

Université du Québec  
INRS-Eau

**UTILISATION DES RÉSEAUX DE NEURONES POUR LA  
CARTOGRAPHIE DES MILIEUX HUMIDES À PARTIR D'UNE SÉRIE  
TEMPORELLE D'IMAGES RADARSAT-1**

Par

**Hosni Ghedira**

Thèse présentée pour l'obtention du grade de *Philosophiae Doctor* (Ph.D.)  
en sciences de l'eau

Spécialité : télédétection

Jury d'évaluation

Examineur externe	M. François Cavayas, Ph.D. Université de Montréal
Examineur externe	M. Djemel Ziou, Ph.D. Université de Sherbrooke
Examineur interne :	M. Bénié Goze, Ph.D. Université de Sherbrooke
Directeur de thèse	Mme Monique Bernier, Ph.D. INRS-Eau
Codirecteur de thèse	M. Taha Ouarda, Ph.D. INRS-Eau

Août 2002



## REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier ma directrice de recherche Madame Monique Bernier pour avoir accepté de diriger ce travail, pour son support financier et ses commentaires scientifiques toujours pertinents. Ses conseils et suggestions ont été très stimulants et fort utiles tout au long de ma thèse. Je tiens également à remercier mon co-directeur Monsieur Taha Ouarda pour son aide et ses encouragements fort appréciés. J'aimerais le remercier tout particulièrement pour ces commentaires constructifs, son intérêt et ses judicieux conseils.

Mes remerciements les plus sincères vont à mes chers parents Salah et Naïma et à ma chère épouse Mouna qui m'ont toujours soutenu dans les moments les plus difficiles. Merci de tout cœur de m'avoir permis d'en arriver là.

Je tiens finalement à remercier le Fonds pour la Formation de Chercheurs et l'Aide à la Recherche (FCAR) action concertée Radarsat-1 pour leur soutien financier.



## RÉSUMÉ

Cette recherche visait à évaluer l'utilité des images Radarsat-1 dans la cartographie des milieux humides et à tester l'efficacité des réseaux de neurones pour la classification de ces milieux.

Au Québec, les milieux humides représentent 9 % du territoire. L'étude de ces vastes territoires très diversifiés et très complexes représente un véritable défi qui nécessite l'intégration de nouvelles méthodes et l'utilisation d'outils complémentaires aux méthodes conventionnelles de terrain. Toutefois, la superficie étendue du territoire ainsi que la nécessité d'un suivi continu et efficace rendent la télédétection le meilleur outil rentable pour contrôler et surveiller ces milieux. La télédétection radar représente un outil intéressant grâce à sa fréquence d'acquisition élevée et surtout, son indépendance relative face aux conditions météorologiques et d'illumination. De plus, les milieux humides, avec leur diversité végétale et leur spécificité hydrologique, réunissent la majorité des facteurs influençant l'interaction de l'onde radar avec la scène observée soit l'humidité, la physionomie végétale, la rugosité et la densité de la flore.

La région du Lac St-Jean (48°50' Nord et 72°00' Ouest) a été choisie comme site d'étude. Cette région contient une diversité de milieux humides regroupés au nord et à l'est du lac. Six images Radarsat en mode standard (S1 et S7) ont été acquises dans le cadre de ce projet. L'analyse de ces images a montré que les deux modes d'acquisition S1 et S7 sont deux outils complémentaires pour une cartographie précise des milieux humides. Ils permettent une bonne délimitation entre ces milieux et les milieux avoisinants (S1) et peuvent détecter la variation de la végétation à l'intérieur du milieu humide (S7).

Les analyses de séparabilité effectuées sur les classes végétales des milieux humides ont montré que les images acquises en mode S1 ne donnent pas une grande discrimination entre ces classes. Cependant, le mode d'acquisition S7 reste plus sensible à la variation de la composition végétale à l'intérieur des milieux humides malgré la faiblesse du signal retourné au satellite. Ceci est dû principalement à l'effet négatif de l'humidité du sol sur la rétrodiffusion en mode S1. Le seul apport des images acquises en mode S1 reste leur pouvoir discriminatoire entre les milieux humides (toutes classes confondues) et les milieux forestiers avoisinants.

En outre, ces analyses de séparabilité et les résultats de classification ont montré que l'ajout de la texture au processus de classification augmente considérablement la précision des résultats. En effet, les mesures de texture sont avérées très utiles pour ressortir les informations

dissimulées dans les images radar et pour discriminer les différentes composantes structurales des milieux humides.

Pour atteindre le deuxième objectif, une méthode classification des images radar par réseaux de neurones a été développée. Cette méthode a été adaptée aux images Radarsat-1 en tenant compte de leurs caractéristiques spécifiques et en exploitant la diversité des informations contenues dans chaque bande de données. Pour se faire, nous avons optimisé les paramètres extérieurs et intérieurs du réseau (architecture du réseau, nature des intrants, paramètres d'apprentissage, seuil de décision,... etc.) pour extraire le maximum d'informations des données disponibles.

Une comparaison entre la méthode de classification par maximum de vraisemblance et la méthode des réseaux de neurones a montré que cette dernière offre une performance supérieure quand il s'agit des classes végétales des milieux humides. Toutefois, la méthode du maximum de vraisemblance est plus performante quand il s'agit de classier les milieux forestiers.

# TABLE DES MATIÈRES

<b>REMERCIEMENTS .....</b>	<b>iii</b>
<b>RÉSUMÉ .....</b>	<b>v</b>
<b>TABLE DES MATIÈRES .....</b>	<b>vi</b>
<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>xi</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX .....</b>	<b>xv</b>
<b>CHAPITRE 1. INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
1.1. OBJECTIFS DE LA RECHERCHE.....	5
1.2. CONTRIBUTIONS ATTENDUES.....	5
1.3. HYPOTHESES DE LA RECHERCHE.....	6
1.4. PRESENTATION DE LA THESE .....	8
<b>CHAPITRE 2. TELEDETECTION RADAR DES MILIEUX HUMIDES .....</b>	<b>9</b>
2.1. INTRODUCTION .....	9
2.2. CARACTERISTIQUES DES CAPTEURS ET DES IMAGES RSO.....	9
2.2.1. <i>Formation d'une image radar</i> .....	10
2.2.2. <i>Polarisation</i> .....	11
2.2.3. <i>La fréquence et les bandes radar</i> .....	12
2.2.4. <i>Angle d'incidence</i> .....	17
2.2.5. <i>Sensibilité du signal radar à l'humidité</i> .....	19
2.3. TELEDETECTION DES MILIEUX HUMIDES.....	22
2.3.1. <i>Utilisation des données optiques (visible et proche infrarouge)</i> .....	22
2.3.2. <i>Utilisation des capteurs radar</i> .....	23
2.3.3. <i>L'interaction du signal radar avec les milieux humides</i> .....	28
2.4. CONCLUSION .....	32
<b>CHAPITRE 3. ACQUISITION ET TRAITEMENT DES DONNEES.....</b>	<b>35</b>
3.1. SITE D'ETUDE .....	35
3.2. ACQUISITION DES IMAGES .....	36
3.2.1. <i>Critères du choix du mode Standard</i> .....	36
3.2.2. <i>Choix de l'angle d'incidence</i> .....	38
3.3. ACQUISITION DES DONNEES SUR LE TERRAIN.....	41
3.4. INTERPRETATION VISUELLE DES IMAGES BRUTES .....	45
3.4.1. <i>Images S1</i> .....	46
3.4.2. <i>Images S7</i> .....	47
3.5. INTERPRETATION ANALYTIQUE DES IMAGES BRUTES.....	47
3.6. CORRECTION RADIOMETRIQUE.....	50
3.7. CORRECTION GEOMETRIQUE.....	52
3.7.1. <i>Introduction</i> .....	52
3.7.2. <i>Les principes de base de la méthode « Ortho »</i> .....	53
3.7.3. <i>Théorie de la méthode polynomiale</i> .....	54
3.7.4. <i>Choix d'une méthode de correction géométrique</i> .....	56
3.8. MESURE DE LA TEXTURE .....	57
3.8.1. <i>Définition de la texture</i> .....	57
3.8.2. <i>Calcul de la matrice de dépendances des niveaux de gris (GLCM)</i> .....	58
3.8.3. <i>Extraction des mesures de texture</i> .....	59

3.8.4.	Choix de la taille de fenêtre.....	60
3.8.5.	Analyse de corrélation.....	66
3.9.	ANALYSE DE SEPARABILITE.....	68
<b>CHAPITRE 4. INTRODUCTION AUX RESEAUX DE NEURONES .....</b>		<b>73</b>
4.1.	INTRODUCTION.....	73
4.2.	UTILISATION DES RESEAUX DE NEURONES EN TELEDETECTION .....	74
4.3.	ARCHITECTURE D'UN RESEAU DE NEURONES.....	75
4.4.	FORMAT DES DONNEES .....	76
4.4.1.	Niveau d'entrée.....	76
4.4.2.	Niveau de sortie .....	77
4.5.	TRANSFERT DES DONNEES ENTRE LES NEURONES.....	78
4.6.	APPRENTISSAGE DU RESEAU.....	80
4.7.	LA THEORIE DE LA METHODE DE RETROPROPAGATION .....	81
4.7.1.	Minimisation de l'erreur par rétropropagation.....	82
4.7.2.	Signal d'erreur.....	83
4.7.3.	La règle généralisée du delta.....	85
4.7.4.	Taux d'apprentissage.....	86
4.8.	AUTRES METHODES DE CLASSIFICATION SUPERVISEE.....	87
4.8.1.	Méthode de la distance minimale.....	88
4.8.2.	Méthode des parallélépipèdes.....	90
4.8.3.	Méthode du maximum de vraisemblance.....	91
4.9.	COMPARAISON ENTRE LES METHODES DE CLASSIFICATION .....	94
4.10.	ÉVALUATION DE PRECISION D'UNE CLASSIFICATION .....	96
4.10.1.	Matrice de confusion.....	97
4.10.2.	Analyse descriptive d'une matrice de confusion.....	98
4.10.3.	Analyse analytique d'une matrice de confusion.....	99
<b>CHAPITRE 5. MISE AU POINT DU RESEAU DE NEURONES .....</b>		<b>103</b>
5.1.	INTRODUCTION.....	103
5.2.	PREPARATION DES PARAMETRES EXTERNES DU RESEAU.....	103
5.2.1.	Préparation des groupes d'apprentissage .....	104
5.3.	CONFIGURATION DU RESEAU .....	107
5.3.1.	Choix d'architecture.....	107
5.3.2.	Configuration du niveau d'entrée.....	110
5.4.	AJUSTEMENT DES PARAMETRES D'APPRENTISSAGE.....	112
5.4.1.	Taux d'apprentissage.....	113
5.4.2.	le momentum.....	123
5.4.3.	La fonction d'activation.....	124
5.5.	SUPERVISION DE L'APPRENTISSAGE DU RESEAU .....	124
5.5.1.	Apprentissage du réseau.....	125
5.5.2.	Critères d'arrêt d'apprentissage .....	126
5.5.3.	Mesure de la performance du réseau.....	127
5.6.	CONCLUSION .....	128
<b>CHAPITRE 6. CLASSIFICATION DES IMAGES .....</b>		<b>129</b>
6.1.	SELECTION DES INTRANTS .....	130
6.2.	EFFET DU SEUIL DE DECISION.....	131
6.3.	OPTIMISATION DES INTRANTS.....	137
6.3.1.	Six images brutes.....	137
6.3.2.	Six mesures de texture Moyenne .....	139
6.3.3.	Six mesures de texture Écart type.....	141
6.3.4.	Six mesures de texture Corrélation.....	142
6.3.5.	Trois textures moyennes extraites de trois images S7.....	143
6.3.6.	Trois textures moyennes extraites des trois images S1 .....	145
6.3.7.	Trois textures pour l'image S1 et trois textures pour l'image S7 .....	146



6.3.8.	<i>Deux textures pour l'image S1 et deux textures pour l'image S7.</i>	148
6.3.9.	<i>Dix-huit mesures de texture (3 par image)</i>	149
6.3.10.	<i>Deux composantes principales.</i>	151
6.3.11.	<i>Évaluation des combinaisons d'intrants</i>	152
6.4.	COMPARAISON DES RESULTATS AVEC CELLES OBTENUS AVEC LA METHODE DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE.	154
6.4.1.	<i>Comparaison descriptive des résultats</i>	155
6.4.2.	<i>Comparaison analytique des résultats</i>	158
6.5.	CLASSIFICATION DE L'IMAGE	163
6.5.1.	<i>Le temps d'opération de la méthode</i>	163
6.5.2.	<i>Effet du seuil de décision sur la classification.</i>	164
6.5.3.	<i>Gradient de la végétation.</i>	168
<b>CHAPITRE 7. CONCLUSION</b>		<b>171</b>
7.1.	VERIFICATION DES HYPOTHESES.	171
7.1.1.	<i>Le potentiel de l'imagerie radar pour la cartographie des milieux humides.</i>	172
7.1.2.	<i>Réseaux de neurones.</i>	174
7.2.	ORIENTATION DES TRAVAUX ULTERIEURS.	177
<b>CHAPITRE 8. BIBLIOGRAPHIE</b>		<b>179</b>
<b>CHAPITRE 9 ANNEXE A</b>		<b>189</b>
<b>CHAPITRE 10 ANNEXE B</b>		<b>205</b>

## LISTE DES FIGURES

<b>Figure 2-1.</b>	Mécanismes de dispersion d'une onde radar	13
<b>Figure 2-2.</b>	Les effets des paramètres structuraux de la végétation sur la rétrodiffusion totale d'un signal radar émis en bandes L, C et X et en polarisation HH (Kasischke and Christensen, 1990).	16
<b>Figure 2-3.</b>	Les effets des paramètres structuraux de la végétation sur la rétrodiffusion totale d'un signal radar émis en bandes L, C et X et en polarisation VV (Kasischke and Christensen, 1990).	17
<b>Figure 2-4.</b>	Effet de l'angle d'incidence sur la rétrodiffusion radar (Lewis <i>et al.</i> , 1998)	18
<b>Figure 2-5.</b>	Effet de la constante diélectrique moyenne ( $\epsilon$ ) et de l'angle d'incidence sur la rétrodiffusion radar (Ulaby <i>et al.</i> , 1982a).	20
<b>Figure 2-6.</b>	Mécanismes d'interaction dans un milieu arboré.	29
<b>Figure 2-7.</b>	Mécanismes d'interaction dans un milieu arbustif (sans troncs).	29
<b>Figure 3-1.</b>	La zone couverte par les deux modes d'acquisitions	38
<b>Figure 3-2.</b>	Classes principales et secondaires de la végétation des milieux humides	42
<b>Figure 3-3.</b>	Photographies acquises dans les 4 classes	43
<b>Figure 3-4.</b>	Mosaïque des photos aériennes (échelle 1:15000) de la région d'étude	44
<b>Figure 3-5.</b>	Apparence des milieux humides dans une image S1	45
<b>Figure 3-6.</b>	Comportement du signal radar pour les différentes classes	48
<b>Figure 3-7.</b>	Distribution statistique des valeurs de la rétrodiffusion à l'intérieur d'une tourbière	52
<b>Figure 3-8.</b>	Correction géométrique d'une image du lac Saint-Jean	56
<b>Figure 3-9.</b>	Orientations possibles pour le calcul de la GLCM	59
<b>Figure 3-10.</b>	Exemple de calcul de la GLCM (PCI Geomatics, 1997)	59
<b>Figure 3-11a.</b>	Effet de la taille de fenêtre sur la texture Moyenne	63
<b>Figure 3-11b.</b>	Effet de la taille de fenêtre sur la texture Écart Type	64
<b>Figure 3-11c.</b>	Effet de la taille de fenêtre sur la texture Corrélation	65
<b>Figure 3-12a.</b>	Variation temporelle de la texture Moyenne en fonction de classes	67
<b>Figure 3-12b.</b>	Variation temporelle de la texture Corrélation en fonction de classes	68
<b>Figure 3-12c.</b>	Variation temporelle de la texture Écart Type en fonction de classes.	68
<b>Figure 3-13a.</b>	Variation temporelle des indices de séparabilité pour la texture Moyenne	70

<b>Figure 3-13b.</b>	Variation temporelle des indices de séparabilité pour la texture Écart Type	70
<b>Figure 3-13c.</b>	Variation temporelle des indices de séparabilité pour la texture Corrélation	71
<b>Figure 3-13d.</b>	Variation temporelle des indices de séparabilité pour les images brutes	71
<b>Figure 4-1.</b>	Architecture d'un réseau multicouches	76
<b>Figure 4-2.</b>	Connexions d'un élément processeur (nœud j).	78
<b>Figure 4-3.</b>	Fonctions d'activation.	79
<b>Figure 4-4.</b>	Apprentissage du réseau	80
<b>Figure 4-5.</b>	Préparation des données pour une analyse multi-temporelle.	86
<b>Figure 4-6.</b>	Critères de classification par la méthode de la distance minimale.	89
<b>Figure 4-7.</b>	Critères de classification par la méthode des parallélépipèdes.	91
<b>Figure 4-8.</b>	Critères de classification par la méthode de maximum de vraisemblance.	94
<b>Figure 5-1a.</b>	Effet du taux initial sur l'entraînement du réseau (taux = 0,01)	116
<b>Figure 5-1b.</b>	Effet du taux initial sur l'entraînement du réseau (taux = 0,05)	116
<b>Figure 5-1c.</b>	Effet du taux initial sur l'entraînement du réseau (taux = 0,1)	117
<b>Figure 5-2a.</b>	Effet du seuil de tolérance ( $x$ ) sur l'apprentissage ( $x = 10\%$ )	118
<b>Figure 5-2b.</b>	Effet du seuil de tolérance ( $x$ ) sur l'apprentissage ( $x = 2\%$ ).	119
<b>Figure 5-2c.</b>	Effet du seuil de tolérance ( $x$ ) sur l'apprentissage ( $x = 4\%$ )	119
<b>Figure 5-3a.</b>	Comportement de l'apprentissage avec un taux d'accélération élevée (1,10)	120
<b>Figure 5-3b.</b>	Comportement de l'apprentissage avec un faible taux d'accélération (1,01)	121
<b>Figure 5-3c.</b>	Comportement de l'apprentissage avec un taux d'accélération égal à 1,05	121
<b>Figure 5-4a.</b>	Comportement de l'apprentissage avec taux de freinage égal à 0,5	122
<b>Figure 5-4b.</b>	Comportement de l'apprentissage avec taux de freinage égal à 0,9	122
<b>Figure 5-5.</b>	Évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage.	126
<b>Figure 5-6.</b>	Description schématique de la phase d'apprentissage	128
<b>Figure 6-1a.</b>	Effet du seuil de décision : Milieu humide arbustif	134
<b>Figure 6-1b.</b>	Effet du seuil de décision : Milieu forestier	134
<b>Figure 6-1c.</b>	Effet du seuil de décision : Milieu humide fortement arboré	135
<b>Figure 6-1d.</b>	Effet du seuil de décision : Milieu humide moyennement arboré	135
<b>Figure 6-2.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec six images brutes.	137
<b>Figure 6-3.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec six mesures de la texture Moyenne.	139

<b>Figure 6-4.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec six mesures de la texture Écart Type.	141
<b>Figure 6-5.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec six mesures de la texture Corrélation.	142
<b>Figure 6-6.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec 3 textures moyennes extraites des trois images S7	143
<b>Figure 6-7.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec 3 textures moyennes extraites des trois images S1	145
<b>Figure 6-8.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec 6 textures (3 S1 et 3 S7).	147
<b>Figure 6-9.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec 4 textures (2 S1 et 2 S7).	148
<b>Figure 6-10.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec 18 textures (3 par image).	150
<b>Figure 6-11.</b>	Évolution de l'apprentissage du réseau avec deux composantes principales.	151
<b>Figure 6-12.</b>	Comparaison entre les deux méthodes de classification: maximum de vraisemblance et réseaux de neurones	156
<b>Figure 6-13a.</b>	Distribution statistique des classes : texture Moyenne de l'image S1 (août).	160
<b>Figure 6-13b.</b>	Distribution statistique des classes : texture Écart Type de l'image S1 (août)	160
<b>Figure 6-13c.</b>	Distribution statistique des classes : texture Corrélation de l'image S1 (août).	161
<b>Figure 6-14a.</b>	Distribution statistique des classes : texture Moyenne de l'image S7 (avril).	161
<b>Figure 6-14b.</b>	Distribution statistique des classes : texture Écart Type de l'image S7 (avril).	162
<b>Figure 6-14c.</b>	Distribution statistique des classes : texture Corrélation de l'image S7 (avril).	162
<b>Figure 6-15a.</b>	Effet du seuil de décision sur la classification (seuil = 0,2).	165
<b>Figure 6-15b.</b>	Effet du seuil de décision sur la classification (seuil = 0,4).	166
<b>Figure 6-15c.</b>	Effet du seuil de décision sur la classification (seuil = 0,6).	167
<b>Figure 6-15d.</b>	Effet du seuil de décision sur la classification (seuil = 0,8).	168
<b>Figure 6-16.</b>	Gradient de la végétation.	169
<b>Figure 6-17.</b>	Vérification du gradient de la végétation.	170

## LISTE DES TABLEAUX

<b>TABLEAU 2-1.</b>	Facteurs influençant la quantité d'énergie retournée vers le capteur	11
<b>TABLEAU 2-2.</b>	Les bandes radar	12
<b>TABLEAU 2-3.</b>	Modes d'acquisition d'images du Radarsat-1 ( <i>source : RSI</i> )	19
<b>TABLEAU 3-1 :</b>	Dates et modes d'acquisition des images	36
<b>TABLEAU 3-2.</b>	Sources de distorsions géométriques	53
<b>TABLEAU 3-3.</b>	Corrélation moyenne entre les différentes mesures de la texture	66
<b>TABLEAU 4-1.</b>	Méthodes de classification les plus utilisées dans les logiciels commerciaux de traitement (Smits <i>et al.</i> , 1999).	88
<b>TABLEAU 4-2.</b>	Calcul des précisions à partir d'une matrice de confusion (Congalton, 1991)	97
<b>TABLEAU 5-1.</b>	Exemples d'architectures extraites de la littérature.	108
<b>TABLEAU 5-2.</b>	Effet de l'architecture du réseau de neurone sur la performance de la classification	109
<b>TABLEAU 5-3.</b>	Optimisation des paramètres liés au taux d'apprentissage	123
<b>TABLEAU 6-1.</b>	Effet du seuil de décision sur la performance de la classification.	133
<b>TABLEAU 6-2.</b>	Évaluation par Statistique-Z de la similarité des classifications obtenues par différents seuils de décision.	136
<b>TABLEAU 6-3.</b>	Matrices de confusions obtenues avec les six images brutes.	138
<b>TABLEAU 6-4.</b>	Matrices de confusions obtenues avec six textures Moyenne.	140
<b>TABLEAU 6-5.</b>	Matrices de confusions obtenues avec six textures Écart Type.	141
<b>TABLEAU 6-6.</b>	Matrices de confusions obtenues avec six textures Corrélation.	143
<b>TABLEAU 6-7.</b>	Matrices de confusions obtenues avec trois textures Moyenne (S7).	144
<b>TABLEAU 6-8.</b>	Matrices de confusions obtenues avec trois textures Moyenne (S1).	147
<b>TABLEAU 6-9.</b>	Matrices de confusions obtenues avec 3 textures S1 et 3 textures S7.	147
<b>TABLEAU 6-10.</b>	Matrices de confusions obtenues avec 2 textures S1 et 2 textures S7.	149
<b>TABLEAU 6-11.</b>	Matrices de confusions obtenues avec 18 textures (3 par image).	150
<b>TABLEAU 6-12.</b>	Matrices de confusions obtenues avec deux composantes principales	151
<b>TABLEAU 6-13.</b>	Tableau récapitulatif des résultats obtenus pour les différentes combinaisons d'intrants.	153
<b>TABLEAU 6-14.</b>	Évaluation des précisions par un test Z	154

<b>TABLEAU 6-15.</b>	Matrices de confusions obtenues par maximum de vraisemblance avec trois combinaisons d'intrants.	157
<b>TABLEAU 6-16.</b>	Comparaison analytique entre les réseaux de neurones et le maximum de vraisemblance.	158
<b>TABLEAU 6-17.</b>	Vérification de la complémentarité entre le mode S1 et le mode S7	159

# CHAPITRE 1

## Introduction

---

Les milieux humides ont été définis par Dansereau (1957) comme étant un ensemble de sites qui forment une zone de transition entre les écosystèmes aquatiques et les écosystèmes purement terrestres. Ces écosystèmes de très forte productivité biologique, avec une faune et une flore assez abondante et diversifiée, jouent un rôle indispensable dans le cycle vital de certaines d'espèces animales et végétales. Les milieux humides jouent aussi un rôle clé dans l'équilibre hydrologique de leur environnement essentiellement grâce à la présence d'une végétation majoritairement hygrophile (tolérante à de longues périodes d'inondations). Ainsi, les milieux humides agissent comme une éponge géante naturelle en absorbant les excès d'eau pendant les inondations et en alimentant lentement les cours d'eau pendant des périodes suffisamment longues de sécheresse.

Selon l'évaluation la plus récente, les milieux humides occupent 170 millions d'hectares soit 17 % du territoire canadien (Gorham, 1990). Cette superficie représente le quart de tous les milieux humides de la planète. Le Québec est l'une des provinces canadiennes les mieux pourvues en milieux humides (9 % de son territoire) et leur superficie atteint 11,7 millions d'hectares (Gorham, 1990). Ces milieux sont particulièrement abondants le long du Saint-Laurent ainsi que dans les zones au relief peu accidenté, comme les basses terres du Lac Saint-Jean, de l'Abitibi et de la Baie James. Ces milieux ont fait l'objet de plusieurs études qui ont permis de mieux connaître leur diversité écologique (Buteau *et al.*, 1994).

L'intérêt manifesté à l'égard des milieux humides est de plus en plus croissant. En effet, en plus de leur valeur écologique, les milieux humides constituent une ressource importante qui peut être valorisée de plusieurs façons telles que la conservation, la récolte de la tourbe à des fins horticoles et l'exploitation forestière. Ainsi, du point de vue hydrologique, l'emplacement et

l'étendu des milieux humides représentent des composantes importantes dans le mécanisme hydrique global d'un bassin versant. On peut citer, à titre d'exemple, les centrales hydroélectriques de la Baie James pour lesquelles les milieux humides occupent une grande partie de leurs bassins versants.

L'omniprésence de milieux humides dans le paysage québécois rend nécessaire l'intégration de leurs différentes composantes dans un système d'information géographique. Ce système sera très utile pour plusieurs intervenants dans le domaine de la gestion des ressources naturelles. Une délimitation précise de ces vastes territoires et une étude approfondie de leurs différentes composantes représentent un véritable défi vu leur forte diversité et leur accessibilité souvent difficile. Une cartographie précise de ces milieux nécessite l'intégration de nouvelles méthodes et l'utilisation d'outils complémentaires aux méthodes conventionnelles de terrain. Il est donc important de disposer d'un système d'information qui permette d'observer, d'analyser et de classer les milieux humides à coûts modérés afin de connaître leur évolution dans le temps et dans l'espace. La télédétection peut jouer ainsi un rôle important pour accomplir cette tâche.

Les progrès réalisés dans l'utilisation des données à référence spatiale ont mis en évidence l'utilité de la télédétection comme outil de surveillance des milieux humides (Seuthé et Buteau, 1994). En effet, par comparaison avec les méthodes traditionnelles de terrain, la télédétection permet de couvrir des vastes superficies rapidement et à peu de frais. De plus, la nature spécifique et les conditions difficiles des milieux humides font de la télédétection un outil intéressant pour contrôler, inventorier et surveiller ces vastes territoires. Cette technique est devenue ainsi une source privilégiée d'acquisition des données dans plusieurs applications et surtout celles liées à la cartographie de l'occupation du sol.

Dans les dix dernières années, la mise sur pied de trois programmes majeurs d'observation de la Terre par les satellites radar, soit ERS-1 et 2 (Europe), J-ESR-1 (Japon) et Radarsat-1 (Canada) a suscité un intérêt grandissant pour l'utilisation de ce type de données dans des applications assez diversifiées. Maintenant, les images radar sont devenues un outil indispensable dans plusieurs applications en s'appuyant sur des bases théoriques solides de la physique de l'interaction de l'onde radar avec la scène observée. Les images radar ont ainsi dépassé l'étape dans laquelle elles étaient utilisées comme moyen de compenser le manque de disponibilité ou d'accessibilité des images optiques.



La complexité de la théorie derrière la formation d'une image radar a joué en faveur des données optiques étant donné la facilité relative dans leur interprétation et le lien relativement direct qui existe entre la scène observée et l'apparence de l'image obtenue. Les données optiques nécessitent ainsi moins de connaissances dans leur interprétation puisque leur principe de base ressemble plus ou moins au fonctionnement de l'œil humain. Toutefois, en dépit des avantages de l'observation de la Terre par des techniques conventionnelles de télédétection, il existe deux limitations majeures liées à l'utilisation des données optiques. En premier lieu, la présence des nuages et la dépendance à l'illumination solaire limite l'utilisation des capteurs optiques agissant dans les bandes du visible et du proche infrarouge du spectre électromagnétique. En second lieu, les satellites conventionnels d'observation de la Terre à haute résolution ont un problème de périodicité des observations (26 jours pour SPOT-HRVIR et 16 jours pour Landsat-TM). La combinaison de ces deux paramètres limite beaucoup l'utilisation des données optiques dans des applications d'observation de la Terre. Le radar représente alors une alternative intéressante grâce à sa fréquence d'acquisition élevée et surtout, grâce à son pouvoir d'observer la surface de la terre dans la plupart des conditions atmosphériques, même sous l'obscurité ou en présence de nuages (RSI, 1995). En plus de ces avantages, les images radar restent une source d'informations appréciable dans le cas où la discrimination entre les différentes classes est basée sur des paramètres liés à l'humidité et la densité végétale comme les milieux humides.

La classification des images représente l'étape la plus importante dans un processus complet d'analyse numérique et de traitement d'images. Cette étape consiste à identifier la classe à laquelle appartient chacun des pixels pour créer à la fin une carte thématique qui représente un assemblage d'étiquettes (ou des classes) associé aux éléments de la scène analysée. Actuellement, il existe plusieurs méthodes de classification des données de télédétection basées souvent sur des principes statistiques comme la méthode du maximum de vraisemblance et la méthode du K-plus proche voisin (*K-nearest neighbour*) ou sur des principes arithmétiques comme la classification par distance minimale (Richards, 1993). Ces méthodes traditionnelles de classification fonctionnent bien avec des données Landsat-TM mais elles ne sont pas vraiment appropriées aux données radar à cause de leurs propriétés différentes aux autres données de télédétection comme, par exemple, la présence de chatoiement (Smits, et al., 1999).

L'utilisation des réseaux de neurones en télédétection a commencé à la fin des années quatre-vingts (1988), soit deux ans après le lancement par Rumelhart et al. (1986) de l'algorithme

d'apprentissage par rétropropagation (Kanellopoulos and Wilkinston, 1997). Les réseaux de neurones constituent actuellement le sujet de beaucoup de recherches, en raison de leurs propriétés intéressantes d'apprentissage de modèles non linéaires et leurs possibilités d'application à des problèmes de classification, de diagnostic, de prédiction et de contrôle de procédés (Kanellopoulos and Wilkinston, 1997, Kimes *et al.*, 1998). En télédétection, les réseaux de neurones ont été généralement utilisés comme outil de classification non paramétrique qui ne nécessite pas l'établissement d'un modèle statistique des classes. La comparaison entre les méthodes conventionnelles de classification et les réseaux de neurones montre d'une façon évidente le potentiel de ces derniers à apporter de nouvelles approches et à améliorer la précision d'une classification (Bendiktsson and Sveinsson, 1997). Les deux avantages majeurs des réseaux de neurones en télédétection sont les suivants :

- Les réseaux de neurones représentent une approche non paramétrique qui ne nécessite pas une connaissance *a priori* de la distribution statistique des classes. Cette caractéristique nous évite de fixer des conditions préalables sur la nature de la distribution qui ne sont pas toujours exactes. Par exemple, dans la plupart des applications de la méthode de maximum de vraisemblance, on suppose *a priori* que la distribution des valeurs numériques des pixels est normale (Gaussienne) pour chaque classe (Paola and Schowengerdt 1995). Toutefois, cette condition n'est pas toujours honorée puisque pour certaines classes, la distribution peut être asymétrique, bi-modale ou même aléatoire surtout quand il s'agit d'une classification d'un milieu naturel.
- Contrairement aux méthodes conventionnelles de classification, les réseaux de neurones considèrent différemment l'apport de chaque source de données (images multi-dates et multi-angles d'incidences) pour la prise de décision d'appartenance à une classe donnée (Bendiktsson and Sveinsson, 1997). Cet avantage permet la mise en évidence de la spécificité de chaque source, ce qui permet de renforcer le poids de certaines informations. Ce phénomène est couramment observé dans les séries temporelles des images radar puisque les caractéristiques physiques d'une classe donnée varient considérablement d'une date à une autre.

Le choix des réseaux de neurones comme outil de classification des milieux humides a été motivé principalement par les deux avantages cités précédemment. Nous essayons donc dans le cadre de cette thèse de ressortir le maximum d'informations des images disponibles pour une classification la plus précise possible. Cependant, afin de trouver la configuration idéale d'un

réseau de neurones pour classifier des données radar, il faut d'abord commencer par une adaptation rigoureuse des paramètres externes et internes du réseau tout en tenant compte de la nature et de l'origine physique des données. Ainsi, nous prenons en considération les caractéristiques spécifiques aux images radar en exploitant la diversité d'informations contenue dans le pixel en prenant comme référence la physique de l'interaction entre l'onde radar et le milieu observé.

### ***1.1. Objectifs de la recherche***

L'objectif principal de cette recherche est de développer une méthodologie de classification des images Radarsat-1 par réseaux de neurones pour identifier les grandes classes physiologiques des milieux humides. La méthode développée permet à la fois de tenir compte de la nature spécifique des images de Radarsat-1 et des caractéristiques physiques des milieux humides. Pour ce faire, deux objectifs secondaires ont été poursuivis. Le premier consiste à comprendre le comportement du signal radar émis par Radarsat-1 face aux différentes composantes des milieux humides et étudier les effets de l'angle d'incidence et de la date d'acquisition sur l'énergie retournée au satellite. Le second vise d'établir un mode de fonctionnement ou d'emploi pour les différentes étapes de classification des données Radarsat-1 par réseaux de neurones en partant de la préparation des données et jusqu'à la production de la carte thématique. Dans cette optique, nos efforts ont été concentrés pour établir une méthodologie d'optimisation des paramètres internes et externes du réseau de neurones pour qu'il puisse extraire le maximum d'informations des données radar et produire une classification adéquate des milieux humides avec une précision supérieure à celle obtenue par les méthodes conventionnelles.

### ***1.2. Contributions attendues***

Deux contributions majeures sont attendues de cette recherche. La contribution la plus importante concerne la réalisation d'une méthodologie originale de classification par réseaux de neurones adaptée aux images radar. Le développement de cette méthode a nécessité une étude approfondie de l'influence des paramètres internes du réseau de neurones et la sélection de ces paramètres pour une meilleure performance du classificateur. Cette performance a été évaluée dans un contexte de classification d'une région dominée par les milieux humides en utilisant une série d'images multi-dates et multi-angles d'incidences de Radarsat-1. La