spectrally discriminate between deciduous and conifer species. In fact, we show that in the 1150 to 1350 nm region, the difference in reflectance varies from 15 to 25% depending on the observed species (fig. 4). As for the analysis of herbaceous vegetation spectral response, it allows us to establish that it can be differentiated both for deciduous and coniferous in the SWIR-1 region (1150 to 1350 nm) (fig. 4). However, in the spectral region 1000 to 1150 nm, herbaceous vegetation and balsam fir have just a small reflectance difference in their spectral signatures.

The measured spectral signatures in the SWIR-2 region (1400 to 1800 nm) are influenced by the water content in the measured vegetation samples. Although it is possible to identify deciduous from coniferous species, it is impossible to discriminate between the coniferous species (fig.2). In fact, their reflectances vary for a maximum of 3%. However, in this part of the spectrum, herbaceous vegetation can be distinguished from the coniferous species but has a reflectance difference lower than 5% with the trembling aspen. The reflectance difference between the deciduous species is at maximum, 5%. In fact, this spectrum region is not very well suited for the precise discrimination of forest species based only on the spectral signatures. However, this region is very useful for the study of water stress in vegetation covers where leaf water content is less sensitive than leaf chlorophyll content, appearing only at advanced stages of leaf dehydration [8].

For the last spectrum portion covering from 1950 to 2400nm (SWIR-3), it is not possible to discriminate between the observed forest species (fig. 2). The distinction between the four coniferous species cannot be achieved since the

spectral variation is at the top 3%. The spectral difference between the deciduous species is at the maximum 5%. The spectral responses of herbaceous vegetation and trembling aspen cannot be differentiated from each other. Also, as reported by [2], the SWIR-3 region contained noise, which can affect the measured spectral response.

#### IV. CONCLUSIONS

Spectroradiometric analysis showed that the green peak (500 to 600 nm) led to the discrimination between coniferous and deciduous species. However, it is not appropriate for distinguishing between species belonging to the same groups; in other words, between coniferous or deciduous species. However, it is brought to our attention that the 770 to 920 nm, 1000 to 1150 nm and 1150 to 1350 nm intervals are the most appropriate for the discrimination of the forest species under study. In fact, 1150 to 1350 nm region allows to distinguish between two deciduous species (white birch from trembling aspen) and to differentiate balsam fir and tamarack clearly from other coniferous species. White and black spruce can be discriminated from balsam fir and tamarack but not from each other because of the low variance between their spectral signatures. As for the 1400 to 1800 nm and 1950 to 2400 nm regions, they are not well suited for the discrimination between the studied forest species since they are respectively used for the detection of water content in vegetation covers and geological studies. Finally, the use of hyperspectral in forestry constitutes a new trend and an important source of information. In fact, not only species identification is possible but also evaluation of forest conditions can be realised with hyperspectral remote sensing.

#### ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank NSERC and University of Ottawa for the financial support. They would also like to thank Dr. A. Desrochers (University of Ottawa) for the technical support.

#### REFERENCES

- [1] S.E. Franklin, "Remote Sensing for Sustainable Forest Management", Lewis Publishers, CRC Press, United States of America, 2001, 407 p.
- [2] J.A.N. Van Aardt and R.H. Wynne, "Spectral Separability among Six Southern Tree Species", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 67, p. 1367-1375, 2001.
- [3] M. Lewis, "Spectral Characterization of Australian Arid Zone Plants", Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 28, no. 2, p. 219-230, 2002.
- [4] D.A. Landgrebe, S.B. Serpico, M.M. Crawford and V. Singhroy, "Introduction to the Special Issue on Analysis of Hyperspectral Image Data", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, no. 7, p. 1343-1345, 2001.
- [5] R.D. Jackson, P.J. Pinter, J. Paul, R.J. Reginato, J. Robert and S.B. Idso, "Hand-held Radiometry", U.S. Department of Agriculture Science and Education Administration, Agricultural Reviews and Manuals, ARM-W-19, Phoenix, Arizona, USA, 66 pages, 1980.
- [6] P. Gong, R. Pu and B. Yu, "Conifer Species Recognition: An Exploratory Analysis of *In Situ* Hyperspectral Data", Remote Sensing of Environment, vol. 62, p. 189-200, 1997.
- [7] C.J. Tucker and M.W. Garrett, "Leaf Optical system modeled as a stochastic process", Applied Optics, vol. 16, p. 1151-1157, 1977.
- [8] G.A. Carter, "Responses of Leaf Spectral Reflectance to Plant Stress", Am. J. Bot., vol. 80, p. 239-243, 1993.