

Projet RDC
DÉVELOPPEMENT D'ALGORITHMES POUR LE SUIVI PAR
SATELLITE DE LA COUVERTURE DE NEIGE AU SOL À L'ÉCHELLE
DU BASSIN VERSANT
-RAPPORT FINAL-

Préparé par :

INRS-ETE :

Karem Chokmani

Monique Bernier

Lisa-Marie Pâquet

Université de Sherbrooke :

Kalifa Goïta

Alain Royer

Félix Comtois-Boutet

Maxime Turcotte

Yuanzhi Zhang

Louis-Charles Forcier

Amani Massalabi

Rapport no. R1103

présenté à

OURANOS et Hydro-Québec

Octobre 2009

AVANT PROPOS

Le présent rapport rend compte des travaux de recherche ainsi que des résultats obtenus dans le cadre du projet intitulé : « Développement d’algorithmes pour le suivi par satellite de la couverture de neige au sol à l’échelle du bassin versant ».

Le premier chapitre du rapport expose le contexte du projet ainsi que la problématique générale de recherche. Le deuxième chapitre traite du premier objectif du projet qui porte sur la cartographie de l’étendue du couvert nival à l’aide de l’imagerie satellitaire. Quant au troisième chapitre, il traite du deuxième objectif du projet portant sur les méthodes d’estimation de l’équivalent en eau de la neige à partir des données micro-ondes passives satellitaires. Le dernier chapitre résume les résultats de ce projet de recherche de deux ans. Les auteurs du rapport tiennent à remercier le CRSNG et OURANOS pour le soutien financier au projet ainsi qu’Hydro-Québec et le Centre Canadien de Télédétection pour leurs contributions en termes d’expertise et de fourniture de données.

TABLE DES MATIÈRES

AVANT PROPOS	III
TABLE DES MATIÈRES.....	V
LISTE DES TABLEAUX.....	VII
LISTE DES FIGURES	X
1. INTRODUCTION.....	1
1.1 CONTEXTE.....	1
1.2 PROBLÉMATIQUE DE LA RECHERCHE	1
1.3 OBJECTIFS	5
2. CARTOGRAPHIE HISTORIQUE DU COUVERT NIVAL À PARTIR DES IMAGES JOURNALIÈRES NOAA-AVHRR ET DES IMAGES SSM/I.....	7
2.1 INTRODUCTION	7
2.2 PROCÉDURE DE VALIDATION	8
2.3 L'ALGORITHME AVHRR	11
2.3.1 Données satellitaires.....	11
2.3.2 Définition et étalonnage de l'algorithme.....	13
2.3.3 Résultats de la cartographie.....	17
2.4 L'ALGORITHME SSM/I	20
2.4.1 Données satellitaires.....	20
2.4.2 Définition et étalonnage de l'algorithme.....	21
2.4.3 Validation temporelle et spatiale des cartes SSM/I	23
2.5 L'ALGORITHME DE FUSION AVHRR-SSM/I	26
2.5.1 Définition et étalonnage de l'algorithme.....	26
2.5.2 Validation temporelle et spatiale des cartes fusionnées AVHRR-SSM/I ..	29
2.6 CONCLUSIONS	38
3. CARTOGRAPHIE DE L'ÉQUIVALENT EN EAU DE LA NEIGE À PARTIR D'IMAGES AMSR-E.....	41

3.1	INTRODUCTION	41
3.2	VALIDATION DES PRODUITS D'EEN FOURNIS PAR LE NSIDC	41
3.2.1	<i>Données</i>	41
3.2.2	<i>Méthodologie</i>	44
3.2.3	<i>Résultats</i>	44
3.3	ALGORITHME D'EEN BASE SUR AMSR-E ET ADAPTE AU QUEBEC	48
3.3.1	<i>Données</i>	48
3.3.2	<i>Méthodologie</i>	48
3.3.3	<i>Résultats de l'approche basée sur les régressions</i>	50
3.4	ALGORITHME BASE SUR LES RESEAUX DE NEURONES	52
3.4.1	<i>Choix des meilleures fréquences et polarisations</i>	53
3.4.2	<i>Contributions des données auxiliaires</i>	57
3.4.3	<i>Validation</i>	67
3.5	CONCLUSION.....	69
4.	CONCLUSIONS	71
5.	RÉFÉRENCES.....	73

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Caractéristiques du capteur AVHRR.....	12
Tableau 2 : Valeurs des seuils de classification des images NOAA-AVHRR.....	16
Tableau 3 : Matrice de confusion des résultats de la classification des échantillons de pixels qui ont servi pour valider l’algorithme de classification des images AVHRR	17
Tableau 4 : Résultats de la classification des images AVHRR avec la nouvelle version de l’algorithme comparés aux observations de la neige au niveau des 20 stations météorologiques de validation pour la période 1988-1999	18
Tableau 5 : Résultats de la classification des images AVHRR avec les deux versions de l’algorithme comparés aux observations de la neige communes aux deux, au niveau des 15 stations météorologiques de validation pour la période 1987, 1992 et 1999 .	19
Tableau 6 : Caractéristiques des données SMMR et SSM/I.....	20
Tableau 7: Résolution spatiale brute au sol des données SMMR et SMM/I selon la fréquence d’acquisition. Les données sont ensuite re-échantillonnées à 25 km x 25 km dans la base de données EASE-Grid produite par NSIDC.	20
Tableau 8: Comparaison de la date de fin de couverture de neige mesurée au sol avec celle dérivée des images satellites micro-ondes passives, pour 21 stations météorologiques au Québec en 2003. Noter que deux stations ont donné des estimations aberrantes, non prises en compte dans la moyenne (La Grande Rivière, Kuujjuarapik).	24
Tableau 9 : Résultats de l’algorithme SSM/I comparés aux observations de la neige au niveau des 20 stations météorologiques de validation pour la période 1988-1999 ...	25
Tableau 10 : Résultats de la classification de l’algorithme de fusion AVHRR-SSM/I (1988-1999) comparés aux observations de la neige au niveau des 20 stations météorologiques de validation (Figure 1).....	32

Tableau 11 : Cartographie de la neige au niveau de l’empreinte au sol des 6 images Landsat de validation réalisée à l’aide des différents algorithmes étudiés.....	34
Tableau 12: Comparaison entre le pourcentage de couverture nival au niveau de l’empreinte au sol des 6 images Landsat-TM calculé par la cartographie de la neige à l’aide de l’imagerie Landsat-TM (à la date d’acquisition de l’image) et celle produite par l’algorithme de fusion utilisant l’imagerie de AVHRR et SSM/I (pour toute la saison de fonte de l’année en question : du 01/04 au 31/05).....	36
Tableau 13 : Statistiques moyennes des caractéristiques du couvert nival (n = nombre d’échantillons).....	43
Tableau 14: Proportion de couverture de sol et fraction de la canopée dans les pixels des classes	43
Tableau 15 : Classification de la neige de l'algorithme du NSIDC.....	45
Tableau 16 : Performance des différents modèles.....	51
Tableau 17 : Validation des modèles	51
Tableau 18 : Combinaisons de fréquences considérées.....	54
Tableau 19 : Combinaisons de fréquences pour 2003. Les meilleurs résultats sont en gras.	55
Tableau 20 : Combinaisons de fréquences pour 2004. Les meilleurs résultats sont en gras.	56
Tableau 21 : Combinaisons de fréquences pour 2003. Les meilleurs résultats sont en gras.	57
Tableau 22 : Combinaisons de fréquences pour 2004. Les meilleurs résultats sont en gras.	57
Tableau 23 : Apport de la fraction de couvert végétal pour 2003	58
Tableau 24 : Apport de la fraction de couvert végétal pour 2004	58
Tableau 25 : Apport de la température de l’air 2003	59
Tableau 26 : Apport de la température de l’air 2004	59

Tableau 27 : Contribution de la topographie 2003.....	60
Tableau 28 : Contribution de la topographie 2004.....	60
Tableau 29 : Combinaison de plusieurs facteurs 2003	61
Tableau 30 : Combinaison de plusieurs facteurs 2004	61
Tableau 31 : Influence de la latitude 2003.....	64
Tableau 32 : Influence de la latitude 2004.....	64

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Répartition des stations météorologiques d'Environnement Canada utilisées dans la validation des algorithmes de cartographie du couvert nival et limites du domaine d'analyse.....	9
Figure 2 : Traces des images Landsat-TM utilisées dans la validation des algorithmes de cartographie du couvert nival (la date d'acquisition de l'image est indiquée à l'intérieur du cadre).....	11
Figure 3 : Organigramme de l'algorithme de classification des images AVHRR	14
Figure 4 : Principe de la méthode de détection de neige à partir des données SSM/I.	22
Figure 5 : Organigramme du processus de décision de l'algorithme de fusion	28
Figure 6 : Cartographie de la neige pour le 19 avril 1991 à l'aide de l'algorithme AVHRR, SSM/I et de fusion.....	31
Figure 7 : Couverture du sol (extrait de Latifovic, 2002). L'emplacement des stations de mesure de la neige est également indiqué.	42
Figure 8 : Organigramme méthodologique pour l'évaluation des produits du NSIDC.....	45
Figure 9 : Erreur de classification à travers l'hiver.....	46
Figure 10 : Erreur normalisée de l'algorithme du NSIDC	46
Figure 11 : Moyenne de l'EEN sur le terrain	47
Figure 12 : EEN estimé NSIDC versus EEN sur le terrain (produit journalier à gauche, produit aux cinq jours à droite)	48
Figure 13 : Organigramme méthodologique utilisé pour le développement d'algorithmes statistiques	49
Figure 14 : Exemple d'évaluation du modèle basé sur 11V-37V avec un ajustement mensuel des coefficients. 2003 à gauche et 2004 à droite.....	52
Figure 15 : Corrélation entre EEN estimé et EEN mesuré pour 2003.....	62
Figure 16 : Comparaison entre EEN estimé et EEN mesuré pour 2003.....	63

Figure 17 : Corrélation entre EEN estimé et EEN mesuré pour 2004.....	63
Figure 18 : Corrélation entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2003.	65
Figure 19 : Comparaison entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2003.	66
Figure 20 : Corrélation entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2004.	66
Figure 21 : Comparaison entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2004.	66
Figure 22 : Meilleure corrélation obtenue pour l'hiver 2005.	67
Figure 23 : Meilleure corrélation obtenue pour l'hiver 2006.	68
Figure 24 : Corrélation obtenue lorsque les quatre hivers sont considérés en même temps dans l'entraînement du réseau.....	69

1. Introduction

1.1 Contexte

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'études multidisciplinaires menées par plusieurs chercheurs associés à OURANOS visant à valider les éléments importants du cycle hydrologique dans les simulations du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) sur le Québec ainsi qu'à évaluer les effets estimés par le MRCC dans ses projections de changement climatique. Les études se basent sur l'examen des bilans hydrologiques annuels et interannuels et les résultats de diverses simulations du MRCC effectuées sur des fenêtres de 20 ans (1979-1999). La majeure partie des analyses est effectuée sur une vingtaine de grands bassins hydrographiques québécois et utilise des données d'observations d'écoulements obtenues grâce à la collaboration des organismes suivants : Hydro-Québec, Churchill Falls and Labrador Corporation (CFLCo), Alcan, Ministère de l'Environnement du Québec (MENV).

1.2 Problématique de la recherche

Le couvert nival est un facteur clé dans la modélisation de la circulation atmosphérique, du bilan hydrique, des phénomènes météorologiques ainsi que des changements climatiques. L'albédo élevé de la neige influence le bilan radiatif du système océan-terre-atmosphère et son contenu en eau représente un grand réservoir hydrique. En effet, durant le cycle annuel, la neige couvre entre 10% à 40% de l'hémisphère nord (Cordisco et al., 2003; Hall et al., 2001a).

La source conventionnelle d'information sur le couvert nival (i.e., couverture de neige, le gel du sol, l'équivalent en eau de la neige) est le réseau de stations météorologiques où des observations journalières de la présence et/ou de la profondeur de la neige sont relevées. En raison de sa faible densité et sa distribution spatiale non optimale, ce réseau de stations ne permet pas de fournir des données assez précises pour cartographier l'étendue et l'équivalent en eau du couvert nival de manière spatialement consistante à grande échelle avec une bonne résolution spatiale. Ce qui se traduit par une incapacité de

suivre avec précision l'état de surface sur de longues périodes ainsi que de suivre l'évolution du couvert nival pendant des périodes critiques telles que la formation du couvert nival en automne ou la fonte de la neige au printemps.

Les données satellitaires dans le visible et l'infrarouge comme dans les micro-ondes passives (NOAA-AVHRR, SSM/I, AMSR-E) représentent alors des sources alternatives d'information sur le couvert nival. Elles pourraient être utilisées pour la validation des simulations du MRCC si des algorithmes adaptés à la géographie du territoire québécois (épaisseur et structure du couvert nival, types de végétation) étaient développés. Plusieurs produits satellitaires de la couverture nivale sont disponibles en temps réel. Toutefois, leur qualité varie considérablement en fonction des caractéristiques du capteur et de la plateforme, des procédures de traitement des images et des techniques de classification de la neige (Simic *et al.*, 2004).

Jusqu'en 1997, les produits opérationnels disponibles ont été les cartes hebdomadaires manuelles IMS (Ice Mapping System) couvrant l'hémisphère nord produites par le National Environmental Satellite Data and Information Service (NESDIS). Elles étaient réalisées manuellement à partir des images AVHRR et des satellites géostationnaires (GOES, METEOSAT). L'analyste se basait sur la dernière image claire pour délimiter manuellement l'étendue de la neige. Ensuite, le résultat était numérisé avec une résolution nominale de 190 km. Ce système a été amélioré pour produire des couvertures journalières avec une résolution de 23 km (Ramsay, 1998). À partir de 1999, la résolution spatiale du produit du NESDIS est passée à 5 km grâce à une autre amélioration du système IMS qui prend en compte les données du capteur de micro-ondes passives SSM/I embarqué sur le satellite DMSP (Romanov *et al.*, 2000). Parallèlement, dès 1986, le National Operational Hydrological Remote Sensing Center (NOHRSC) mettait à la disposition des usagers une cartographie régionale de l'étendue journalière de la neige dans 3000 à 4000 bassins versants aux États-Unis et au sud du Canada (Bitner *et al.*, 2002; Hall *et al.*, 2002). Ces cartes sont produites d'une manière semi-automatique à partir des données AVHRR et GOES à une résolution spatiale nominale de 1 km. Également, depuis fin 1999, des cartes du couvert nival réalisées à partir des images MODIS sont disponibles : une couverture régionale quotidienne et hebdomadaire (étendue maximale de la neige pendant les 8 derniers jours) à une résolution de 500 m

ainsi qu'une couverture globale d'une résolution de 0,5 degrés. Ce produit est toujours en phase de test et développement (Hall et al., 1995; Hall et al., 2002; Hall et al., 2001b; Simic et al., 2003).

La cartographie opérationnelle de l'équivalent en eau de la neige demeure encore peu avancée. Les méthodologies développées se basent principalement sur les micro-ondes actives (par exemple Bernier *et al.* (1999)), mais plus particulièrement sur les micro-ondes passives. Des produits dérivés des données micro-ondes passives du capteur AMSR-E ont récemment été proposés à une résolution spatiale de 25 km (<http://nsidc.org/data/>). La précision associée à ces produits globaux est très variable notamment à cause de la diversité des conditions de neige et des types de couverture de surface à travers le globe. Les micro-ondes passives sont utilisées de manière quasi opérationnelle dans les Prairies canadiennes pour estimer l'EEN (Goodison and Walker, 1994) avec une précision de l'ordre de 10 à 15 mm. L'introduction d'algorithmes prenant en compte la couverture forestière (Goïta *et al.*, 2003) a permis d'étendre l'applicabilité à l'ensemble du bassin du Mackenzie (Derksen *et al.*, 2003). Les micro-ondes passives ont été testées dans le bassin de la rivière La Grande, au Québec, par des chercheurs de l'INRS dès la fin des années quatre-vingt-dix (De Sève *et al.*, 1997) qui ont alors montré et analysé l'effet de saturation du signal au-delà d'une certaine quantité de neige au sol (150 mm d'EEN) ainsi que l'effet de contamination du signal due au couvert végétal et aux grandes étendues d'eau (De Sève *et al.*, 2003). Plus récemment, certaines études ont démontré le potentiel de l'utilisation du modèle semi-physique de la Helsinki University of technology (HUT) pour la détermination de l'EEN en Finlande (Pulliainen *et al.*, 1999) et dans l'ouest canadien (Roy *et al.*, 2004). D'autre part, les chercheurs de l'IREQ testent trois différentes approches pour déterminer l'EEN dans la région du complexe hydroélectrique de la Grande : Réseau de neurones, relation linéaire entre les TB et les EEE mesurés, et approche physique (De Sève *et al.*, 2004).

Considérant que les simulations du MRCC couvrent une période de vingt ans (1979 à 1999), les produits opérationnels disponibles pour la cartographie de la neige ne permettent pas de fournir des données historiques sur une assez longue période (au minimum 25% de la période de simulation) et ce, pour plusieurs raisons : soit parce que la résolution et/ou la couverture spatiale sont inadéquates soit en raison de la non

disponibilité d'une longue série continue d'observations. En effet, les cartes produites par le NOHRSC, de résolution de 1 km, présentent une couverture spatiale limitée. Celles produites par le NESDIS n'ont atteint une résolution convenable qu'après 1997. Quant aux cartes produites à l'aide des images MODIS, d'une résolution de 500 m, elles ne sont disponibles que depuis la fin de 1999. D'autre part, la faible fréquence temporelle des satellites de haute résolution spatiale limite leur utilisation dans le suivi temporelle de la couverture de la neige (Hall *et al.*, 2002).

Ainsi, les deux capteurs AVHRR (au moins deux images de jour par jour, 1 km de résolution) à bord du satellite NOAA (visible et infrarouge) et SSM/I (2 images par jour, 25 km de résolution) à bord du satellite DMSP (micro-ondes passives) ont été retenus pour développer des algorithmes de cartographie de la neige au sol adaptés aux conditions du Québec. Le choix de ces deux capteurs a été dicté par le fait que les deux offrent une longue série d'observations quotidiennes de la surface terrestre d'une qualité constante. De plus, les données sont disponibles en ligne (<http://www.saa.noaa.gov>). Ce qui les rend appropriées pour les études de changement climatique et le suivi temporel de l'état de la surface terrestre. La longue série temporelle que nous développerons pourrait s'enchaîner facilement par la suite avec les résultats générés à partir des capteurs de nouvelle génération, comme MODIS et AMSR-E.

En 2003, une procédure opérationnelle de suivi spatio-temporel de la couverture de la neige au sol à l'aide des images NOAA-AVHRR a été développée (Chokmani *et al.*, 2004; Chokmani *et al.*, 2006; Chokmani *et al.*, 2005). En parallèle, une méthode simple pour la détection de la couverture de la neige à partir des données micro-ondes passives du capteur SSM/I a été élaborée (Langlois, 2003; Langlois *et al.*, 2004). Par ailleurs, plusieurs auteurs ont démontré l'intérêt de l'utilisation conjointe des données satellitaires dans le visible et l'infrarouge et dans les micro-ondes passives pour cartographier l'étendue de la neige et suivre son évolution dans le temps et dans l'espace (Bitner *et al.*, 2002; Cordisco *et al.*, 2003; Koskinen *et al.*, 1999; Ramsay, 1998; Romanov *et al.*, 2000; Simic *et al.*, 2004; Tait *et al.*, 2001). Par conséquent, il a été décidé de combiner les deux capteurs et de développer une procédure de fusion de la cartographie de la neige obtenue à l'aide des données optiques du capteur AVHRR et celles obtenues à l'aide du capteur

de micro-ondes passives SSM/I. Cette procédure alliera la haute résolution spatiale du capteur AVHRR à la capacité de SSM/I de pénétrer les nuages.

En ce qui concerne l'estimation de l'EEN dans le domaine des micro-ondes passives, les travaux récents de l'université de Sherbrooke ont porté sur le développement d'algorithmes (Goïta *et al.*, 2003), l'adaptation et l'amélioration d'un modèle semi-physique (Roy *et al.*, 2004) et l'étude de l'atténuation due au couvert végétal dans l'Ouest canadien (Pardé *et al.*, 2005). La région d'étude, le Québec est un environnement particulier, par sa composition forestière diversifiée, par la quantité plus importante de neige que dans l'Ouest canadien et par les diverses conditions de températures. Ceci pose un problème important aux produits globaux comme ceux issus d'AMSR-E. L'utilisation d'une méthodologie empirique développée ailleurs ne donne pas les résultats escomptés dans un tel environnement.

1.3 Objectifs

Ce projet comporte deux objectifs ou volets principaux lesquels seront traités dans des chapitres différents soient les chapitres 2 et 3.

1) Développer et valider des méthodologies pour la cartographie historique du couvert nival à l'échelle d'un bassin versant à partir des images journalières NOAA-AVHRR et des images SSM/ I.

- a) Développer un algorithme de fusion des images journalières NOAA-AVHRR (1 km de résolution, 1 image par jour) et des images SSM/I (2 images/jour, 25 km de résolution).
- b) Développer un algorithme de détection de la neige humide à partir des micro-ondes passives (SSM/I).
- c) Explorer le potentiel des images composites hebdomadaires (NOAA-AVHRR) pour le suivi de l'étendue du couvert nival.

2) Développer et valider une méthodologie pour la cartographie de l'équivalent en eau de la neige (EEN) à partir d'images SSM/I et AMSR-E adaptée à l'environnement du territoire québécois, et à la Baie-James en particulier.

- a) Valider et corriger des produits d'EEN fournis par le NSIDC.
- b) Redéfinir un algorithme d'EEN basé sur AMSR-E adapté au Québec.

2. Cartographie historique du couvert nival à partir des images journalières NOAA-AVHRR et des images SSM/I

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, il sera question du développement et de la validation d'algorithmes pour la cartographie historique du couvert nival au Québec à partir des images journalières NOAA-AVHRR et des images SSM/I en vue de la validation des sorties du MRCC (objectif I).

La période visée par la présente étude couvre les 12 dernières années des 20 ans de simulation du MRCC (1979 à 1999). Étant donné que les données SSM/I ne sont disponibles qu'à partir de 1988 et malgré que nous disposions de données AVHRR à partir de 1985, il a été décidé de se limiter à la période 1988-1999. Suite à l'extension de la période d'étude, passant de 6 saisons hivernales (lors de la proposition initiale du projet) à 12 (1988-1999), il a été convenu, en commun accord avec l'équipe d'OURANOS, de concentrer les efforts de cartographie de la neige sur la période la plus critique à savoir la fonte printanière (entre le 1^{ier} avril et le 31 mai de chaque année).

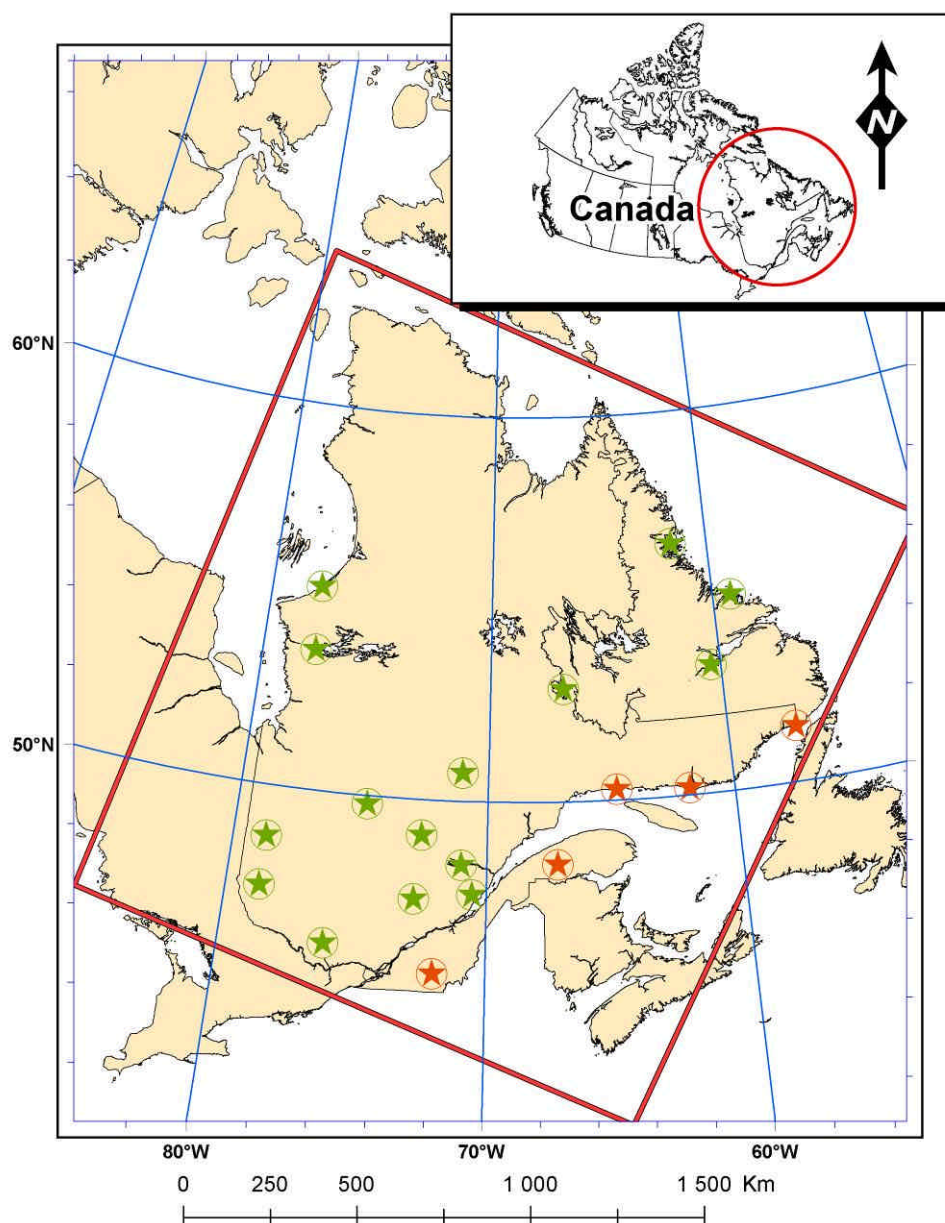
Dans le présent chapitre, les cinq points ci-dessous seront discutés :

- a) Développement d'une nouvelle version de l'algorithme de détection de la neige à l'aide des images NOAA-AVHRR qui intègre la variation temporelle des seuils de détection;
- b) Développement d'une nouvelle version de l'algorithme de détection de la neige à partir des micro-ondes passives (SSM/I) qui soit sensible à la présence de la neige humide;
- c) Développement d'un algorithme de fusion des images journalières NOAA-AVHRR et des images SSM/I.
- d) Validation des résultats des différents algorithmes à l'aide des données au sol;

2.2 Procédure de validation

Afin de mesurer les performances des différents algorithmes développés, les observations de la hauteur de la neige au sol au niveau de 20 stations météorologiques d'Environnement Canada ont été utilisées comme références (Figure 1). Parmi ces stations, 15 ont été déjà utilisées pour la validation de la version initiale de l'algorithme AVHRR (Chokmani *et al.*, 2006). Cinq stations supplémentaires ont été ajoutées afin d'optimiser davantage la distribution spatiale des sites de validation pour qu'ils soient répartis sur tout le territoire à l'étude le plus uniformément possible. Cependant, de grandes parties du territoire (le nord et moyen-nord) demeurent sous représentées en raison de l'absence de stations météorologiques.

Les résultats de classifications à l'intérieur d'une fenêtre, de 3x3 pixels, centrée au-dessus de chaque station, ont été extraits. Ensuite, l'occurrence de chaque catégorie de surface à l'intérieur des fenêtres de pixels a été comptabilisée. L'ensemble de la fenêtre de 3x3 pixels a été considéré comme appartenant à la catégorie de surface la plus fréquente. Les fenêtres présentant un taux de couverture nuageuse supérieur à 50 % ont été écartées de la comparaison. Les statistiques d'occurrence ont été comparées avec les observations de la profondeur de la neige, ce qui permet de bâtir la matrice de confusion (contingence). Celle-ci fait l'inventaire des sites de référence selon leur appartenance aux différentes catégories de surface et leur affectation par l'algorithme à telle ou telle catégorie. La matrice de confusion permet de calculer les paramètres de performance de l'algorithme de classification, à savoir : le taux de succès de la classification, les erreurs d'omission et de commission et le coefficient Kappa.



Légende

- Domaine de la cartographie du couvert nival
- Stations météorologiques utilisées dans la validation de la cartographie du couvert nival
 - ★ Stations utilisées dans la validation des versions initiale et actuelle de l'algorithme AVHRR
 - ★ Stations additionnelles utilisées dans la validation de la version actuelle

Figure 1 : Répartition des stations météorologiques d'Environnement Canada utilisées dans la validation des algorithmes de cartographie du couvert nival et limites du domaine d'analyse

Le taux de succès de la classification représente le rapport du nombre de sites bien classés dans une catégorie donnée par rapport au nombre total de sites de la catégorie en question. L'erreur d'omission représente la fraction de sites d'une catégorie donnée qui ont été faussement classés par l'algorithme dans d'autres classes de surface. L'erreur de commission donne la quantité de sites appartenant à d'autres classes de surface et qui ont été attribués par erreur à la catégorie en question. Toutefois, le taux de succès de la classification ainsi que les erreurs d'omission et de commission ne sont pas indépendants de la qualité de l'échantillonnage des pixels. Le coefficient Kappa (K) par contre permet de juger de la qualité de la classification indépendamment de l'échantillonnage. Il permet aussi de mesurer le gain obtenu à l'aide de la méthode de classification par rapport à une classification complètement aléatoire. Les valeurs de K varient de 0 à 1 : une valeur 0 n'indique aucun gain par rapport à une classification aléatoire et la valeur 1 correspond à une classification parfaite. Généralement, des valeurs supérieures à 0,40 indiquent une classification acceptable. K est calculé comme suit :

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{i+} * x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} * x_{+i}} \quad (1)$$

Où r est le nombre de lignes dans la matrice de confusion, x_{ii} est la valeur de la i^e diagonale de la matrice de confusion, x_{i+} est le total de la ligne i de la matrice, x_{+i} est le total de la colonne i et N représente la taille totale de l'échantillon.

Également, six scènes de Landsat-TM (30 m de résolution) ont été également employées pour valider les résultats de cartographie de la neige. Ces scènes ont été sélectionnées de manière à être réparties sur la région d'étude le plus uniformément possible et ce, à travers les principaux types d'occupation du sol présents sur le territoire (Figure 2). Les images Landsat ont été préalablement classifiées pour la présence ou pas de la neige (Dever, 2006). Cette classification a été réalisée en utilisant une version modifiée de l'algorithme proposé par Klein *et al.* (Klein *et al.*, 1998). Dans cette version modifiée, la détection de neige se fonde sur l'utilisation en commun du NDSI (Normalized Difference Snow Index) et du NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) ainsi que sur une

procédure contextuelle d'identification et correction des pixels classés par erreur comme étant sans neige.

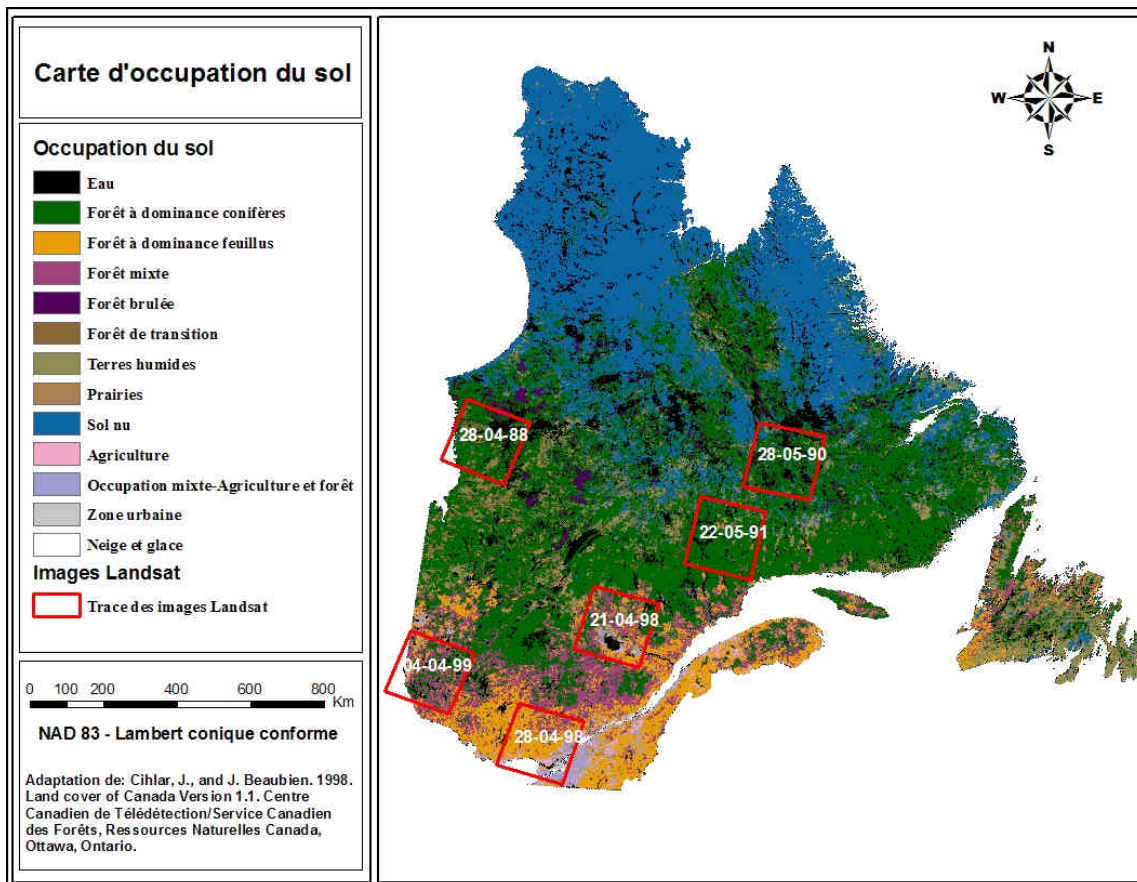


Figure 2 : Traces des images Landsat-TM utilisées dans la validation des algorithmes de cartographie du couvert nival (la date d'acquisition de l'image est indiquée à l'intérieur du cadre)

2.3 L'algorithme AVHRR

2.3.1 Données satellitaires

Les données images utilisées ont été acquises par le capteur AVHRR, embarqué à bord de la série de satellites NOAA. Deux satellites sont en opération simultanément. De la sorte, n'importe quel point du globe est couvert par au moins quatre passages, quotidiennement. En allant de l'équateur vers les pôles le nombre de passages augmente. Le capteur AVHRR est un radiomètre balayeur mesurant le rayonnement dans cinq régions différentes du spectre électromagnétique (allant du visible jusqu'à l'infrarouge thermique en passant par l'infrarouge proche et l'infrarouge moyen). AVHRR couvre une

importante scène de 2700 km avec une résolution spatiale de 1,1 x 1,1 km au nadir (Tableau 1).

Tableau 1 : Caractéristiques du capteur AVHRR.

Paramètres spatiaux					
Angle de balayage :	±55,4°				
Champ balayé :	2700 km				
Résolution spatiale :	1,1 x 1,1 km au nadir				
	2,4 x 6,9 km à la limite du champ balayé				
Paramètres spectraux					
Canal :	1	2	3	4	5
Région spectrale :	rouge	infrarouge proche	infrarouge moyen	infrarouge thermique	infrarouge thermique
Bande spectrale (µm) :	0,58-0,68	0,725-1,10	3,55-3,93	10,3-11,3	11,5-12,5
Codage :	10 bits pour tous les canaux				

Grâce à une entente de collaboration avec le Centre Canadien de Télédétection (CCT)¹ conclue en novembre 2005, nous avons eu accès à une banque d'images AVHRR couvrant la période de 1985 à 2004. Les images proviennent du nouveau système EODM (Earth Observation Data Manager) (Latifovic *et al.*, 2005). Le système permet de gérer et manipuler une base d'images comptant plus de 200 000 scènes provenant de 11 générations du satellite NOAA (de la série 6 à 17). Il s'agit d'un système automatique de calibration radiométrique et de correction géométrique des images AVHRR. La calibration radiométrique permet de transformer les données brutes fournies par le capteur en paramètres physiques. Les données dans le visible et l'infrarouge proche (canaux 1 et 2) sont converties en albédo (A1 et A2). Les données dans l'infrarouge moyen et thermique (canaux 3, 4 et 5) sont converties en température de brillance (T3, T4 et T5). Cette opération permet également de comparer les données d'une même image ainsi que celles d'images de dates d'acquisition différentes d'un même capteur et/ou de capteurs de différentes séries. La correction géométrique, quant à elle, consiste à réduire

¹ Messieurs Alexander Trishchenko et Richard Fernandez, chercheurs au Centre Canadien de Télédétection, Ottawa.

les déformations spatiales dans les images et les rattacher à un système de projection usuel en se basant sur série de points d'appuis au sol. L'équipe du CCT, grâce au système EODEM, nous a fourni des images déjà découpées sur la région couvrant le territoire à l'étude illustré par le cadre rouge dans la Figure 1 (coin supérieur gauche : 79d29'44.4355"W, 63d55'54.9667"N; coin inférieur droit: 64d46'49.4477"W, 41d34'10.2657"N).

Afin de pouvoir suivre l'évolution de la neige au sol pendant la phase critique de fonte printanière, les images quotidiennes acquises du 1^{er} avril (91^{ième} jour-julien) au 31 mai (151^{ième} jour-julien) de chaque année ont été utilisées. Les images du début de l'après-midi ont été privilégiées. Les images de mi-journée sont moins sensibles aux effets topographiques qui se manifestent par des variations dans les conditions d'illumination (Voigt *et al.*, 1999). L'algorithme développé n'est pas applicable au delà du 31 mai. Par conséquent, dans le cadre d'une suite éventuelle au présent projet, des images couvrant le mois de juin devraient être incluses dans l'analyse afin de pouvoir suivre l'évolution du couvert nival sur les bassins de la région subarctique.

2.3.2 Définition et étalonnage de l'algorithme

L'algorithme de classification développé dans la présente étude a été inspiré de celui proposé par Voigt *et al.* (1999). Il s'agit d'un algorithme à seuils multicanaux. Selon Voigt *et al.* (1999), la technique présentée surpasse la classification dirigée et non dirigée. Comparée aux observations au sol, la technique affiche un taux de réussite variant entre 60 % et 90 %. À la différence de la première version (Chokmani *et al.*, 2004), la version actuelle de l'algorithme tient compte de la variation temporelle des seuils de classification.

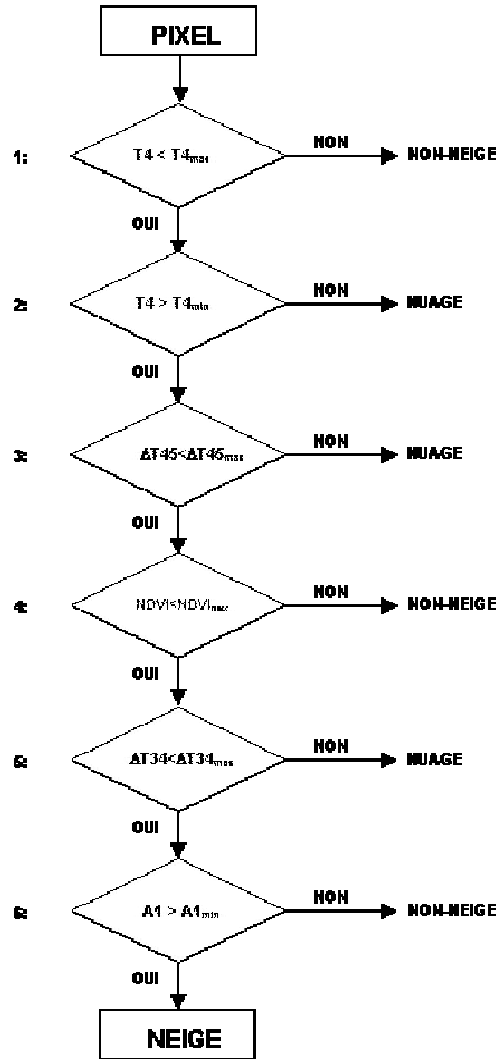


Figure 3 : Organigramme de l'algorithme de classification des images AVHRR

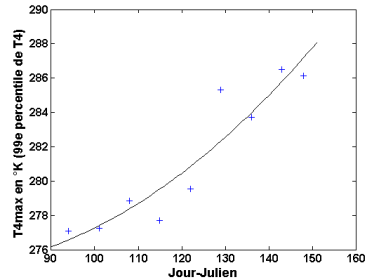
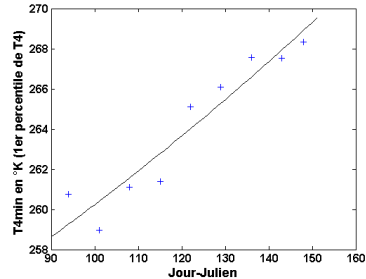
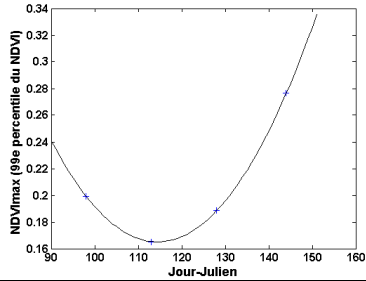
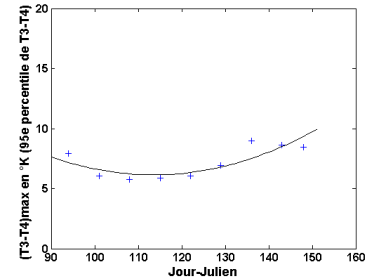
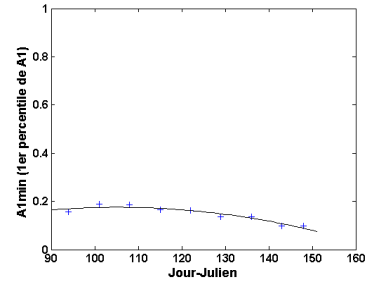
1. Le pixel doit avoir une valeur de température dans la bande 4 (T4) inférieure à la température maximale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est classé autre que neige ou nuage; 2. Le pixel doit aussi avoir une valeur de température dans la bande 4 (T4) supérieure à la température minimale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est classé en nuages (plus froids que la neige); 3. Le pixel doit avoir une différence de température entre les bandes 4 et 5 (ΔT_{45}) inférieure à celle des voiles nuageux. Sinon, le pixel est classé en nuages; 4. Le pixel doit avoir un indice de végétation NDVI inférieur au maximum que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est classé autre que neige ou nuage. Les valeurs de NDVI varient entre 1 et -1. Normalement, la neige présente des valeurs de NDVI négatives ou de faibles valeurs positives; 5. Le pixel doit avoir une différence de température entre les bandes 3 et 4 (ΔT_{34}) inférieure à la valeur maximale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est classé en nuages. Dans la bande 3, la réflectance de la neige est beaucoup plus basse que celle des nuages bas; 6. Le pixel doit avoir une valeur de réflectance dans la bande (A1) supérieure à la valeur minimale de l'albédo que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est classé autre que neige ou nuage. La neige a normalement un albédo dans le visible supérieur aux autres surfaces.

L'algorithme est conçu pour distinguer trois catégories de surface : neige, nuages et non-neige. Il est constitué d'une combinaison de six seuils séquentiels. Toutefois, le seuil utilisant la réflectance de la bande 3 est différent de celui proposé initialement par VOIGT *et al.* (1999). L'application des seuils va du moins restrictif au plus sévère. Un pixel qui réussit à passer à travers tous les seuils est classé comme neige, sinon il est catégorisé comme nuages ou autre (Figure 3).

Dans le but d'étalonner la nouvelle version de l'algorithme de classification, une série de 172 images des mois d'avril et de mai a été sélectionnée, où les différentes catégories de surfaces (neige, nuages et non-neige) sont présentes. Les images identifiées se répartissent quasiment sur toute la période d'étude (1988, 1990, 1991, 1992, 1996, 1997, 1998, 1999). Ensuite, des échantillons de pixels ont été extraits à partir de chacune des images sélectionnées, au-dessus de zones appartenant aux trois catégories de surface présentes dans la scène. Ces zones ont été identifiées visuellement et délimitées manuellement dans le système PCI. La première moitié des pixels échantillonnés ont été consacrée pour l'étalonnage de l'algorithme. L'autre moitié a servi à sa validation.

Les seuils de l'algorithme ont été calculés à partir des percentiles des données radiométriques (T_4 , ΔT_{45} , NDVI, ΔT_{34} et A1) des pixels consacrés à l'étalonnage. Par exemple, le 99^{ième} percentile de la T_4 des pixels de neige correspond au premier seuil (T_{4max}) et le 1^{ier} percentile au deuxième seuil (T_{4min}). Par la suite, pour chaque seuil, la variation des valeurs du percentile en fonction de la date d'acquisition des images (en termes de jours juliens) a été étudiée et une fonction polynomiale, exprimant la valeur du percentile/seuil en fonction du jour julien, lui a été éventuellement ajustée. Le Tableau 2 présente les valeurs des seuils de l'algorithme de classification des images AVHRR, pour la période printanière (du 1 avril au 31 mai). Il est à noter que les équations présentées au ne sont valides que pour la période allant du 91^{ième} jour julien au 151^{ième}, c'est à dire du 1^{er} avril au 31 mai. Au delà de cette période, les équations de calcul des seuils doivent être adaptées.

Tableau 2 : Valeurs des seuils de classification des images NOAA-AVHRR

Seuil	Équation/Valeur en fonction de J*	Graphique
(1) T4max	$T4_{max}=1,682.10^{-3}.J^2-0,2105.J+281,491$	
(2) T4min	$T4_{min}=0,358.10^{-3}.J^2+0,0923.J+247,43$	
(3) $\Delta T45_{max}$	$DT45_{max}=2^{\circ}K$	NA
(4) NDVImax	$NDVI_{max}=0,127.10^{-3}.J^2-0,0291.J+1,832$	
(5) $\Delta T34_{max}$	$DT34_{max}=2,702.10^{-3}.J^2-0,6135.J+40,967$	
(6) A1min	$A1_{min}=-0,048.10^{-3}.J^2+0,01.J-0,355$	

* J : Jour-Julien

2.3.3 Résultats de la cartographie

La nouvelle version de l'algorithme de classification ainsi étalonné (les seuils varient en fonction de la date) a été appliquée aux échantillons de pixels indépendants réservés pour la validation afin d'en mesurer les performances. Le Tableau 3 présente les résultats de comparaison entre ces échantillons de pixels et les résultats de leur classification dans chaque catégorie de surfaces identifiées à l'aide de l'algorithme. Il est à noter que l'algorithme réussi à identifier les trois catégories de surface avec un taux de succès élevé de l'ordre de 97%. Les nuages sont identifiés avec un taux de succès quasi parfait. En revanche, quoique la neige ait été classée avec un taux dépassant les 93%, elle a été la classe la plus affectée par l'erreur d'omission (près 7% des pixels ont été classés dans l'une ou l'autre des deux autres classes). Ceci est explicable par le fait que l'algorithme tel qu'il est défini est un algorithme sévère vis-à-vis la classe neige. En d'autres termes, l'algorithme étant basé sur les percentiles de la classe neige, les pixels de neige se trouvant aux extrémités des histogrammes de distribution des différents paramètres de classification sont exclus au profit des deux autres classes, ce qui se traduit par une légère sous-estimation de la présence de la neige.

Tableau 3 : Matrice de confusion des résultats de la classification des échantillons de pixels qui ont servi pour valider l'algorithme de classification des images AVHRR

Échantillons de validation	Catégorie de surface	Nombre total de pixels de validation	Classification en % (arrondi)		
			Neige	Non-neige	Nuages
	Neige	62430	93%	04%	03%
	Non-neige	14533	01%	98%	01%
	Nuages	62542	00%	00%	100%
Taux de succès global					97%

Dans le but de vérifier la validité de l'algorithme AVHRR, les observations de l'épaisseur de la neige au sol enregistrées au niveau des 20 stations météorologiques retenues pour la validation (§2.2; Figure 1) ont été comparées aux résultats de classification des images AVHRR (1988-1999). Ceci représente un jeu de validation de 14640 observations (20 stations x 61 jours/année x 12 années) auquel il faut retrancher près de 2184 observations manquantes. Pour se faire, les résultats de classifications à l'intérieur d'une fenêtre de

3x3 pixels, centrée au-dessus de chaque station ont été extraits. Ensuite, l'occurrence de chaque catégorie de surface à l'intérieur des fenêtres de pixels a été comptabilisée. L'ensemble de la fenêtre de 3x3 pixels autour du site a été considéré comme appartenant à la catégorie de surface la plus fréquente dans la fenêtre. Les fenêtres présentant un taux de couverture nuageuse supérieur à 50% ont été écartées de la comparaison. Les statistiques d'occurrence ont été par la suite utilisées dans la comparaison avec les observations de la profondeur de la neige. Les résultats figurent au Tableau 4.

Tableau 4 : Résultats de la classification des images AVHRR avec la nouvelle version de l'algorithme comparés aux observations de la neige au niveau des 20 stations météorologiques de validation pour la période 1988-1999

Matrice de confusion		Classification			
		neige	non-neige	nuages	Total
Observations	neige	1379	215		1594
	non-neige	174	2061		2235
	nuages			8627	8627
	Total	1553	2276	8627	12456

Taux	Succès	Omission	Commission
neige	87%	13%	11%
non-neige	92%	8%	9%

Taux de succès global		90%
Kappa		0,79

Pour près de 70 % des dates, l'algorithme détecte la présence des nuages. Faute d'observations au sol de la nébulosité, pour ces dates aucune validation ne peut être réalisée. Pour les dates restantes, l'algorithme de classification a correctement identifié les conditions de surface (neige, non-neige) dans le voisinage de l'ensemble des stations dans 90 % des cas (Taux de succès global). Ceci correspond à une très bonne qualité de classification ($K=0,79$). Il est à noter que les résultats de classification concernant la classe non-neige concordent assez bien avec les observations au sol avec un taux de succès pour cette classe de l'ordre de 92 %. En revanche, les performances de l'algorithme en ce qui concerne l'identification de la classe neige sont légèrement plus faibles que la classe non-neige avec un taux de succès de 87%. Ceci revient au fait que l'algorithme, comme il a été mentionné plus haut, est plus sévère pour la détection de la classe neige.

Tableau 5 : Résultats de la classification des images AVHRR avec les deux versions de l'algorithme comparés aux observations de la neige communes aux deux, au niveau des 15 stations météorologiques de validation pour la période 1987, 1992 et 1999

a) Ancienne version

Matrice de confusion		Classification			
		neige	non-neige	nuages	Total
Observations	neige	222	13		235
	non-neige	35	168		203
	nuages			446	446
	Total	257	181	446	884

Taux	Succès	Omission	Commission
neige	94%	6%	14%
non-neige	83%	17%	7%

Taux de succès global	89%
Kappa	0,78

b) Nouvelle version

Matrice de confusion		Classification			
		neige	non-neige	nuages	Total
Observations	neige	136	30		166
	non-neige	7	177		184
	nuages			534	534
	Total	143	207	534	884

Taux	Succès	Omission	Commission
neige	82%	18%	5%
non-neige	96%	4%	14%

Taux de succès global	89%
Kappa	0,79

Les performances de la nouvelle version de l'algorithme ont été comparées à celles de l'ancienne. Pour ce faire, un jeu de données de la neige au sol composé de 884 observations communes aux deux algorithmes a été utilisé. Il faut rappeler que l'ancienne version a été développée et appliquée sur une série d'images de la période de fonte 1987, 1992 et 1999 uniquement et sur une étendue du territoire plus restreinte. Les résultats de comparaison sont présentés au Tableau 5. Les deux versions de l'algorithme affichent des performances globales équivalentes avec un taux de succès de 89%. En revanche, tout en étant toutes les deux très performantes dans la détection de l'état de surface avec des taux

de succès supérieurs à 80%, l'ancienne version de l'algorithme est plus précise dans la détection de la présence de la neige que de son absence (94% pour la neige contre 83% pour la classe non-neige), au moment où la nouvelle version détecte par contre l'absence de la neige avec plus de précision (82% pour la neige contre 96% pour la classe non-neige). S'agissant de la période de fonte, ceci serait à l'avantage de la nouvelle version puisque une détection de la classe non-neige avec une meilleure précision conduirait à une meilleure estimation de la fin de la saison hivernale. Par ailleurs, la nouvelle version détecte la présence de nuages dans 20% des dates en plus que l'ancienne. Là aussi, faute d'information au sol sur la nébulosité, il est impossible de départager les deux versions. Toutefois, les résultats presque parfaits de la nouvelle version dans la détection des nuages selon le jeu de pixels de validation (Tableau 3) plaident en faveur de celle-ci

2.4 L'algorithme SSM/I

2.4.1 Données satellitaires

Les principales caractéristiques des capteurs SSM/I sont résumées dans le Tableau 6 et le Tableau 7.

Tableau 6 : Caractéristiques des données SMMR et SSM/I

	SMMR	SSM/I
Plate-forme	Nimbus-7	DMSP -F8 ; -F11 ; -F13
Période de Mesure	26 oct.1978 - 20 août 1987	-F8 : 7 sept. 1987 - 30 déc. 1991 -F11 : 3 déc. 1991 - 30 sept. 1995 -F13 : 3 mai 1995 - présent
Canaux en GHz	6.6 ; 10.69 ; 18 ; 21 ; 37	19.35 ; 22.345 ; 37.855
Polarisation	V et H	V et H sauf 22 GHz, V seulement
Acquisition des données	tous les 2 jours	journalière
Largeur de la trace au sol	780 km	1400 km
Angle de visée	50°2	53°1

Tableau 7: Résolution spatiale brute au sol des données SMMR et SSM/I selon la fréquence d'acquisition. Les données sont ensuite re-échantillonnées à 25 km x 25 km dans la base de données EASE-Grid produite par NSIDC.

18 GHz (SMMR)	55 km x 41 km
37 GHz (SMMR)	27 km x 18 km
19,35 GHz (SSM/T)	69 km x 43 km
37 GHz (SSM/T)	37 km x 28 km

Le National Snow and Ice Data Centre, NSIDC, (Boulder, Co.) produit une base de données interpolées et ré-échantillonnées selon une grille dont chaque pixel couvre une surface identique de 625 km² (EASE Grid, Equal Area Scalable Earth). Pour plus de renseignements concernant les transformations (correspondance coordonnées géographiques / pixel EASE-Grid) et la projection des données dans cette grille, nous invitons le lecteur à visiter le site web du NSIDC et notamment la page consacrée à ce sujet : http://www.nsidc.org/data/docs/ease/ease_grid.html.

Chaque fichier de données regroupe alors l'ensemble des données journalières de l'Hémisphère Nord, pour 1 fréquence, 1 polarisation et la phase orbitale correspondante (montante ou descendante). Ces fichiers de données sont accompagnés de fichiers "latitude" et "longitude" permettant d'obtenir pour chaque point de grille les coordonnées géographiques correspondantes, ainsi qu'un fichier renseignant sur les heures de passage du satellite (en UTC, Universal Time Coordinated ou Temps Universel Coordonné).

2.4.2 Définition et étalonnage de l'algorithme

L'algorithme de détection de la neige se base sur des relations bien connues d'atténuation de la température de brillance de la surface par le couvert de neige (absorption et diffusion), qui est différente selon la fréquence du rayonnement considéré (dans ce cas 19 et 37 GHz). Ces algorithmes sont décrits en détail dans Langlois *et al.* (2004) et Mialon *et al.* (2005). La méthode de départ basée sur le gradient de température de brillance a été modifiée pour améliorer sa sensibilité. La nouvelle méthode proposée utilise un gradient d'émissivité ($\Delta\epsilon$) plutôt qu'un gradient de température de brillance. La méthode est décrite dans l'article Royer *et al.* (2006), joint en annexe. La Figure 4 illustre le principe utilisé.

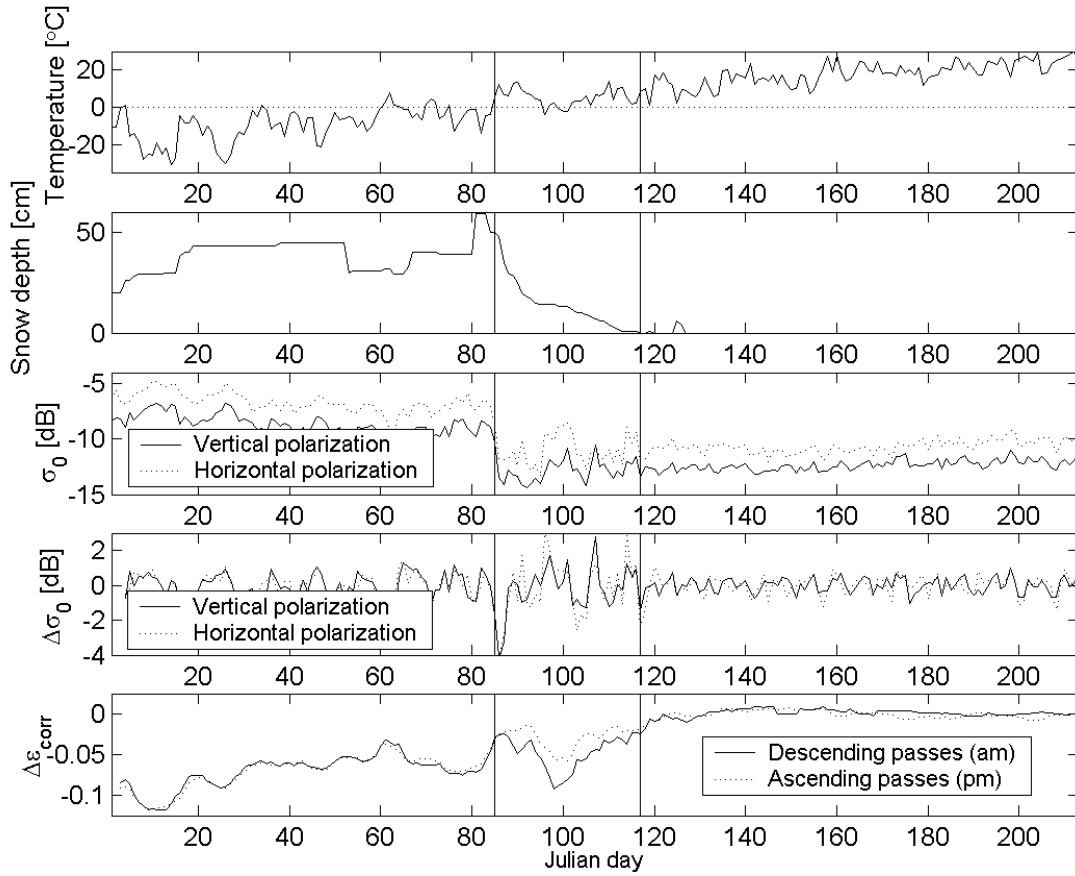


Figure 4 : Principe de la méthode de détection de neige à partir des données SSM/I.

On calcul le gradient d'émissivité ($\Delta\epsilon$) à deux fréquences 19 et 37 GHz (figure du bas). Cet indice est plus faible en présence de neige que pour une surface sans neige. Un seuil appliqué sur la variation de cet indice à partir de sa moyenne estivale permet de détecter le dernier jour couvert de neige. Cette figure correspond à la station de St-Ambroise (fraction de couverture de forêt: 43%) (48.57° N, 71.33° W). De haut en bas: température de l'air, épaisseur de neige au sol, coefficient de rétrodiffusion K_u (σ_0 , dB), Indice de gradient temporel du coefficient de rétrodiffusion ($\Delta\sigma_0$, dB) utilisé pour la détection de la neige humide au sol, et gradient fréquentiel d'émissivité ($\Delta\epsilon_t$). Les lignes verticales correspondent respectivement aux dates de début de neige humide et de fin de couverture de neige (Tiré de Royer *et al.* (2006)).

2.4.3 Validation temporelle et spatiale des cartes SSM/I

La validation de la méthode améliorée a été réalisée par comparaison à des stations météorologiques au sol pour deux années : 2003 et 2004, ainsi que par comparaison avec les données optiques générées par le Centre Canadien de télédétection (voir Royer et al. (2006) en annexe). L'erreur absolue est de l'ordre de 6 à 10 jours en moyenne. En relatif, les différences peuvent varier de +20 jours à -20 jours, avec une erreur moyenne de l'ordre de 1 jour ou moins (sur l'ensemble des données analysées, les dates en avance compensent celles en retard). Le Tableau 8 présente les résultats pour 2004. Dans cette analyse, il faut bien considérer le problème que l'on compare ici une mesure ponctuelle dans une station météorologique en milieu découvert (aéroport par exemple) à une estimation de la couverture de neige sur une superficie de 25 x 25 km autour de ce point. La comparaison peut donc être, selon les conditions, problématique et sujette à caution.

Les résultats de l'algorithme SSM/I ont été également validés à l'aide des 20 stations météorologiques de la Figure 1. Le jeu de données utilisé, correspondant à toute la période visée par l'étude (1988-1999), ne contient que 9476 observations valides. En plus des données manquantes aux stations, les données de certains sites ne sont pas utilisables en raison de la contamination du pixel correspondant par les surfaces d'eau (stations côtières ou à proximité des grandes étendues d'eau). Malgré la différence de résolution spatiale des deux capteurs, cette validation permet de comparer le niveau de précision des deux algorithmes : AVHRR et SSM/I. Les résultats obtenus sont présentés au Tableau 9. Il s'avère que l'algorithme SSM/I performe globalement moins bien que celui de AVHRR avec un taux de succès global de 83% contre 90% pour l'algorithme AVHRR et ce que l'algorithme SSM/I détecte la présence de la neige avec un taux de succès de 95% contre 87% pour AVHRR. En effet, en plus de ne détecter correctement les surfaces sans neige que dans 75% des cas, 28% des surfaces identifiées comme étant couverte de neige par l'algorithme SSM/I, en fait, ne le sont pas. Cette erreur de commission se traduit par une surestimation des surfaces enneigées et par conséquent d'une surestimation de la date de fonte.

Tableau 8 : Comparaison de la date de fin de couverture de neige mesurée au sol avec celle dérivée des images satellites micro-ondes passives, pour 21 stations météorologiques au Québec en 2003. Noter que deux stations ont donné des estimations aberrantes, non prises en compte dans la moyenne (La Grande Rivière, Kuujjuarapik).

2003			Fin de la couverture de neige (jour julien)		Différence (nombres de jours)
Station	Latitude	Longitude	Observée	Calculée	
Gaspé	48.78	-64.48	111	87	24
Mont-Joli	48.60	-68.22	107	108	-1
Bagotville	48.33	-71.00	110	108	2
Robertval	48.52	-72.27	110	117	-7
La Grande Rivière	53.63	-77.70	90	(151)	-
Rivière-au-Tonnerre	50.28	-64.78	121	132	-11
Grandes Bergeronnes	48.25	-69.52	109	114	-5
Ste-Rose-du-Nord	48.40	-70.53	108	118	-10
Lac Humqui	48.28	-67.57	114	113	1
Rimouski	48.45	-68.52	104	108	-4
Lac Bouchette	48.22	-72.17	112	117	-5
Lac Ste-Croix	48.42	-71.75	110	117	-7
St-Ambroise	48.57	-71.33	117	113	4
St-Prime	48.62	-72.42	110	119	-9
Mont Brun	48.42	-78.73	111	109	2
Lac Berry	48.80	-78.28	126	109	17
Kuujjuarapik	55.28	-77.75	146	(172)	-
Cartwright	53.71	-57.03	145	135	10
Goose	53.32	-60.42	136	136	0
Nain	56.55	-61.68	152	155	-3
Wabush Lake	52.93	-66.87	151	149	2
Différence moyenne absolue et (relative):			6.5		(0.00)

**Tableau 9 : Résultats de l'algorithme SSM/I comparés aux observations de la neige au niveau
des 20 stations météorologiques de validation pour la période 1988-1999**

Matrice de confusion		Classification			
		neige	non-neige	nuages	Total
Observations	neige	3583	194		3777
	non-neige	1413	4286		5699
	nuages				
	Total	4996	4480		9476

Taux	Succès	Omission	Commission
neige	95%	5%	28%
non-neige	75%	25%	4%

Taux de succès global		83%
Kappa		0,66

Toutefois, la validation de ce type d'approche est difficile non seulement à cause de la différence du type de données utilisés (ponctuelle vs surface de 625 km²) mais aussi de par les différentes définitions que l'on peut donner à la date de fin de neige (selon qu'il y a une petite rechute de neige après la fonte partielle ou totale du couvert, par exemple). Dans notre cas, nous avons considéré la première date de disparition du couvert nival. Notre analyse de la méthode proposée montre que sa performance dépend des conditions qui prévalent lors de la fonte de la neige. En effet, lorsque que la neige est très mouillée, l'émissivité du couvert se rapproche de celle de la surface (très humide) sans neige. Il est alors difficile de distinguer précisément la date de disparition de la couverture de neige. Dans les régions nordiques, où la neige disparaît généralement plus rapidement, l'algorithme est plus précis. Ce problème qui résulte de la physique du phénomène nous a amené à considérer l'analyse de la neige humide à partir des données micro-onde active (bande Ku sur QuickScat) qui permet de caractériser avec précision (à un jour près en moyenne), la date du début de la fonte de la neige (Figure 4). La combinaison des deux types de données permet de définir avec plus de précision la période de fonte de la neige printanière.

2.5 L'algorithme de fusion AVHRR-SSM/I

2.5.1 Définition et étalonnage de l'algorithme

Afin de pallier aux inconvénients liés à chaque type de données : présence de nuages dans un cas et résolution spatiale insuffisante dans l'autre, il est possible de développer une procédure de fusion de la cartographie de la neige obtenue à l'aide des données optiques de AVHRR et celles obtenues à l'aide du capteur de micro-ondes passives SSM/I. Cette procédure permettra ainsi d'allier la haute résolution spatiale du capteur AVHRR à la capacité de SSM/I de pénétrer les nuages.

Romanov *et al.* (2000) ont développé un système automatique de cartographie de la neige à une résolution spatiale de 5 km utilisant les observations du visible et de l'infrarouge du capteur GOES (un satellite géostationnaire) et des données micro-ondes de SSM/I. Ils ont proposé une méthode de fusion de la cartographie de la neige par GOES et par SSM/I. Les auteurs ont démontré que la technique multi-capteur semble aussi précise que les produits IMS (Ice Mapping System) sinon meilleure surtout au niveau de la consistance de la série temporelle. Ce qui a été confirmé par Simic *et al.* (2004). Romanov *et al.* (2000) avancent aussi que l'application de cette méthodologie aux données AVHRR serait une amélioration à leur technique car les conditions d'observation de AVHRR sont meilleures que GOES (meilleure résolution spatiale, plus faible angle de visée, etc.). Tait *et al.* (2001) ont testé un prototype d'un système de détection de la couverture nivale en combinant les données optiques du capteur MODIS avec les données de SSM/I. Ils ont démontré l'utilité des techniques multi-capteurs pour l'amélioration de la détection de la neige.

La méthode proposée se base sur la fusion des images journalières AVHRR et des images SSM/I. La complémentarité des informations de ces deux types de données permettra une meilleure cartographie de la dynamique saisonnière de la neige. En effet, la couverture de neige journalière réalisée à partir des données AVHRR+SSM/I permettra de définir avec précision la date du début de l'enneigement, et la dynamique spatiale de la fonte au niveau du bassin versant. En somme, la méthodologie s'appuie sur nos réalisations dans l'estimation de l'étendue de la neige (§2.3 et §2.4).

La Figure 5 illustre le processus de décision de l'algorithme de fusion développé dans le cadre de la présente étude. Vu la meilleure résolution spatiale du capteur AVHRR et la tendance de l'algorithme de SSM/I à surestimer la présence de la neige, il a été décidé, dans le cas d'absence de nuages, de se fier uniquement aux résultats produits par l'algorithme AVHRR et ceci même s'il y aurait divergence entre les deux types de données (1). Dans le cas contraire, si le pixel est classé comme nuages selon l'algorithme AVHRR, il ne reçoit pas automatiquement l'étiquette établie par la classification basée sur les données SSM/I. Nous avons introduit un critère de décision supplémentaire qui s'appuie sur les résultats de classification de ce pixel par l'algorithme AVHRR qui servent à calculer une vraisemblance d'occurrence de chacune des trois classes (neige, non-neige et nuages) à l'intérieur d'une fenêtre temporelle de ± 4 jours par rapport au jour en question (2). Le pixel aura l'étiquette de la classe ayant la plus forte vraisemblance pour autant que la vraisemblance de la classe nuages soit inférieure ou égale à 0,72 (3 et 4). Ceci correspond à un cas de figure où les deux jours de part et d'autre de la date centrale seraient sous couvert nuageux, ce qui signifie que la fenêtre temporelle a été dominée par les nuages et les résultats produits par l'algorithme AVHRR ne permettent pas de se prononcer sur la présence ou non de la neige. Dans ce cas, ce sont les résultats de classification basée sur les données SSM/I qui sont utilisés. Là aussi, une vraisemblance d'occurrence de chacune des deux classes (neige et non-neige) produites par l'algorithme SSM/I est calculée à l'intérieur d'une fenêtre temporelle de ± 4 jours par rapport au jour en question (5 et 6). Ceci est pour s'assurer de la cohérence temporelle de la présence éventuelle de la neige.

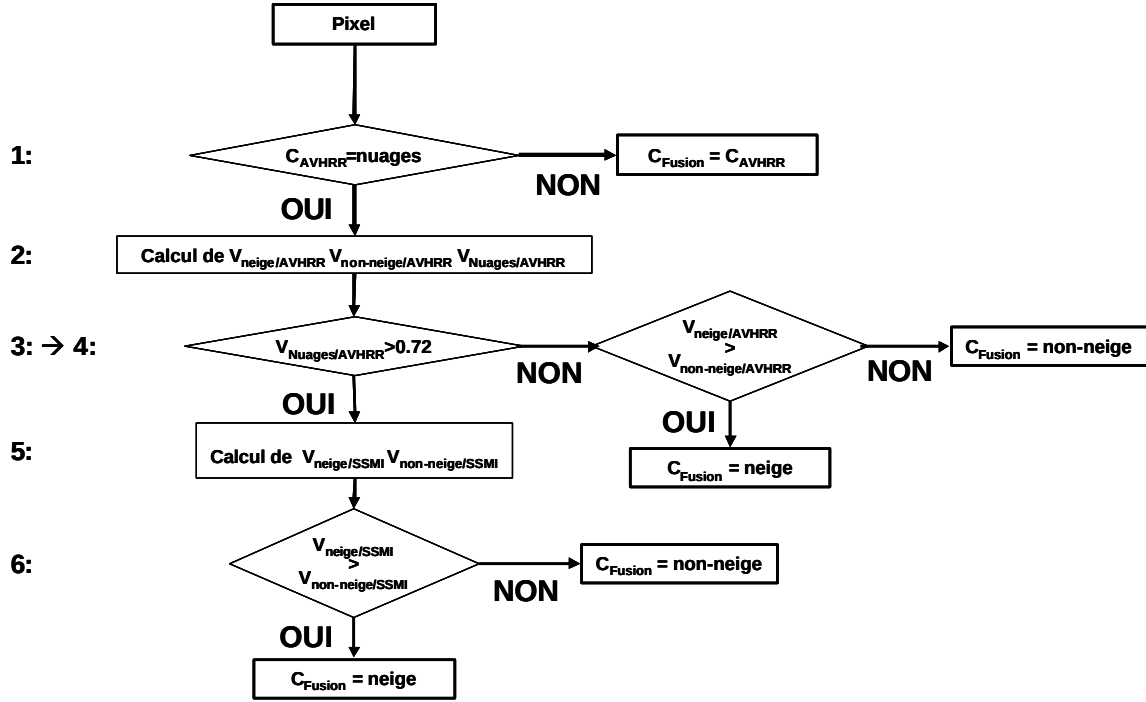


Figure 5 : Organigramme du processus de décision de l'algorithme de fusion

La vraisemblance d'occurrence d'une classe donnée est définie comme étant la somme des occurrences individuelles pour chaque jour de la fenêtre. Pour une classe donnée et pour un jour donné de la fenêtre, l'occurrence individuelle peut prendre la valeur 1 ou 0, dépendamment si le pixel a été classé dans cette classe ou non. Les occurrences individuelles sont pondérées selon leur proximité au jour central de la fenêtre temporelle à l'aide d'une fonction « inverse-distance », où la distance est exprimée en jours les séparant du jour central de la fenêtre. Pour ramener les valeurs calculées de la vraisemblance à 1, les coefficients de pondération sont normalisés par rapport à leur somme totale. Ainsi, les jours avant et après la date centrale de la fenêtre temporelle reçoivent les coefficients de pondération les plus élevés et les deux jours des deux extrémités de la fenêtre reçoivent. Pour les résultats de classification par l'algorithme AVHRR, le calcul s'effectue comme suit :

$$V_C = \frac{\sum_{i=-4}^{-1} \left[o_C^i \times \frac{1}{|i|} \right] + \sum_{i=1}^{+4} \left[o_C^i \times \frac{1}{i} \right]}{2 \times \sum_{i=1}^4 \frac{1}{i}}$$

Où, V_C est la vraisemblance de la classe C , à l'intérieur de la fenêtre temporelle de ± 4 jours de la date en cours, i indique le numéro du jour dans la fenêtre et O_C^i indique l'occurrence individuelle de la classe C pour le jour i : $O_C^i = 1$, si le pixel est attribué à la classe C ; $O_C^i = 0$, sinon.

Pour les résultats de classification basée sur les données SSM/I, le calcul de la vraisemblance est légèrement différent puisque la date centrale de la fenêtre est également prise en compte :

$$V_C = \frac{\sum_{i=-4}^{+4} \left[O_C^i \times \frac{1}{|i|+1} \right]}{\sum_{i=-4}^{+4} \frac{1}{|i|+1}} \quad 3$$

2.5.2 Validation temporelle et spatiale des cartes fusionnées AVHRR-SSM/I

La Figure 6 présente un exemple de résultats de cartographie de la neige à l'aide des différents algorithmes. En plus des résultats des deux algorithmes individuels : AVHRR et SSM/I, deux cartographies issues de la combinaison des résultats de ces deux capteurs utilisant des stratégies de fusion différentes y sont présentées : fusion simple et fusion temporelle. La première consiste à utiliser systématiquement les résultats de SSM/I quand l'algorithme AVHRR détecte des nuages. La deuxième correspond à la méthodologie développée dans le cadre de cette étude (décrite plus haut). La fusion simple de la cartographie produite par les deux algorithmes individuels semble réussir à saisir la répartition spatiale du couvert nival. Ainsi, la ligne de front de neige est bien définie surtout dans le cas où l'information provient des données AVHRR (meilleure résolution spatiale). Les données SSM/I ont permis de combler l'absence d'information provenant de la grande bande de territoire couverte de nuages occupant le centre de l'image AVHRR. Cependant, étant donné que l'algorithme SSM/I ne fonctionne pas au-dessus des pixels d'eau, les résultats pour les pixels correspondant à la frange côtière et aux grandes étendues d'eau demeurent manquants. En revanche, la fusion temporelle a réussi à combler les données manquantes correspondant à ces pixels d'eau sur une grande partie du territoire, en particulier, sur la côte du Labrador, la côte-Nord, la péninsule gaspésienne et les Maritimes. Mieux encore, l'algorithme de fusion temporelle, grâce à la

cartographie produite par l'algorithme AVHRR provenant de la fenêtre de 4 jours de part et d'autre du 19 avril 1991, a réussi à définir davantage la ligne de front de neige. Ce front serait situé plus au nord que le laisse croire la cartographie produite par l'algorithme SSM/I. Il semble qu'il s'agit plutôt de zones de couvert nival fragmentaire pour lesquelles l'algorithme SSM/I a produit un couvert nival continu en raison de sa tendance à surestimer la présence de la neige par rapport à l'algorithme AVHRR.

Les résultats de cartographie du couvert nival à l'aide de l'algorithme de fusion temporelle pour les périodes printanières 1988-1999 ont été comparés aux observations de la neige au sol selon la procédure décrite plus haut. Les résultats sont présentés au Tableau 10. L'algorithme identifie correctement les conditions de surface (neige, non-neige) dans le voisinage de l'ensemble des stations dans 86 % des cas ce qui correspond à une bonne qualité de classification ($K=0,72$). Il s'agit d'un niveau de performance global intermédiaire entre celui de l'algorithme AVHRR (90%; 0,79) et l'algorithme SSM/I (83%; 0,66). En ce qui concerne ses performances dans la détection de chacun des deux types de surfaces individuellement, l'algorithme de fusion semble atténuer les faiblesses de chacun des algorithmes sans pour autant bénéficier complètement des forces de chacun. Ainsi, le taux de succès de la détection de la présence de la neige est passé de 87%, dans le cas de AVHRR, à 90%, dans le cas de la fusion, sans atteindre les 95% de SSM/I. Également, le taux de succès de la détection de l'absence de la neige (non-neige) est passé de 75%, dans le cas de SSM/I, à 84%, dans le cas de la fusion, sans atteindre les 92% de AVHRR. Toutefois, l'algorithme de fusion a hérité de la tendance de l'algorithme SSM/I à surestimer la présence de la neige. En effet, l'erreur de commission sur la présence de la neige de 19% (près de 20% des pixels identifiés comme neige sont en fait ne le sont pas), quoique plus faible que celle de l'algorithme SSM/I (28%), demeure assez élevée.

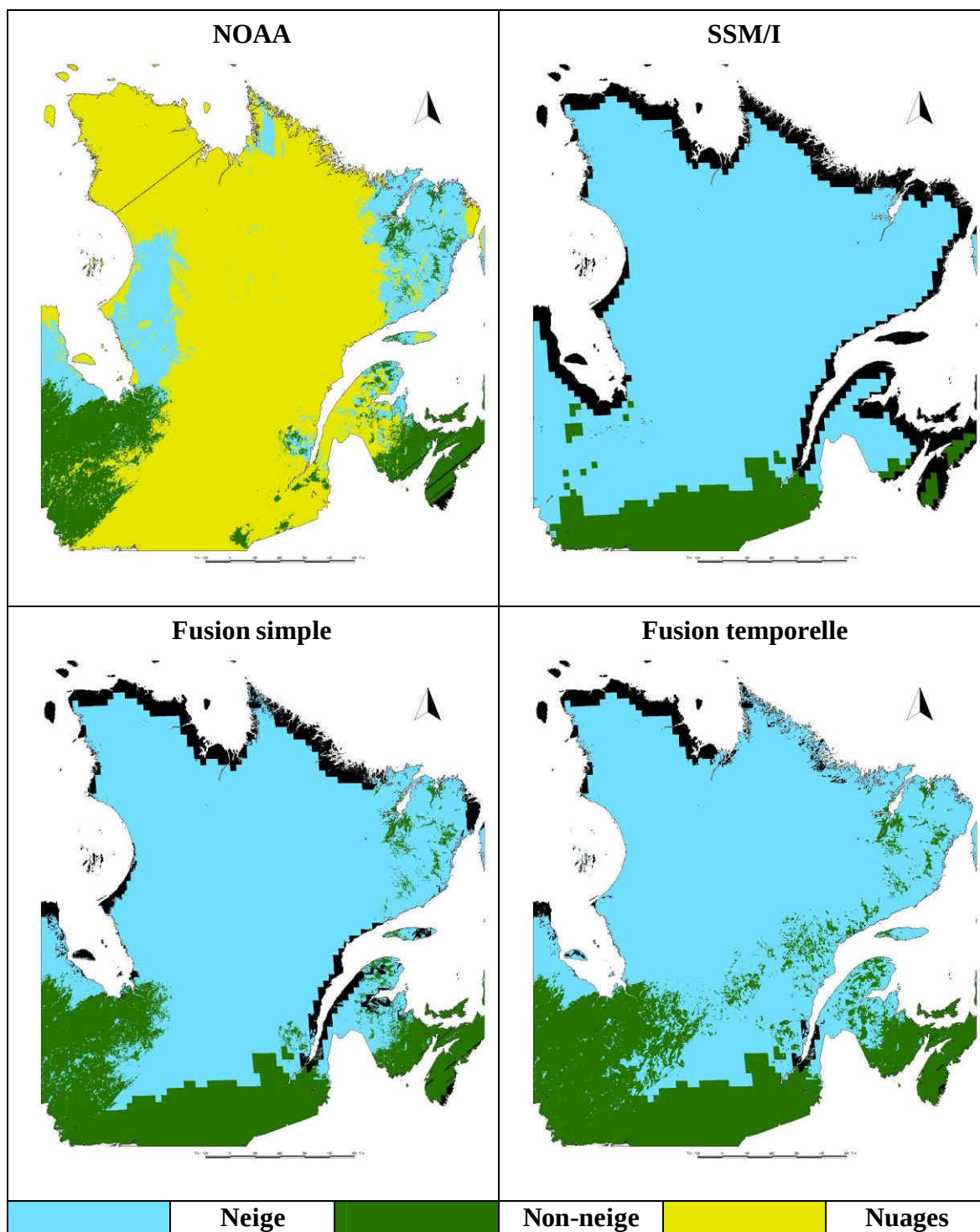


Figure 6 : Cartographie de la neige pour le 19 avril 1991 à l'aide de l'algorithme AVHRR, SSM/I et de fusion

Tableau 10 : Résultats de la classification de l'algorithme de fusion AVHRR-SSM/I (1988-1999) comparés aux observations de la neige au niveau des 20 stations météorologiques de validation (Figure 1)

Matrice de confusion		Classification			
		neige	non-neige	nuages	Total
Observations	neige	4721	529		5250
	non-neige	1135	5746		6881
	nuages			0	0
	Total	5856	6275	0	12131

Taux	Succès	Omission	Commission
neige	90%	10%	19%
non-neige	84%	16%	8%

Taux de succès global	86%
Kappa	0,72

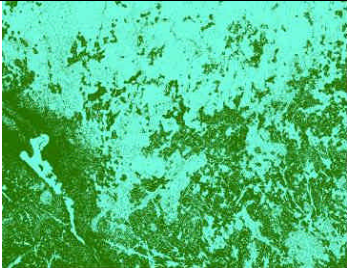
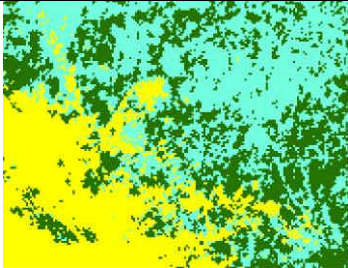
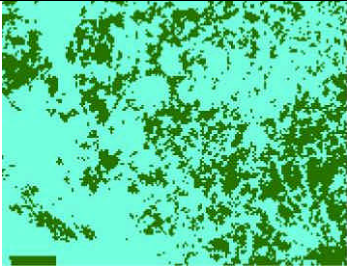
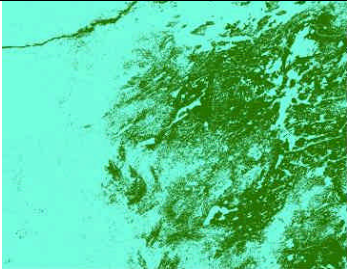
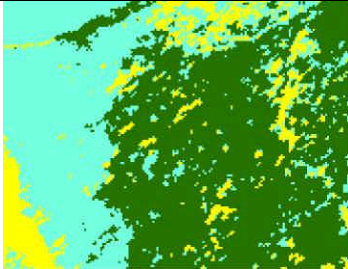
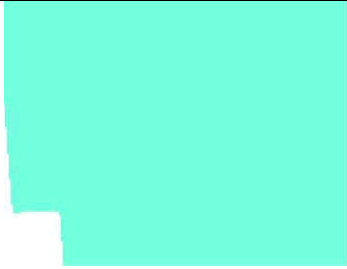
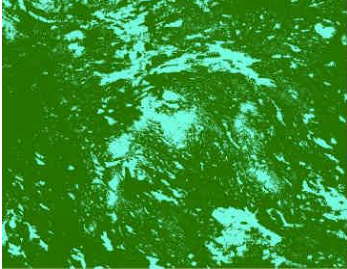
En plus de la validation temporelle locale, les résultats de cartographie de la neige ont été également validés spatialement à l'aide de l'imagerie à haute résolution Landsat-TM (§2.2, Figure 2). Les images Landsat ont été préalablement classifiées pour la présence ou pas de la neige (Dever, 2006). Cette classification a été réalisée en utilisant une version modifiée de l'algorithme proposé par Klein *et al.* (Klein *et al.*, 1998). Dans cette version modifiée, la détection de neige se fonde sur l'utilisation en commun du NDSI (Normalized Difference Snow Index) et du NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) ainsi que sur une procédure contextuelle d'identification et correction des pixels classés par erreur comme étant sans neige.

Le Tableau 11 présente la cartographie de la neige au niveau de l'empreinte au sol des 6 images Landsat de validation. Celle-ci a été réalisée à l'aide des différents algorithmes étudiés. Au niveau de l'empreinte au sol de ces 6 images, le pourcentage de couverture nival calculé par la cartographie de la neige à l'aide de l'imagerie Landsat-TM a été compilé et comparé à celui obtenu par la cartographie réalisée à l'aide de l'algorithme de fusion utilisant l'imagerie de AVHRR et SSM/I développé dans le cadre de la présente étude (Tableau 12). L'examen des résultats présentés permet de dégager les constats

suivant : **1)** Quand les scènes AVHRR sont dominées par les nuages² (Tableau 11 : Abitibi et Churchill Falls), l'algorithme de fusion a tendance à surestimer la présence de la neige. Ceci corrobore l'erreur de commission sur la neige de 19% obtenue lors de la validation locale de l'algorithme (Tableau 10). Cette surestimation est d'autant plus grande que le couvert nuageux est important. Elle était de l'ordre de 12% et 65%, respectivement (Tableau 12 : Abitibi et Churchill Falls). Pour ces deux scènes, la cartographie de la neige produite par l'algorithme de fusion dans les zones sans nuages (issue des résultats de l'algorithme AVHRR) est assez représentative des données de référence (la cartographie Landsat), Par contre, les zones couvertes de nuages ont été essentiellement comblées par la cartographie produite par l'algorithme SSM/I. Celui-ci a détecté de la neige sur l'entièreté des deux scènes en contradiction avec la cartographie de référence; **2)** Dans des conditions sans nuages, où la cartographie produite par l'algorithme de fusion est issue de celle de l'algorithme AVHRR, certaines scènes présentent une sous-estimation de l'étendue du couvert nival (Tableau 11 : Baie James, Saguenay et Montréal). Celle-ci s'élève à -22% de la superficie de l'empreinte au sol de la scène Baie James, -13% pour Saguenay et -4% pour Montréal (Tableau 12). Les zones de sous-estimation (la partie centrale de la scène Baie James, le secteur des Laurentides dans la scène de Montréal et la partie sud de la scène Saguenay) correspondent à des zones de couvert nival discontinu (voir cartographie de référence correspondante). Le couvert nival dans ces zones occuperait 30% ou moins de la superficie des pixels AVHRR ce qui semble être le seuil de détection de l'algorithme AVHRR. Ceci expliquerait en partie l'erreur d'omission sur la neige de l'ordre de 10% obtenue lors de la validation locale de l'algorithme de fusion (Tableau 10). Dans le cas d'absence de couvert nival discontinu, qui est le cas de la scène Côte-Nord (Tableau 11), les résultats de l'algorithme de fusion sont en conformité avec l'état du couvert nival donné par la cartographie de référence. La différence entre les deux cartographies est de l'ordre de 2% de la superficie la scène Landsat (Tableau 12).

² La présence de nuages dans les scènes AVHRR et leur absence dans les scènes Landsat correspondantes et ce, malgré qu'elles soient acquises à la même date, s'explique par la différence de l'heure d'acquisition. Les images Landsat sont acquises vers 10h00, heure locale, tandis que les images AVHRR sont acquises en début d'après-midi entre 13h00 à 15h00, heure locale.

Tableau 11 : Cartographie de la neige au niveau de l’empreinte au sol des 6 images Landsat de validation réalisée à l’aide des différents algorithmes étudiés

Scène Date	Landsat (cartographie de référence, Dever, 2006) ⁶	AVHRR	SSM/I	Fusion
Abitibi 4 avril 1999				
Baie- James 28 avril 1988				
Churchill Falls 28 mai 1990				

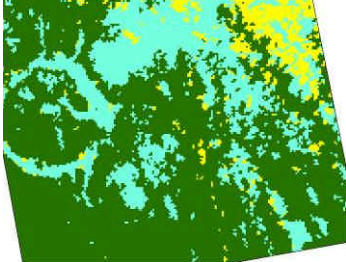
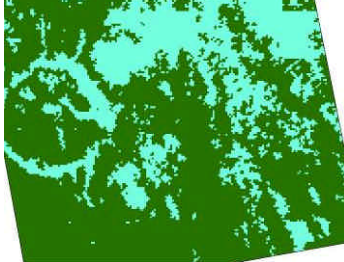
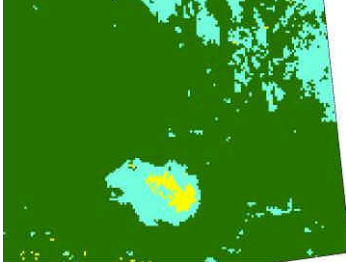
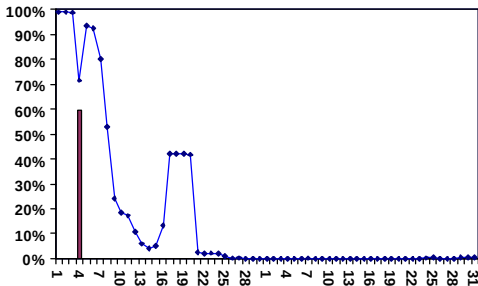
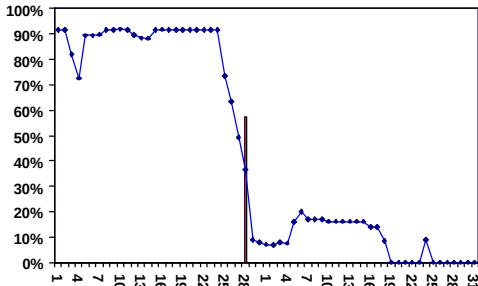
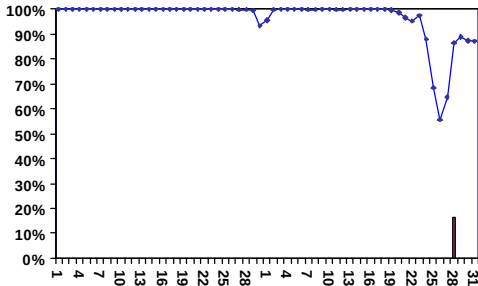
Scène Date	Landsat (cartographie de référence, Dever, 2006) ⁶	AVHRR	SSM/I	Fusion
Côte-Nord 22 mai 1991				
Montréal 28 avril 1998				
Saguenay 21 avril 1998				
 Neige  Non-Neige  Nuages				

Tableau 12: Comparaison entre le pourcentage de couverture nival au niveau de l’empreinte au sol des 6 images Landsat-TM calculé par la cartographie de la neige à l’aide de l’imagerie Landsat-TM (à la date d’acquisition de l’image) et celle produite par l’algorithme de fusion utilisant l’imagerie de AVHRR et SSM/I (pour toute la saison de fonte de l’année en question : du 01/04 au 31/05).

Scène Date	■ Neige Landsat ◆ Neige fusion	Pourcentage couvert par la neige	
Abitibi 4 avril 1999		Landsat	60%
		Fusion	72%
		<i>%Fusion – %Landsat</i>	12%
Baie-James 28 avril 1988		Landsat	58%
		Fusion	36%
		<i>%Fusion – %Landsat</i>	-22%
Churchill Falls 28 mai 1990		Landsat	17%
		Fusion	65%
		<i>%Fusion – %Landsat</i>	48%

Scène Date	Neige Landsat Neige fusion	Pourcentage couvert par la neige	
Côte-Nord 22 mai 1991		Landsat	27%
		Fusion	29%
		%Fusion – %Landsat	2%
Montréal 28 avril 1998		Landsat	04%
		Fusion	00%
		%Fusion – %Landsat	-04%
Saguenay 21 avril 1998		Landsat	31%
		Fusion	18%
		%Fusion – %Landsat	-13%

2.6 Conclusions

Dans ce chapitre, il a été question du développement et de la validation d'algorithmes pour la cartographie historique du couvert nival au Québec à partir des images journalières NOAA-AVHRR et des images SSM/I en vue de la validation des sorties du MRCC (objectif I). Ainsi, nous avons développé un algorithme de détection de la neige à l'aide des images NOAA-AVHRR qui intègre la variation temporelle des seuils de détection. Parallèlement, une nouvelle version de l'algorithme de détection de la neige à partir des micro-ondes passives (SSM/I) qui soit sensible à la présence de la neige humide, a été développée. Finalement, nous avons développé un algorithme de fusion qui combine les résultats de cartographie de la neige produite par les deux premiers algorithmes. Par la suite, les résultats des différents algorithmes ont été validés à l'aide des données au sol (stations météorologiques) et de l'imagerie Landsat-TM (haute résolution spatiale).

La période visée par l'étude couvre les 12 années : de 1988 à 1999. Il a été convenu, en commun accord avec l'équipe d'OURANOS, de concentrer les efforts de cartographie de la neige sur la période la plus critique à savoir la fonte printanière (entre le 1^{ier} avril et le 31 mai de chaque année). D'après les résultats de validation locale effectuée pour la période : 1988-1999, l'algorithme AVHRR a correctement identifié les conditions de surface (neige, non-neige) dans le voisinage des stations météorologiques de validation dans 90 % des cas. En revanche, quoique la neige ait été classée avec un taux dépassant les 87%, elle a été plus affectée par l'erreur d'omission : près 13% des pixels ont été classés dans la classe non-neige qui a été correctement identifiée dans 92% des cas.

L'algorithme SSM/I permet de détecter la date de disparition de la neige avec une erreur absolue de l'ordre de 6 à 10 jours, avec des variations relatives pouvant atteindre +20 à - 20 jours. Il apparaît que les conditions de disparition de la neige (fonte lente rendant le couvert de neige très humide) augmentent l'erreur d'estimation de la date de disparition de la neige. Les résultats de validation locale effectuée pour la même période et sur le même jeu de données de validation démontrent que l'algorithme SSM/I performe globalement bien avec un taux de succès global de 83%. Il est capable de détecter la présence de la neige avec un taux de succès de 95%. En revanche, ce fort taux de succès

est entaché par une importante erreur de commission (28%) qui se traduit par une forte tendance à surestimer l'entendue du couvert nival.

Par ailleurs, la combinaison des résultats des cartographies AVHRR et SSM/I à l'aide d'un algorithme de fusion temporelle, développé dans le cadre de cette étude, permet de bien saisir la répartition spatiale du couvert nival et de suivre son évolution dans le temps. La comparaison des résultats de l'algorithme de fusion, pour les saisons 1988-1999, avec les observations au sol de l'occurrence de la neige a montré que celui-ci peut détecter l'état de la surface (neige, non-neige) avec un taux de succès global de 86%. L'algorithme identifie la présence de la neige avec un taux de succès de 90% et son absence avec un taux de 84%. La comparaison avec la cartographie à haute résolution (imagerie Landsat-TM, 30 m de résolution) a cependant montré que l'algorithme surestime la présence de la neige dans les scènes dominées par les nuages. La surestimation est liée aux données SSM/I. Également, l'algorithme sous-estime la présence de la neige dans les conditions d'un couvert nival partiel. Ceci serait lié à l'incapacité de détecter des couvertures nivales partielles occupant moins de 30% de la taille des pixels AVHRR.

Le but ultime de l'objectif I est de produire des données de validation pour les sorties du MRCC concernant la date de la fin de la fonte printanière. Des travaux de validation exploitant le jeu de données sur la cartographie historique de la neige en période de fonte (1988-1999) produite par l'algorithme de fusion développé dans le cadre de cette étude ont été entamés en collaboration avec les chercheurs d'OURANOS. Un rapport préliminaire faisant état des premiers résultats de comparaison a été produit (Chokmani et al., 2008).

3. Cartographie de l'équivalent en eau de la neige à partir d'images AMSR-E

3.1 Introduction

Cette seconde composante du projet se concentre sur l'estimation de l'équivalent en eau (EEN) de la neige à partir des micro-ondes passives. Elle évalue dans un premier temps, les produits globaux d'EEN livrés par le NSIDC. Ces produits ont été développés à partir de l'algorithme de Chang *et al.* (1987). Par la suite, on explore le développement d'un algorithme basé sur l'exploitation des données du capteur AMSR-E et adapté au Québec. Cette analyse est menée sur deux fronts : i) à partir de méthodes statistiques de régression multiple et ii) à partir de réseaux de neurones.

3.2 Validation des produits d'EEN fournis par le NSIDC

3.2.1 Données

La zone entourant les sites de mesures terrains dans la province de Québec est délimitée au sud par la latitude 45.1°N, au nord par 55.2°N à l'est par 61.5°O et à l'ouest par 79.3°O. Nous considérons dans cette étude la classification de neige proposée par Sturm (1995). Ainsi notre territoire d'étude est divisé en deux parties. La classe de neige Taïga au nord qui est un mélange de forêt boréale et de taïga et la classe de neige Maritime au sud (forêt boréale, forêt mixte, zone maritime atlantique). La Figure 7 montre la couverture du sol de la province et l'emplacement des différentes stations de mesure.

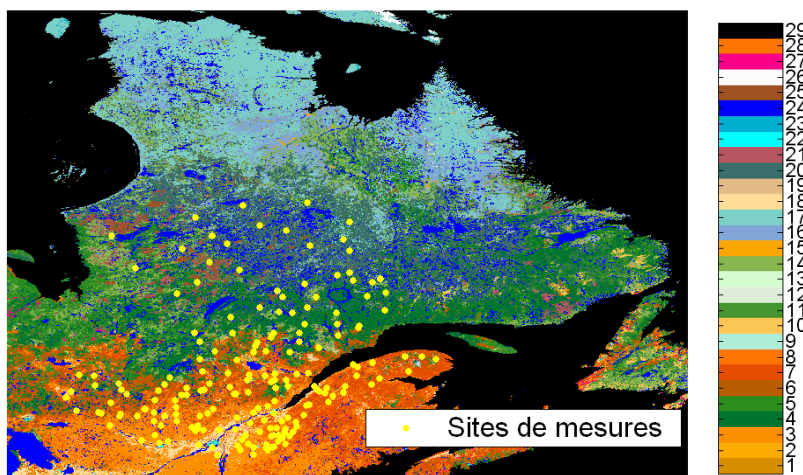


Figure 7 : Couverture du sol (extrait de Latifovic, 2002). L'emplacement des stations de mesure de la neige est également indiqué.

Les mesures de terrain utilisées s'échelonnent de mi-janvier à mi-mai. Ce sont des données d'Hydro-Québec auxquelles nous avons eu accès dans le cadre du projet. Le Tableau 13 montre les statistiques moyennes pour les deux grandes zones considérées. C'est dans la zone de Taïga que se trouvent les plus grandes quantités de neige. Celles-ci sont plus importantes en 2004 comparées à 2003. Les mesures de la taille des grains de neige ne sont pas disponibles dans ces données. Une campagne de terrain menée par A. Royer et son équipe en mars 2003 le long de la route entre Matagami, Radisson et LG4 donne une taille des grains moyenne d'environ 1 mm. La proportion des couvertures de sol dans l'ensemble des pixels EASE-Grid à l'étude ainsi que la proportion répartie selon les classes de neige se trouvent dans le Tableau 14. Les classes de couverture du sol ainsi que la couverture de la canopée des arbres correspondante aux pixels où sont situées les stations de mesures sont tirées du Landcover of North America 2000 (Latifovic *et al.*, 2002).

Tableau 13 : Statistiques moyennes des caractéristiques du couvert nival (n = nombre d'échantillons)

	n	EEN (mm)	Hauteur de neige (cm)	Densité (g / cm ³)
Ensemble des mesures	1406	170	66	27
2003	692	143	59	26
2004	714	196	72	28
Maritime	958	150	57	27
2003	495	134	54	26
2004	463	167	60	29
Taïga	350	222	88	26
2003	149	176	75	25
2004	201	256	98	26

Tableau 14: Proportion de couverture de sol et fraction de la canopée dans les pixels des classes

Classe	Légende	Couverture de la canopée (%)	Proportion (%)		
			Total	Maritime	Taïga
3	Forêt de feuillues, canopée fermée	100 - 60	18.7	25.4	0.8
4	Forêt de conifères, canopée fermée	100 - 60	10.3	6.5	21.2
5	Forêt de conifères, canopée ouverte	70 - 10	3.5	1.6	9.1
6	Forêt de conifères et forêt mixte, canopée fermée	100 - 60	10.1	11.5	5.0
7	Forêt mixte, canopée fermée	100 - 60	23.2	30.0	4.4
8	Forêt mixte, canopée ouverte	70 - 10	8.1	11.6	0.0
10	Arbustes feuillus, canopée ouverte	70 - 10	0.4	0.2	0.5
11	Arbustes conifères, canopée ouverte	70 - 10	2.1	1.3	3.7
14	Prairie avec arbres	20 - 1	2.3	0.7	6.9
15	Prairie avec arbuste clairsemé		0.0	0.0	0.0
16	Prairie polaire	20 - 1	0.1	0.1	0.4
17	Prairie polaire avec arbuste nain	20 - 1	0.4	0.0	1.2
18	Champ agricole	-	3.5	5.1	0.0
19	Champ agricole avec boisés	20 - 1	0.5	0.7	0.0
20	Forêt de conifères avec lichen, canopée ouverte	70 - 10	8.4	0.5	28.1
21	Perturbations	20 - 1	0.7	0.1	2.3
22	Zones urbaines et bâties	-	0.1	0.2	0.0
23	Roches consolidés		0.0	0.0	0.0
24	Eau	-	6.5	3.5	14.6
25	Zone de brûlis	20 - 1	0.4	0.0	1.7
27	Tourbière	40 - 20	0.2	0.3	0.1
29	Océans		0.4	0.6	0.0

Pour mener l'étude, nous avons récupéré les images de températures de brillance du capteur AMSR-E, produites depuis juin 2002. Les versions de l'algorithme pour produire ces images évoluent constamment. Les nouvelles versions corrigent certaines erreurs

d'étalonnage, de géo-localisation et de métadonnées. L'erreur radiométrique du capteur est d'environ 0,67 K et elle varie légèrement en fonction de la température.

Nous avons également récupéré le produit global de cartographie de l'équivalent en eau de la neige utilisant les données AMSR-E, disponible sur le site du NSIDC. Ce produit a une résolution spatiale de 25 km. L'EEN est généré en utilisant l'algorithme de Chang *et al.* (1987) et en intégrant différents tests afin d'éliminer les cas indésirables, comme par exemple la présence de glace, la neige mouillée, les données manquantes, etc... Nous avons considéré les trois versions du produit : journalière (une estimation par jour), aux cinq jours (valeur maximale de l'EEN pour une période 5 jours) et le produit mensuel qui représente la moyenne mensuelle des valeurs d'EEN estimées.

3.2.2 Méthodologie

La méthodologie de l'évaluation des produits EEN du NSIDC est résumée dans l'organigramme ci-dessous (Figure 8). Nous avons analysé les performances de l'algorithme au niveau de la détection de la présence de la neige dans un premier temps. Par la suite les estimations de l'EEN ont été comparées aux mesures de terrain disponibles dans le cadre du projet (§3.2.1), en tenant compte de la couverture du sol dans chacun des pixels considérés.

3.2.3 Résultats

Les résultats obtenus démontrent que 24% des observations terrain avec présence de neige n'ont pas été classifiées comme tel par la méthode du NSIDC (erreur d'omission). D'un autre côté, 70 % des observations classifiées comme sans neige contenait en réalité de la neige (erreur de commission). Les données aux cinq jours présentent les meilleurs résultats pour la détection de la neige. La précision générale de la classification de l'algorithme du NSIDC est de 78 %. Les résultats sont résumés dans le Tableau 15.

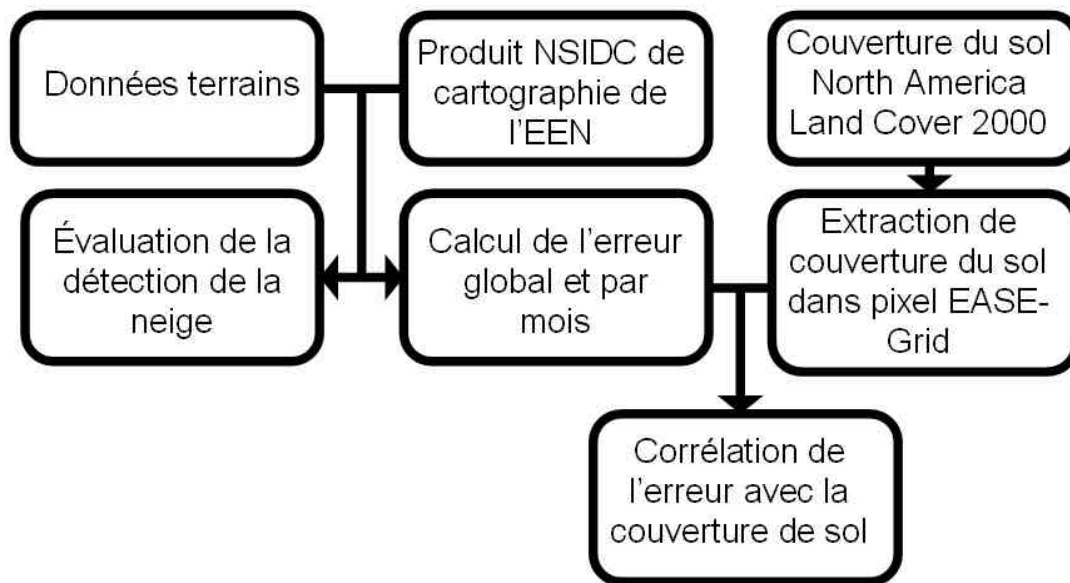


Figure 8 : Organigramme méthodologique pour l'évaluation des produits du NSIDC

Tableau 15 : Classification de la neige de l'algorithme du NSIDC

	Présence de neige	Absence de neige	Total	Erreur de commission (%)
Détecte la neige	632	0	632	0.0
Ne détecte pas de neige	200	86	286	70.0
Total	832	86	918	
Erreur d'omission (%)	24.0	0.0		

Nous avons effectué plusieurs tests pour mieux comprendre la cause des erreurs de classification. Nos analyses montrent que c'est le test de neige mouillée qui est la cause principale de la mauvaise classification. L'erreur de classification augmente au cours de l'hiver (Figure 9), fort probablement à cause d'une présence accrue de conditions de neige mouillée vers les mois d'avril et mai. Dans environ 75 % des cas où l'algorithme prédit avec succès l'absence de neige, l'EEN était inférieure à un et le test de neige mouillée était positif. Il existe donc une confusion entre ces deux classes et une meilleure classification de la neige est donc requise. Ce qui rejoint les préoccupations du premier volet du projet.

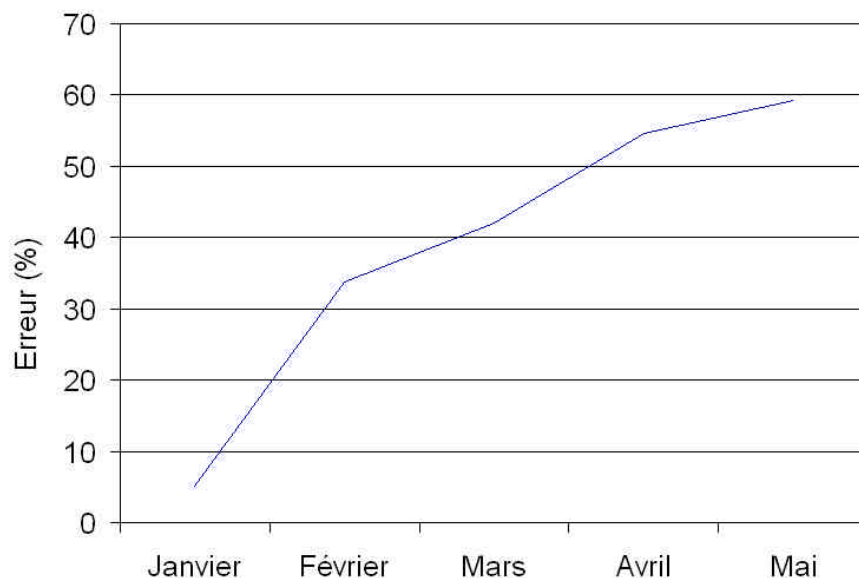


Figure 9 : Erreur de classification à travers l'hiver

Pour l'évaluation des valeurs estimées de l'EEN, nous avons exclu les valeurs nulles, ainsi que les pixels ayant un code correspondant à autre chose que la neige au sol. L'erreur normalisée a été calculée pour les trois types de produits NSIDC : journalier, aux cinq jours et mensuel (Figure 10). Pour mieux comprendre l'ampleur de la sous-estimation par l'algorithme de NSIDC, il peut être utile de comparer la moyenne de L'EEN sur le terrain avec celle des différents produits NSIDC (Figure 11).



Figure 10 : Erreur normalisée de l'algorithme du NSIDC

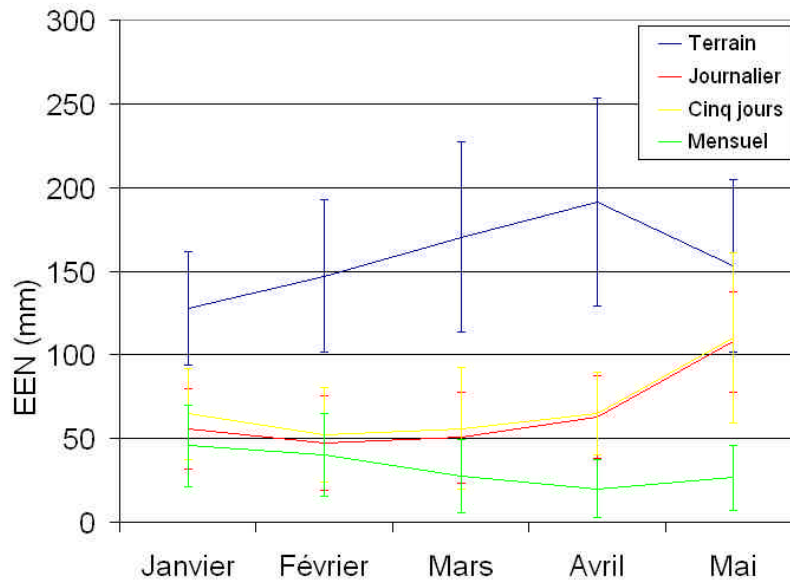


Figure 11 : Moyenne de l'EEN sur le terrain

L'erreur aux cinq jours est légèrement plus basse que l'erreur journalière. Le produit mensuel suit la même tendance générale. Il faut remarquer que l'EEN estimé par l'algorithme du NSIDC n'augmente pas en même temps que l'EEN sur le terrain. En fait, au début et à la fin de l'hiver, la tendance entre les deux est opposée. Le produit aux cinq jours semble représenter le meilleur compromis pour l'erreur et le nombre d'observations, étant donné que la couverture satellitaire est presque complète en cinq jours. Pour le produit aux cinq jours, l'EQM est de 123,5 mm et le biais est de -99,3 mm. Ce biais nous informe qu'il y a une forte sous-estimation de l'EEN. Cela est reflété dans la Figure 12 qui compare l'EEN prédit par l'algorithme du NSIDC avec les valeurs sur le terrain. Avec une moyenne pour l'hiver 2002-2003 de 162,3 mm, l'erreur normalisée est de 76 %. L'erreur est deux fois supérieure à l'erreur qui serait obtenue en utilisant la moyenne de l'EEN sur le terrain au lieu des valeurs estimées par l'algorithme du NSIDC, soit 38 %. On note dans le haut de la figure une valeur prédite de 480 mm et qui correspond au maximum supérieur pouvant être prédit par l'algorithme.

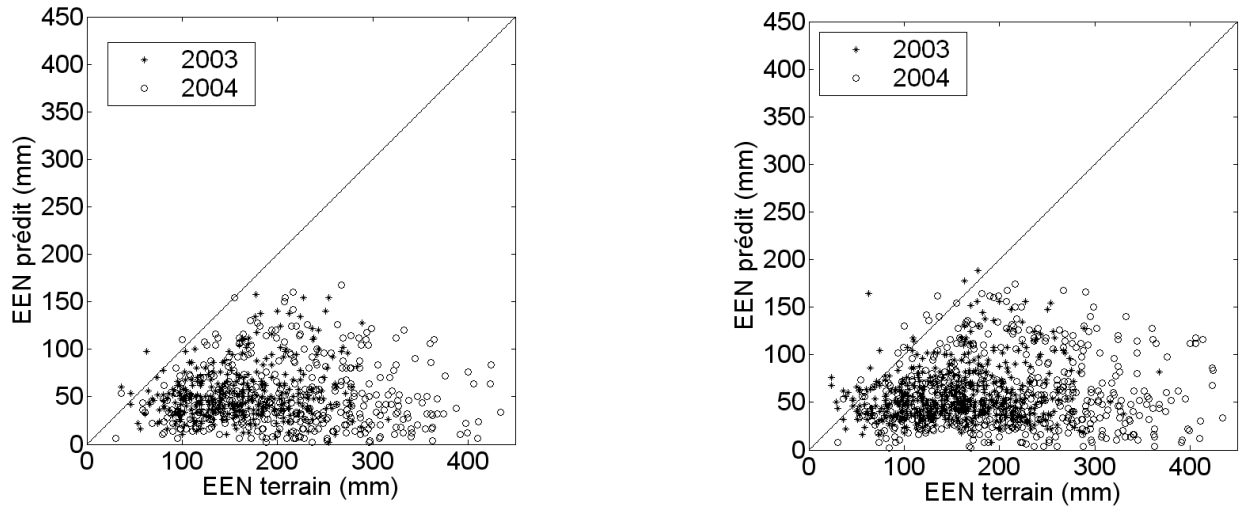


Figure 12 : EEN estimé NSIDC versus EEN sur le terrain (produit journalier à gauche, produit aux cinq jours à droite)

À la lumière des résultats obtenus, force est de constater que les produits NSIDC sont entachés d'erreurs importantes. Il y a donc lieu d'explorer d'autres alternatives.

3.3 Algorithme d'EEN basé sur AMSR-E et adapté au Québec

3.3.1 Données

Les données utilisées sont les températures de brillance AMSR-E, les données de neige mesurées sur le terrain, les données sur la couverture du sol. Toutes ces données ont déjà été décrites dans la section 3.2.1

3.3.2 Méthodologie

L'algorithme développé est basé sur les techniques de régression. La Figure 13 résume la démarche méthodologique utilisée.

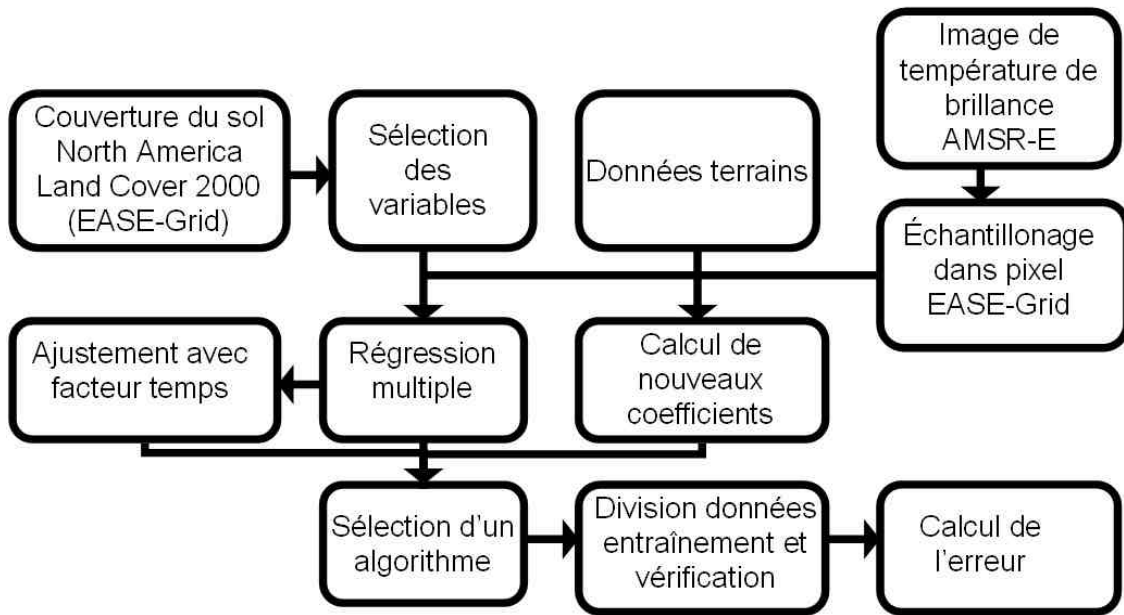


Figure 13 : Organigramme méthodologique utilisé pour le développement d'algorithmes statistiques

Le premier modèle sélectionné est celui du NSIDC mais les coefficients de la régression linéaire ont été recalculés. Par la suite, d'autres variables sont envisagées pour remplacer celui du modèle NSIDC, faisant place à un modèle de régression multiple auquel on ajoute une constante qui devrait compenser pour le biais. La sélection de modèles alternatifs se fait en calculant un modèle de régression pour toutes les combinaisons possibles des variables considérées. L'EEN est la variable dépendante et il est corrigé pour l'effet de la forêt en la multipliant par un facteur $(1 - \text{aff})$. Pour chaque modèle la valeur du coefficient aff est variée de 0 à 0,9 par bond de 0,1 avec ff la fraction de forêt. Les statistiques d'erreurs sont ensuite calculées après avoir retransformé l'EEN corrigé en EEN sur le terrain. Pour s'assurer qu'il n'y ait pas de forte colinéarité entre les variables du modèle, l'indice de condition doit être plus petit ou égal à cinq. Le modèle avec le coefficient de détermination maximum est retenu pour les différents nombres de variables incluant le modèle avec seulement une constante ainsi que la fraction de forêt associée. Comme l'ajout d'une variable augmente le coefficient de corrélation, mis à part l'effet de la compensation pour l'effet de la forêt, la sélection du nombre de variables retenu est en fonction des critères suivants : l'augmentation du coefficient de détermination avec l'ajout d'une variable, le coefficient de détermination maximum pouvant être obtenu en ajoutant

la totalité des variables. Deux autres modèles sont sélectionnés, un pour la classe de neige Maritime et un pour la classe de neige Taïga.

Les résidus des modèles sont ensuite tracés en fonction de l'EEN sur le terrain et en fonction du temps. La corrélation des résidus avec d'autres variables non incluses dans le modèle est également analysée, soit la latitude, la longitude, l'altitude, le jour julien, la densité, la hauteur de neige et l'équivalent en eau de la neige sur le terrain. Finalement, les modèles sont validés avec des données indépendantes et les statistiques d'erreurs sont calculées.

Nous avons également introduit un facteur d'ajustement pour tenir compte de la variation du couvert nival au cours de la saison. Ainsi, l'erreur des modèles est calculée par mois et par année pour l'ensemble des pixels ainsi que pour les classes de neige Taïga et Maritime. Les coefficients des modèles sont ajustés à chaque mois. L'erreur de ces nouveaux modèles est alors calculée sur une base mensuelle. Comme dans les autres cas, les modèles sont ensuite validés avec les données indépendantes.

3.3.3 Résultats de l'approche basée sur les régressions

Plusieurs combinaisons ont été étudiées en utilisant la méthode de la régression pas à pas. Malgré la multitude de tests réalisés, les résultats obtenus, quoique très souvent significatifs du point de vue statistique, ne sont pas pratiquement mieux que les estimations faites à partir de l'algorithme du NSIDC. Nous présentons quelques résultats pour illustrer. Le Tableau 16 montre les meilleurs résultats obtenus sur l'ensemble du territoire, sans distinction basée sur les classes de neige. Les deux combinaisons (19H-37H) et (11V-37V) ressortent comme étant les meilleures. Ces résultats sont statistiquement significatifs, mais les coefficients de détermination sont faibles et l'erreur moyenne atteint environ 50%.

Tableau 16 : Performance des différents modèles.

	Condition Index	ff	R	R ²	Seuil significatif	EQM standardisé	EQM (mm)
Sans variable	-	0.1	0.117	0.014	0.002	0.49	84
Tb(19H-37H)	3	0.0	0.205	0.042	0.000	0.48	82
2003	3	0.0	0.335	0.112	0.000	0.43	61
2004	2	0.0	0.145	0.021	0.006	0.45	89
Tb(11V-37V)	2	0.1	0.326	0.106	0.000	0.46	79
2003	2	0.1	0.377	0.142	0.000	0.42	60
2004	2	0.2	0.301	0.091	0.000	0.44	86
Avec toutes les variables	-	0.3	0.409	0.167	0.000	0.45	76

Le Tableau 17 illustre la validation des modèles de régression à partir des données indépendantes. Rappelons que dans chaque cas le nombre d'échantillons a été divisé en deux parties, la première pour le développement et la seconde pour la validation (voir Tableau 13 pour le nombre d'échantillons).

Tableau 17 : Validation des modèles

	R	R ²	Seuil significatif	EQM standardisé	EQM (mm)	Biais (mm)
Tb(19H-37H)	0.150	0.023	0.000	0.48	82	-1
2003	0.247	0.061	0.000	0.44	63	0
2004	0.099	0.010	0.062	0.46	90	-2
Tb(11V-37V)	0.251	0.063	0.000	0.47	80	-1
2003	0.274	0.075	0.000	0.44	63	1
2004	0.236	0.056	0.000	0.45	88	-2

L'introduction d'un ajustement par mois n'a pas apporté d'améliorations très significatives (Figure 14). Les mois de début (janvier) et de fin de l'hiver (mai) manquent souvent de données, ce qui limite la validation. De la même manière, nous avons examiné les résultats en considérant les deux subdivisions en fonction de la classe de neige.

Pour la classe Maritime, on obtient un coefficient de détermination maximal de 0,15 dans toutes les combinaisons considérées basées sur l'indice 11V-37V. Ce coefficient monte à

0,31 lorsqu'on introduit l'ajustement mensuel. Les résultats obtenus avec 19H-37H sont légèrement inférieurs, mais restent dans le même ordre de grandeur.

Pour la classe Taïga, le coefficient de détermination maximal, sans ajustement du temps est de 0,27 pour l'indice 11V-37V. Il monte à 0,54 avec l'ajustement mensuel des coefficients. C'est une amélioration importante, mais l'erreur d'estimation de l'EEN demeure encore élevée. Comme précédemment les résultats avec 19H-37H sont dans les mêmes ordres de grandeur.

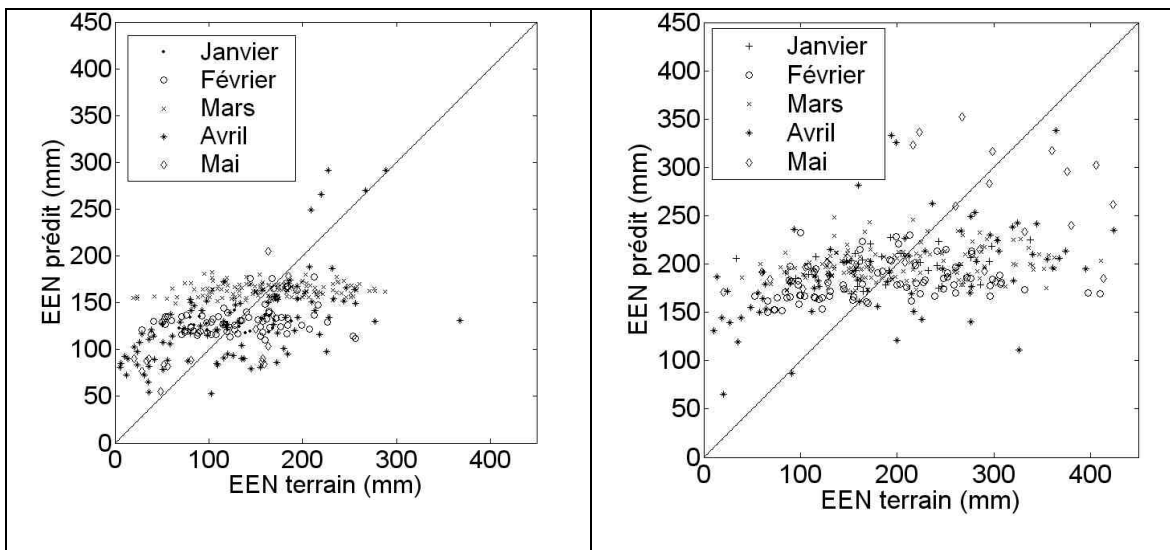


Figure 14 : Exemple d'évaluation du modèle basé sur 11V-37V avec un ajustement mensuel des coefficients. 2003 à gauche et 2004 à droite.

3.4 Algorithme basé sur les réseaux de neurones

Plusieurs prétraitements ont été effectués pour préparer les données en vue de l'utilisation dans les réseaux de neurones. Les observations répétées se retrouvant dans les mêmes cellules EASE-GRID ont été moyennées. Le filtrage était nécessaire pour éliminer les périodes sans données complètes (températures de brillance ou données auxiliaires manquantes). Les situations correspondant aux températures élevées (> 271 K) qui pourraient traduire des conditions de neige humide ont également été filtrées.

Le réseau de neurones adopté est le réseau à rétro propagation à trois couches. Le nombre de neurones par couche est choisi en fonction des données d'entrée. Ce nombre varie de 3 à 25 pour la couche cachée. Pour la couche d'entrée le nombre est égal au nombre de variables utilisées dans le processus (canaux micro-ondes passives, température de l'air, fraction de couvert végétal, données topographiques,...). Pour le réseau à trois couches, nous avons utilisé deux fonctions de transfert. Une fonction de type Log-Sigmoid (*logsig()*) a été utilisée entre la couche d'entrée et la couche cachée, tandis qu'une fonction Tan-Sigmoid (*tansig()*) a été considérée entre la couche cachée et la couche de sortie. Ces fonctions ont été utilisées pour tenir compte des relations très complexes entre l'équivalent en eau de la neige et les différentes variables considérées dans l'étude. Ces relations sont non linéaires de nature. La faiblesse de ces fonctions est liée à la gamme disponible pour l'entrée et la sortie des données, qui se situe entre -1 et 1. Ainsi toutes les données à l'entrée doivent être normalisées entre -1 et +1 et les sorties doivent être reconverties par la suite.

La fonction d'apprentissage adoptée dans Matlab (*trainlm*) met à jour les poids et les biais en utilisant la technique d'optimisation Levenberg-Marquardt. Une technique de régulation bayésienne est introduite pour minimiser les hyper ajustements pendant le processus de généralisation. Les autres paramètres sont fixés par l'utilisateur.

Dans toute l'étude, nous utilisons 2/3 des données pour entraîner le réseau. L'autre tiers est réservé à la validation. Les données comprennent les mesures in situ de neige, les mesures micro-ondes passives du satellite et les données auxiliaires comme la topographie, la température de l'air pour chaque période. Les mesures in situ d'EEN sont les cibles à atteindre.

3.4.1 Choix des meilleures fréquences et polarisations

Dans un premier temps, nous avons cherché à déterminer les combinaisons de fréquences qui permettent la meilleure estimation de l'EEN sans l'apport d'autres données externes. Les six fréquences de AMSR-E ont été considérées dans l'exercice : 6.9, 10.7, 18.7, 23.8, 36.5 et 89 GHz. Chaque fréquence a deux polarisations. Toutes les combinaisons étudiées sont indiquées par un x dans le Tableau 18. Les données des deux hivers 2003 et 2004 ont été considérées. Pour chaque hiver deux classes sont considérées

d'après la classification de Sturm et al. (1995). Il s'agit de la classe maritime autour du Fleuve Saint-Laurent et la classe taïga au-dessus. À chaque combinaison de deux fréquences correspondent quatre canaux de données. Pour l'exercice le réseau de neurones a été considéré avec les mêmes paramètres. Nous avons fait varier le nombre de neurones par couche de 2 à 15 afin d'analyser son impact. On ne note pas de variations très significatives dans les résultats. Par conséquent, la valeur moyenne produite par les neurones peut être considérée comme un bon estimateur. Le Tableau 19 et le Tableau 20 montrent les résultats respectivement pour 2003 et 2004.

Tableau 18 : Combinaisons de fréquences considérées.

Fréquences	6.9GHz	10.7GHz	18.7GHz	23.8GHz	36.5GHz	89GHz
6.9 GHz						
10.7 GHz	x					
18.7 GHz	x	x				
23.8 GHz	x	x	x			
36.5 GHz	x	x	x	x		
89 GHz	x	x	x	x	x	

Tableau 19 : Combinaisons de fréquences pour 2003. Les meilleurs résultats sont en gras.

Combinaison	R ² (%)	RMS (mm)	ERMS(%)
6.9-10.7	7.62	63.27	48.53
6.9-18.7	11.39	62.33	47.81
6.9-23.8	17.39	60.17	46.16
6.9-36.5	19.76	59.23	45.44
6.9-89	18.30	59.79	45.87
10.7-18.7	9.89	62.46	47.91
10.7-23.8	20.52	58.56	44.92
10.7-36.5	24.52	57.13	43.82
10.7-89	21.28	58.38	44.78
18.7-23.8	11.21	61.96	47.53
18.7-36.5	20.74	58.61	44.96
18.7-89	26.56	56.45	43.30
23.8-36.5	11.44	61.95	47.52
23.8-89	25.2	56.85	43.61
36.5-89	20.51	58.54	44.91

Tableau 20 : Combinaisons de fréquences pour 2004. Les meilleurs résultats sont en gras.

Combinaison	R ² (%)	RMS (mm)	ERMS(%)
6.9-10.7	8.34	80.66	49.17
6.9-18.7	17.18	76.26	46.49
6.9-23.8	16.27	76.72	46.77
6.9-36.5	16.85	76.71	46.77
6.9-89	25.46	72.93	44.46
10.7-18.7	14.65	77.5	47.25
10.7-23.8	17.02	76.41	46.58
10.7-36.5	21.84	74.38	45.35
10.7-89	28.45	70.98	43.27
18.7-23.8	20.39	75.45	46.00
18.7-36.5	23.1	74.40	45.36
18.7-89	25.93	72.40	44.14
23.8-36.5	20.94	75.00	45.72
23.8-89	24.65	73.25	44.66
36.5-89	19.97	75.98	46.32

À partir des combinaisons à deux fréquences, nous avons analysé des combinaisons à trois fréquences. Les résultats sont résumés dans le Tableau 21 et le Tableau 22.

Tableau 21 : Combinaisons de fréquences pour 2003. Les meilleurs résultats sont en gras.

Combinaison	R^2 (%)	RMS (mm)	ERMS(%)
6.9-18.7-89	24.20	73.41	44.75
6.9-23.8-89	23.97	74.12	45.19
6.9-36.5-89	23.29	74.62	45.49
10.7-23.8-89	25.00	73.67	44.91
10.7-36.5-89	26.63	72.62	44.27
18.7-36.5-89	27.52	71.81	43.78
18.7-23.8-36.5	30.76	70.47	42.96
18.7-23.8-89	25.59	72.64	44.28

Tableau 22 : Combinaisons de fréquences pour 2004. Les meilleurs résultats sont en gras.

Combinaison	R^2 (%)	RMS (mm)	ERMS(%)
18.7-36.5-89	24.31	57.02	43.74
18.7-23.8-89	27.62	55.92	42.90
10.7-18.7-89	25.50	56.79	43.56
10.7-23.8-89	29.15	55.54	42.61
10.7-36.5-89	28.62	55.53	42.60
10.7-23.8-36.5	24.1	57.11	43.81
23.8-36.5-89	23.99	57.25	43.92

3.4.2 Contributions des données auxiliaires

3.4.2.1 Évaluation individuelle

Nous avons examiné individuellement l'apport de chaque donnée auxiliaire dans l'estimation de l'EEN. La donnée auxiliaire est utilisée conjointement avec les meilleures

combinaisons de fréquence analysées précédemment pour voir l'amélioration apportée. Les deux hivers 2003 et 2004 sont toujours considérés.

La première donnée auxiliaire est la fraction du couvert végétal à l'intérieur du pixel EASE-GRID. Le Tableau 23 et le Tableau 24 résument les résultats obtenus avec la fraction de couvert.

Tableau 23 : Apport de la fraction de couvert végétal pour 2003

Combinaison	TB seulement			TB + Végétation		
	R ² (%)	RMS	ERMS(%)	R ² (%)	RMS	ERMS(%)
18.7-89	26.56	56.45	43.30	28.56	55.72	42.74
23.8-89	25.2	56.85	43.61	26.39	56.48	43.33
10.7-36.5	24.52	57.13	43.82	25.40	56.82	43.59
10.7-23.8-89	29.15	55.54	42.61	27.71	56.15	43.07

Tableau 24 : Apport de la fraction de couvert végétal pour 2004

Combinaison	TB seulement			TB + Végétation		
	R ² (%)	RMS	ERMS(%)	R ² (%)	RMS	ERMS(%)
10.7-89	28.45	70.98	43.27	31.48	69.58	42.42
18.7-89	25.93	72.36	44.14	26.36	72.41	44.14
18.7-23.8-36.5	30.76	70.47	42.96	28.60	71.16	43.38
18.7-36.5-89	27.52	71.81	43.78	24.78	73.14	44.59

L'apport de la végétation est minime dans l'ensemble. Elle est un peu perceptible avec les combinaisons de deux fréquences: 18.7-89, 23.8-89 pour 2003 et 10.7-89 et 18.7-89 pour 2004. Il est négligeable avec les combinaisons à trois fréquences.

La seconde variable analysée est la température de l'air. Ces températures sont extraites des réanalyses du modèle GEM. Les résultats sont synthétisés dans le Tableau 25 et le Tableau 26.

Tableau 25 : Apport de la température de l'air 2003

Combinaison	TB seulement			TB + Température air		
	R ² (%)	RMS	ERMS(%)	R ² (%)	RMS	ERMS(%)
18.7-89	26.56	56.45	43.30	27.82	55.93	42.90
23.8-89	25.20	56.85	43.61	26.74	56.22	43.13
10.7-36.5	24.52	57.13	43.82	21.29	56.82	43.59
10.7-23.8-89	29.15	55.54	42.61	29.53	55.63	42.67

Tableau 26 : Apport de la température de l'air 2004

Combinaison	TB seulement			TB + Température air		
	R ² (%)	RMS	ERMS(%)	R ² (%)	RMS	ERMS(%)
10.7-89	28.45	70.98	43.27	29.81	70.76	43.14
18.7-89	25.93	72.36	44.14	29.13	71.32	43.48
18.7-36.5	23.10	74.40	42.96	29.31	71.21	43.41
18.7-23.8-36.5	30.76	70.47	43.78	32.16	69.66	42.47
18.7-36.5-89	27.52	71.81	43.78	30.12	72.03	43.91

D'après les résultats obtenus, la température de l'air améliore peu l'estimation de l'EEN, en particulier lorsque les combinaisons à plus de deux fréquences sont utilisées.

En ce qui concerne les données topographiques, trois variables sont considérées. Il s'agit de l'altitude, de la pente et de l'orientation de la pente. Ces données sont dérivées des mesures du *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM). Les trois variables sont utilisées conjointement avec les combinaisons de fréquences micro-ondes. Les résultats sont

consignés dans le Tableau 27 et le Tableau 28 pour les deux années considérées jusqu'à présent.

Tableau 27 : Contribution de la topographie 2003

Combinaison	TB seulement			TB + Topographie		
	R ² (%)	RMS	ERMS(%)	R ² (%)	RMS	ERMS(%)
18.7-89	26.56	56.45	43.30	31.79	56.04	42.99
23.8-89	25.2	56.85	43.61	32.69	54.80	42.04
10.7-36.5	24.52	57.13	43.82	32.63	54.71	41.97
10.7-23.8-89	29.15	55.54	42.61	35.02	54.24	41.61
10.7-36.5-89	28.62	55.53	42.60	28.59	56.37	43.24

Tableau 28 : Contribution de la topographie 2004

Combinaison	TB seulement			TB + Topographie		
	R ² (%)	RMS	ERMS(%)	R ² (%)	RMS	ERMS(%)
10.7-89	28.45	70.98	43.27	39.86	66.75	40.69
18.7-89	25.93	72.36	44.14	37.26	68.19	41.57
18.7-23.8-36.5	30.76	70.47	43.78	45.23	64.76	39.48
18.7-36.5-89	27.52	71.81	43.78	38.85	68.58	41.81

On peut constater que l'utilisation de la topographie améliore les résultats d'estimation de l'EEN de manière importante, particulièrement pour 2004. L'erreur d'estimation reste néanmoins très élevée à environ 40%. De l'ensemble des facteurs évalués individuellement, la topographie apparaît comme celle qui améliore la détermination de l'EEN lorsque combinée avec les fréquences micro-ondes dans le réseau de neurones.

3.4.2.2 Combinaison des micro-ondes et des facteurs externes

Les réseaux de neurones sont un moyen d'intégrer des données multisources de différentes natures. Nous exploitons cette capacité ici, en combinant cette fois-ci l'ensemble les températures de brillance et les différentes données auxiliaires. Pour l'hiver 2003, les résultats montrent une amélioration du R^2 , la plus significative étant de l'ordre de 14 %, c'est-à-dire de 0.24 (température de brillance seulement) à 0.38 (Tableau 29). L'amélioration la plus significative est d'environ 23 % pour 2004. (Tableau 30)

Tableau 29 : Combinaison de plusieurs facteurs 2003

Combinaison	TB seulement			TB + Ta+Veg+Topographie		
	R^2	RMS	ERMS(%)	R^2	RMS	ERMS(%)
18.7-89	26.56	56.45	43.30	35.42	54.17	37.05
23.8-89	25.20	56.85	43.61	35.52	54.67	37.39
10.7-36.5	24.52	57.13	43.82	37.77	52.60	35.98
10.7-23.8-89	29.15	55.54	42.61	35.94	54.60	37.34
10.7-36.5-89	28.62	55.53	42.60	34.35	55.02	37.63

Tableau 30 : Combinaison de plusieurs facteurs 2004

Combinaison	TB seulement			TB + Ta+Veg+Topographie		
	R^2	RMS	ERMS(%)	R^2	RMS	ERMS(%)
10.7-89	28.45	70.98	43.27	45.14	69.67	34.91
18.7-89	25.93	72.36	44.14	42.01	72.09	36.12
18.7-36.5	23.10	74.40	42.96	43.44	70.92	35.53
18.7-23.8-36.5	30.76	70.47	43.78	46.08	69.28	34.71
18.7-36.5-89	27.52	71.81	43.78	45.47	69.97	35.06

La Figure 15 et la Figure 16 présentent respectivement la corrélation et les comparaisons entre les estimations du réseau de neurones et les mesures in-situ d'EEN pour 2003. Le réseau sous-estime l'EEN. Néanmoins, comparé aux estimations faites uniquement avec les températures de brillance, l'utilisation des données auxiliaires améliore les résultats. La Figure 17 illustre la corrélation pour 2004. Les erreurs d'estimation restent cependant importantes. Elles valent en moyenne 36% pour les deux années.

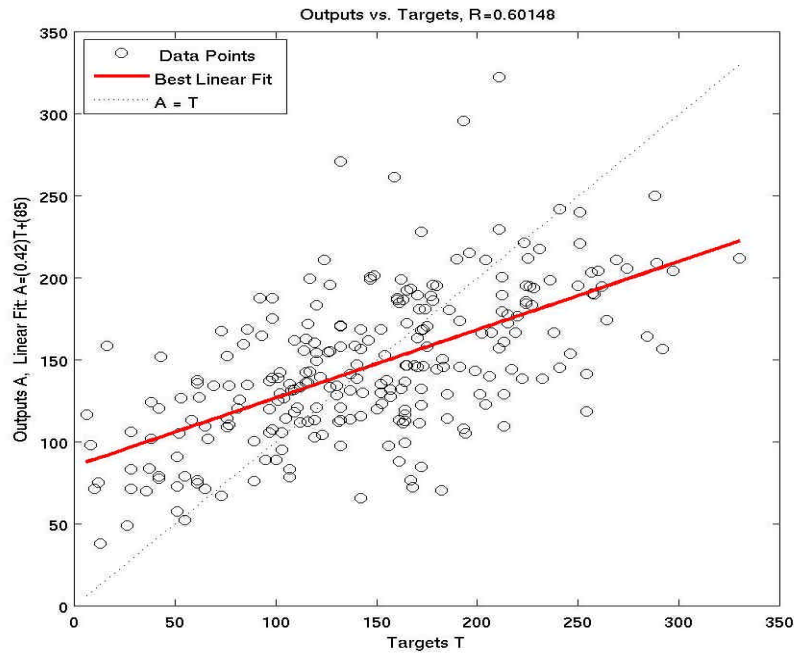


Figure 15 : Corrélation entre EEN estimé et EEN mesuré pour 2003

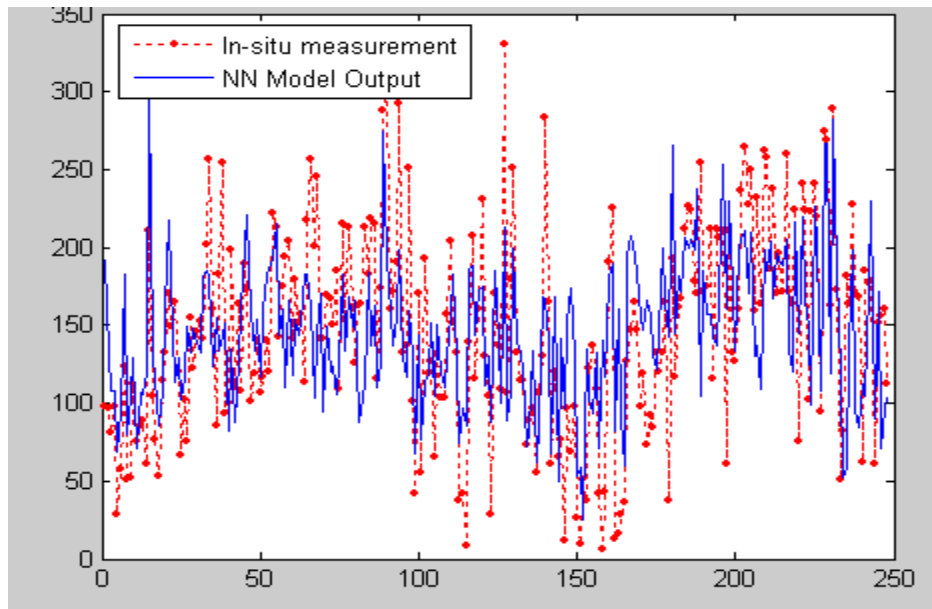


Figure 16 : Comparaison entre EEN estimé et EEN mesuré pour 2003

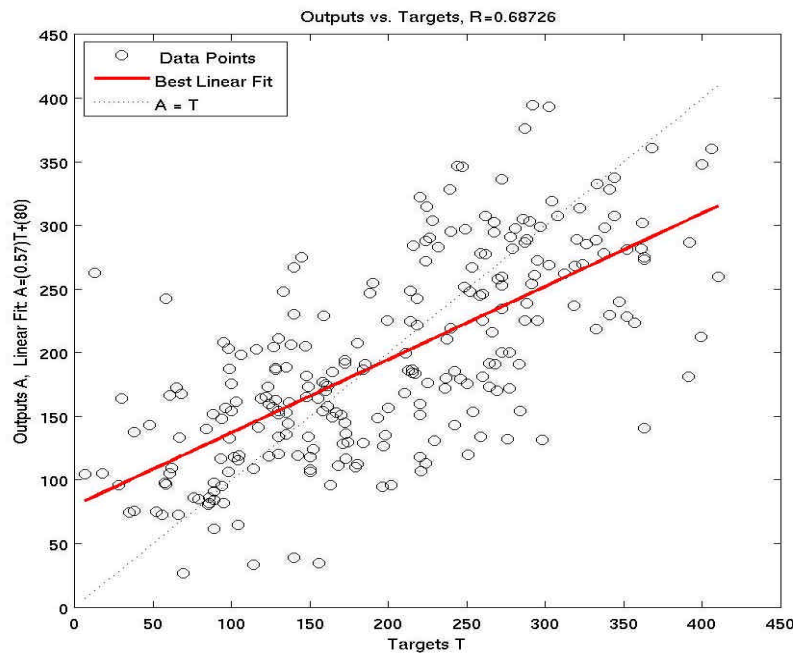


Figure 17 : Corrélation entre EEN estimé et EEN mesuré pour 2004

Il est important de noter que plusieurs facteurs influencent le couvert de neige et par conséquent la détermination de son équivalent en eau. La latitude influence la distribution spatiale de la neige à l'échelle globale et régionale. Au Québec, on peut observer un gradient nord-sud dans la distribution du couvert de neige et aussi de la végétation. Lorsqu'on examine l'influence de la latitude en la combinant avec l'ensemble des autres

facteurs, on se rend compte qu'elle apporte une contribution significative à l'estimation de l'EEN en 2003 et particulièrement en 2004 (voir Tableau 31 et Tableau 32). Cependant il est important de noter que la latitude ne peut être utilisée comme une variable dans ce processus. L'amélioration obtenue montre simplement que certains paramètres importants du processus d'estimation de l'EEN ont une dépendance latitudinale encore mal modélisée.

Tableau 31 : Influence de la latitude 2003

Combinaison	TB+Ta+Veg+Topo			TB + Ta+Veg+Topo+Lat		
	R ²	RMS	ERMS(%)	R ²	RMS	ERMS(%)
18.7-89	35.42	54.17	37.05	41.48	51.20	35.02
23.8-89	35.52	54.67	37.39	40.37	51.64	35.32
10.7-36.5	37.77	52.60	35.98	41.59	51.26	35.06
10.7-23.8-89	35.94	54.60	37.34	42.82	51.04	34.91
10.7-36.5-89	34.35	55.02	37.63	44.08	50.58	34.59

Tableau 32 : Influence de la latitude 2004

Combinaison	TB+Ta+Veg+topo			TB + Ta+Veg+Topo+latitude		
	R ²	RMS	ERMS(%)	R ²	RMS	ERMS(%)
10.7-89	45.14	69.67	34.91	60.46	58.73	29.43
18.7-89	42.01	72.09	36.12	60.14	59.28	29.70
18.7-36.5	43.44	70.92	35.53	59.44	59.53	29.83
18.7-23.8-36.5	46.08	69.28	34.71	61.79	57.98	29.05
18.7-36.5-89	45.47	69.97	35.06	59.95	59.27	29.70

La Figure 18 à la Figure 21 montrent les corrélations et comparaisons des estimations du réseau et des mesures in situ pour les deux années.

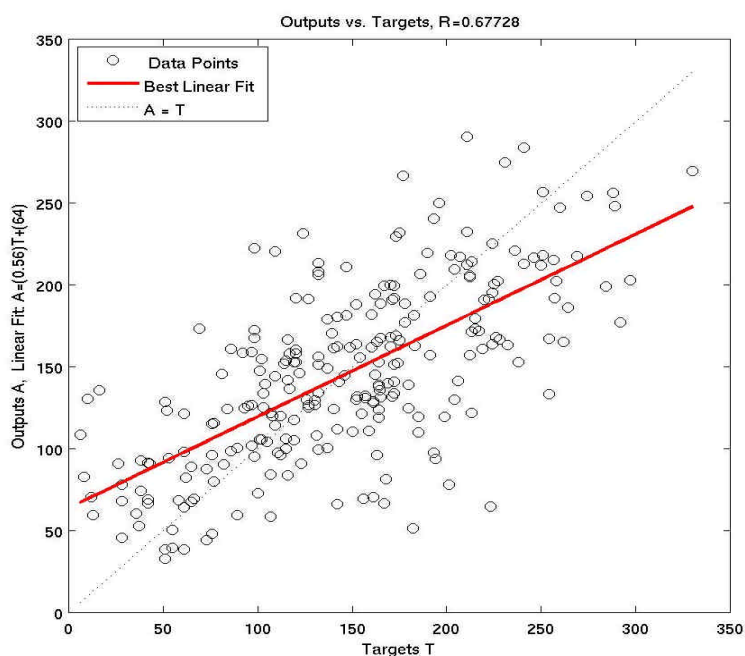


Figure 18 : Corrélation entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2003.

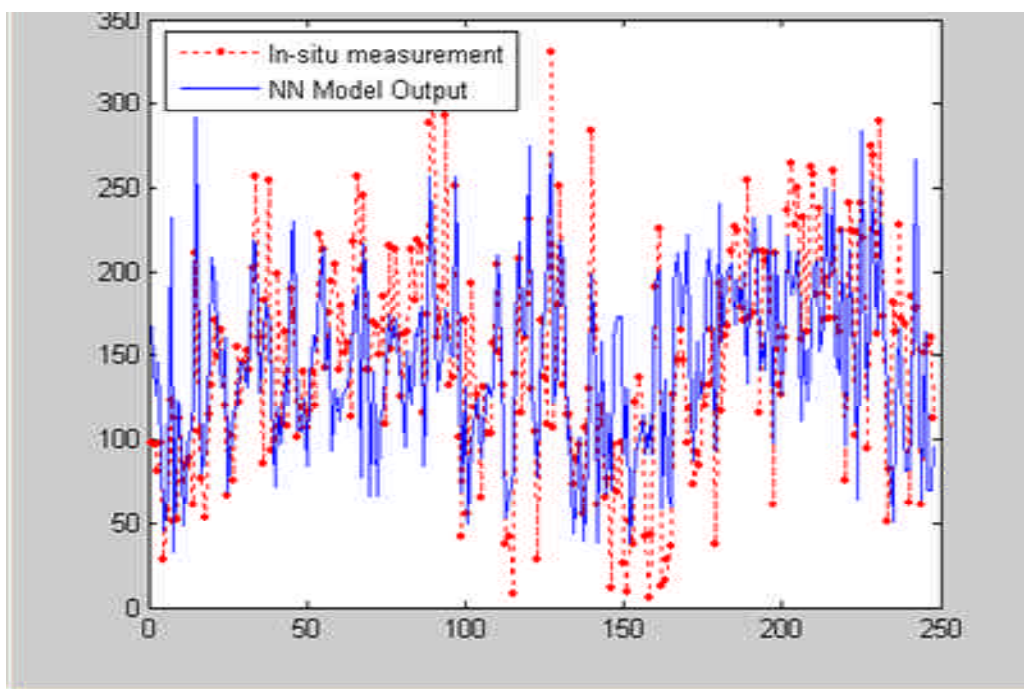


Figure 19 : Comparaison entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2003.

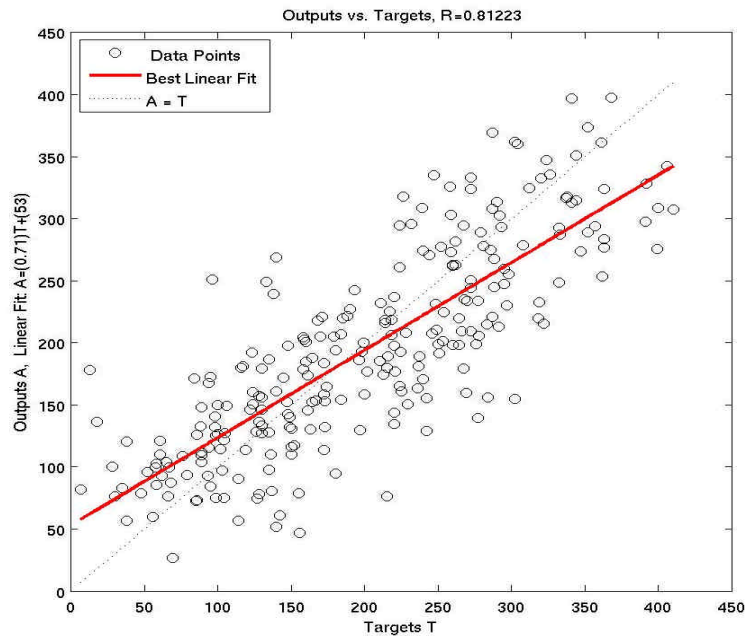


Figure 20 : Corrélation entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2004.

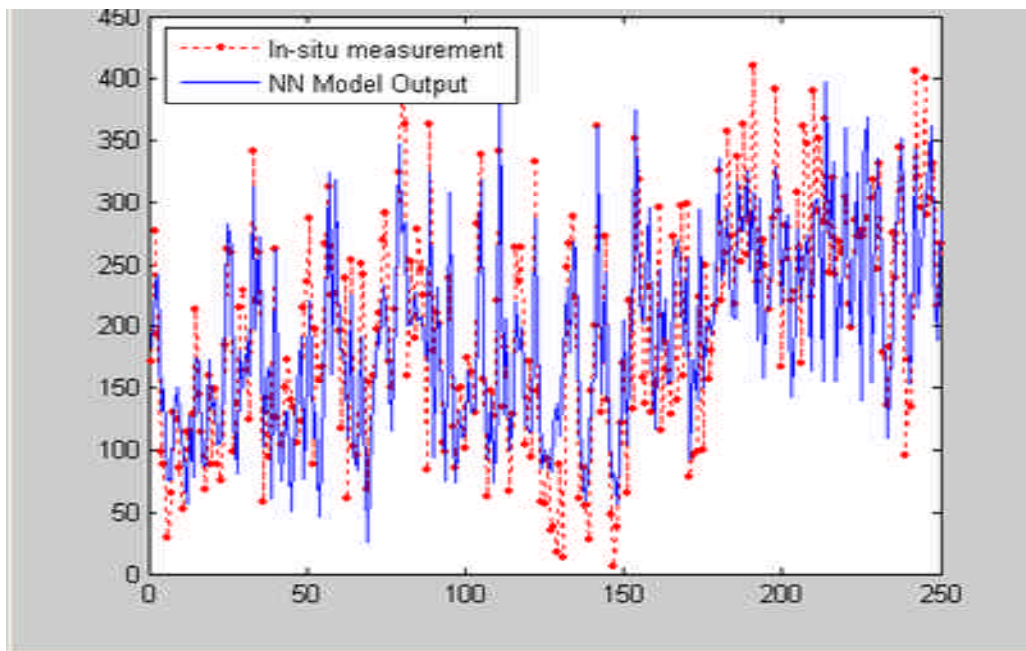


Figure 21 : Comparaison entre les estimations de l'EEN et les mesures in situ lorsque tous les facteurs incluant la latitude sont pris en compte 2004.

3.4.3 Validation

Pour valider l'ensemble du processus, nous avons utilisé les données des hivers 2005 et 2006 (températures de brillance AMSR-E et autres données auxiliaires correspondantes). Le réseau de neurones a été entraîné et testé sur les deux années dans les mêmes conditions qu'en 2003 et 2004. Pour 2005 la combinaison de fréquences 10.7-89 GHz avec l'ensemble des données auxiliaires donne les meilleurs résultats ($R^2 = 0.68$). Des résultats presque similaires sont obtenus avec les données de 2006, mais pour une combinaison de trois fréquences (18.7-23.8 et 36.5 GHz). Ces résultats sont illustrés par la Figure 22 et Figure 23.

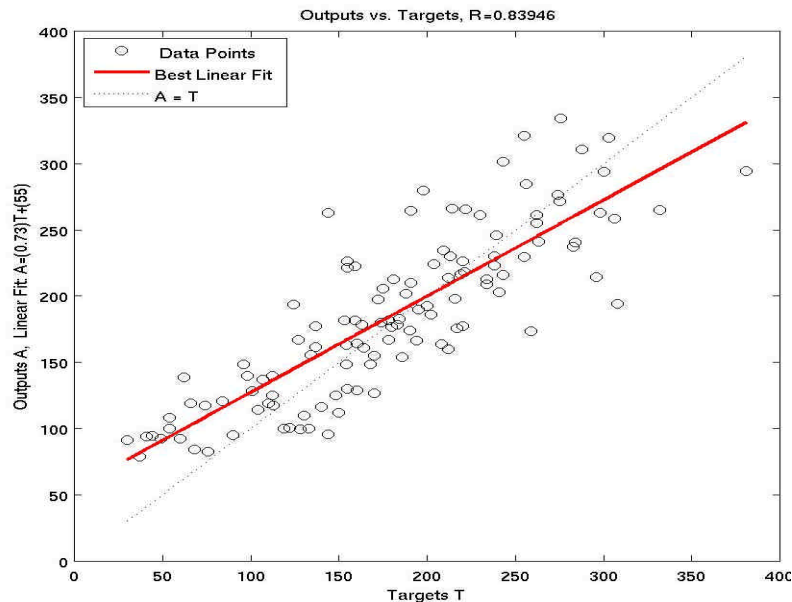


Figure 22 : Meilleure corrélation obtenue pour l'hiver 2005.

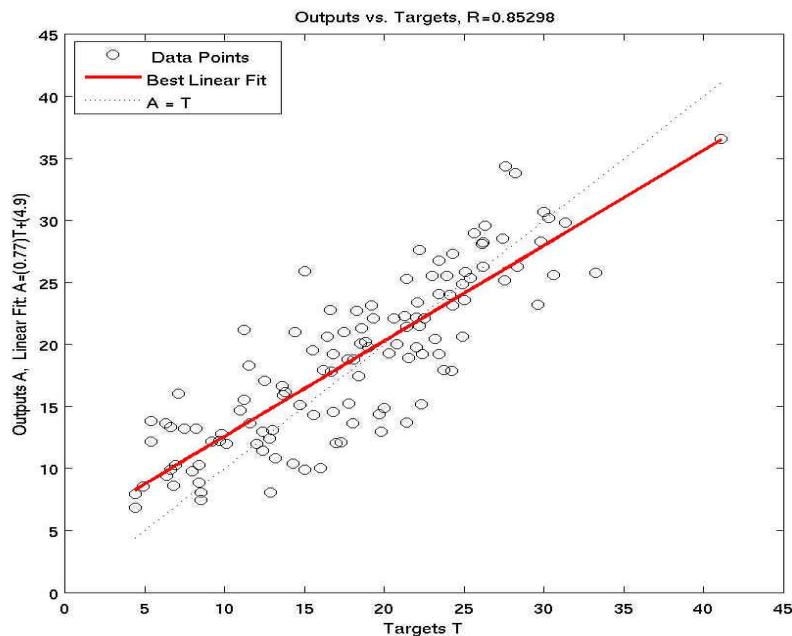


Figure 23 : Meilleure corrélation obtenue pour l'hiver 2006.

Les résultats obtenus en 2005 et 2006 suivent la même tendance que ceux des années 2003 et 2004, confirmant ainsi la robustesse du réseau de neurones utilisé. La seule difficulté c'est que les quatre hivers sont totalement différents (soit humide, soit trop froid, avec beaucoup de neige ou pas). Par conséquent le réseau entraîné avec les données d'une année ne peut être utilisé pour estimer l'EEN des autres années. La combinaison des quatre années n'est pas non plus très efficace compte tenu de leur dissemblance (voir par exemple la Figure 24). La grande faiblesse de cette étude demeure donc le manque de données.

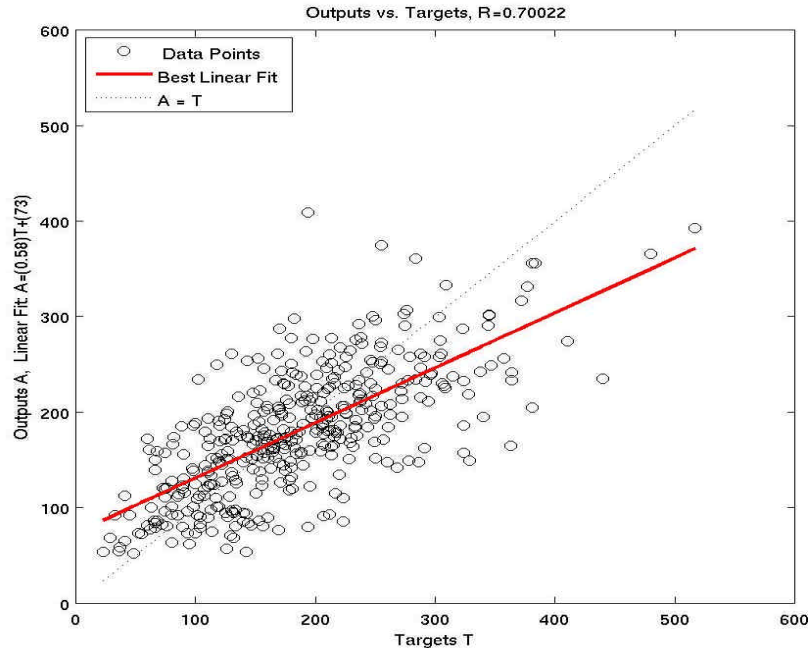


Figure 24 : Corrélation obtenue lorsque les quatre hivers sont considérés en même temps dans l'entraînement du réseau.

3.5 Conclusion

Ce chapitre a d'abord présenté l'évaluation des produits globaux d'EEN du NSIDC et par la suite a exploré le développement d'algorithmes adaptés au Québec pour l'estimation de l'EEN basés sur l'exploitation des données du capteur AMSR-E. Cela comprenait un premier volet consacré à l'utilisation des méthodes statistiques de régression multiple et un deuxième dédié à l'exploration du potentiel des réseaux de neurones fins.

La comparaison des résultats de l'EEN tels que produits par l'algorithme du NSIDC avec des mesures in situ de l'EEN effectuées au Québec en 2003 et 2004, a montré que ceux-ci sont entachés d'une grande incertitude. L'erreur dépasse les 50% pendant la fonte printanière (avril, mai). Par conséquent, la décision d'explorer d'autres alternatives pour l'estimation de l'EEN à partir des données AMSR-E est amplement justifiée.

En ce qui concerne la technique de régression, la variable dépendante, à savoir l'EEN mesuré in situ et corrigé pour l'effet de la forêt, a été reliée à plusieurs combinaisons de variables explicatives. Ces variables étaient les différentes fréquences du capteur AMSR-E. Cela a permis de bâtir plusieurs modèles régressifs qui ont été testés à l'aide d'un jeu

indépendant de mesures de l'EEN. Leur performance a été comparée à celle obtenue avec les données NSIDC. Les résultats ne sont pas meilleurs que les estimations faites à partir de l'algorithme du NSIDC.

En ce qui concerne les réseaux de neurones, certaines combinaisons de deux ou trois fréquences micro-ondes du capteur AMSR-E se sont avérées fort pertinentes pour l'estimation de l'équivalent en eau de la neige. La combinaison 10.7-89 GHz ressort comme particulièrement intéressante. Les températures de brillance à elles seules ne permettent pas d'estimer l'EEN de manière satisfaisante, quelque soit la combinaison utilisée. Leur intégration avec des données auxiliaires comme la fraction de couvert végétal, la température de l'air et la topographie montre un potentiel plus intéressant pour la détermination de l'EEN. Nos résultats démontrent que d'autres facteurs biophysiques ayant une forte dépendance avec la latitude pourraient être utilisés pour améliorer la précision de l'estimation. Il est vrai qu'aucun mécanisme de stratification ou de métamorphisme de la neige n'a été pris en compte. Le réseau de neurone est un bon moyen d'intégration de ces données multisources de différentes natures. Cette étude ne nous permet pas de tirer des conclusions sur leur vrai potentiel. Les quatre hivers considérés dans l'étude (2003 à 2006) sont très différents les uns des autres. Le problème de la représentativité se pose. Avec le nombre limité d'hivers considérés et leur différence, l'entraînement et le test du réseau ne peut se faire adéquatement que sur un hiver à la fois. Plusieurs années de données, décrivant l'ensemble des conditions possibles ou presque seraient nécessaires pour évaluer le plein potentiel des réseaux de neurones dans l'estimation de l'EEN avec les micro-ondes passives.

4. Conclusions

Les principales réalisations du projet sont énumérées ci-dessous.

Dans le cadre de l'objectif I concernant la cartographie de l'étendue du couvert nival:

- Un algorithme de détection de la neige à l'aide des images NOAA-AVHRR qui intègre la variation temporelle des seuils de détection, a été développé et appliqué sur une série d'images AVHRR couvrant 13 périodes printanières (1987 à 1999). Il est à noter que l'emploi des images AVHRR en provenance de la base de données du Centre Canadien de Télédétection a été un grand atout pour le projet puisqu'elle constitue une longue série d'images d'une qualité constante. Une nouvelle version de l'algorithme de détection de la neige à partir des micro-ondes passives (SSM/I) qui utilise l'émissivité au lieu de la température de brillance.
- Une nouvelle approche de détection de la neige humide qui utilise les données micro-ondes passives SSM/I et actives de QuickSCAT (Annexe).
- Un algorithme de fusion AVHRR/SSM/I qui combine les résultats de cartographie de la neige produite par les deux premiers algorithmes et qui permet de bien saisir la répartition spatiale du couvert nival et de suivre son évolution dans le temps
- La validation des résultats des différents algorithmes à l'aide des données au sol (stations météorologiques) et de l'imagerie Landsat-TM (haute résolution spatiale).

Dans le cadre de l'objectif II concernant l'estimation de l'EEN du couvert nival:

- L'évaluation des produits EEN du NSIDC a permis de mettre en évidence des erreurs trop importantes dans ces données – ce qui limite considérablement leur utilisation d'un point de vue pratique au Québec.
- Plusieurs modèles régressifs (simples et multiples) entre les différentes fréquences du capteur AMSR-E et l'EEN mesuré in situ et corrigé pour l'effet de la forêt ont été

testés. Les résultats indiquent que leurs performances ne sont pas meilleures que les estimations faites à partir de l'algorithme du NSIDC. Par conséquent, les régressions linéaires ne peuvent pas modéliser adéquatement les interactions entre les micro-ondes et le couvert de neige au Québec.

- Les réseaux de neurones se sont montrés un bon moyen d'intégration de données multi sources de différentes natures. Certaines combinaisons de fréquences du capteur AMSR-E se sont avérées fort pertinentes pour l'estimation de l'équivalent en eau de la neige à l'aide des réseaux de neurones. Leur intégration avec des données auxiliaires comme la fraction de couvert végétal, la température de l'air, la topographie, voire la structure de la neige, montre un potentiel fort intéressant pour la détermination de l'EEN

En somme, les objectifs fixés ont été atteints. Toutefois, les travaux pourraient être poursuivis pour adapter les paramètres de l'algorithme AVHRR aux conditions de la période de formation du couvert nival (automne) ainsi que de prolonger la série de cartes d'étendue du couvert nival, issues de l'algorithme de fusion optique-micro-ondes passives, au delà des 13 années produites. Pour les années 2000, les données MODIS et AMSR-E pourraient alors être utilisées. D'autre part, la validation des réseaux de neurones a été faite à partir de quatre années de mesures, plusieurs années de données au sol et d'images AMSR-E d'un même territoire, décrivant des conditions nivales variées seraient nécessaires pour évaluer le plein potentiel des réseaux de neurones dans l'estimation de l'EEN avec les micro-ondes passives.

L'ensemble des résultats ont été ou seront aussi publiés sous forme de mémoires de maîtrise (Comtois-Boutet, 2007), d'un rapport de stage de fin d'études (Dever, 2006), d'un rapport de recherche préliminaire (Chokmani et al., 2008) et d'articles de revues (Chokmani et al., 2009a; Chokmani et al., 2009b; Royer et al., 2009).

5. Références

- Bernier, M. et al., 1999. Determination of snow water equivalent using Radarsat in Eastern Canada. *Hydrological Processes*, 13: 3031-3042.
- Bitner, D., Carroll, T., Cline, D. and Romanov, P., 2002. An assessment of the differences between three satellite snow cover mapping techniques. *Hydrological Processes*, 16: 3723-3733.
- Chang, A.T.C., Foster, J.L. and Hall, D.K., 1987. Nimbus-7 derived global snow cover parameters. *Annals of Glaciology*, 9: 39-44.
- Chokmani, K. et al., 2009a. Historical snow mapping using optical and passive microwave satellite data for climate change studies over Eastern Canada. *Remote Sensing of Environment*: (manuscrit en révision interne pour soumission en décembre 2009).
- Chokmani, K., Bernier, M., Beaulieu, V., Philippin, M. and Slivitzky, M., 2004. Suivi spatio-temporel du couvert nival à l'aide des données NOAA-AVHRR. R-719, Institut National de la Recherche Scientifique-Eau, Terre et Environnement, Québec, Canada.
- Chokmani, K., Bernier, M. and Gauthier, Y., 2006. Suivi spatio-temporel du couvert nival du Québec à l'aide des données NOAA-AVHRR. *Revue des Sciences de l'Eau*, 19(3): 163-179.
- Chokmani, K., Bernier, M. and Raphaël-Amanrich, B., 2008. Validation de la composante «neige» du modèle régionale canadien du climat (MRCC) à l'aide des données de télédétection satellitaire. -Rapport préliminaire- R1024, Institut National de la Recherche Scientifique - Centre Eau Terre Environnement, Québec
- Chokmani, K., Bernier, M. and Slivitzky, M., 2005. Validation of a method for snow cover extent monitoring over Quebec (Canada) using NOAA-AVHRR data. *EARSeL eProceedings*, 4(1): 106-118.
- Chokmani, K., Dever, K., Bernier, M., Gauthier, Y. and Pâquet, L.M., 2009b. Adaptation of the SNOWMAP algorithm for snow mapping over Eastern Canada using

- Landsat-TM imagery. *Hydrological Sciences Journal*: (article accepté pour publication, novembre 2009).
- Comtois-Boutet, F., 2007. Évaluation de modèles de régression linéaire pour la cartographie de l'équivalent en eau de la neige dans la province de Québec avec le capteur micro-ondes passives AMSR-E. Mémoire de maîtrise en géographie, incluant un cheminement en télédétection Thesis, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 112 pp.
- Cordisco, E., Prigent, C. and Aires, F., 2003. Sensivity of satellite observations to snow characteristics, IEEE IGARSS '03, Toulouse, France.
- De Sève, D., Bernier, M., Fortin, J.P. and Walker, A.E., 1997. Preliminary Analysis of Snow Microwave Radiometry of Snow Cover with SSM/I Passive Microwave Data : The Case of La Grande River Watershed (Québec). *Annals of Glaciology*, 25: 353-361.
- De Sève, D., Évora, N., Tapsoba, D., Choquette, Y. and Ducharme, P., 2004. Preliminary Analysis of Snow Water Equivalent Estimation Over La Grande River Watershed using SSMI data: Comparison of Two Neural Network Approach, *Eos Transactions. Joint Assembly of the CGU, AGU, SEG and EEGS*, Montreal, Canada.
- De Sève, D., Tapsoba, D., Evora, N.D. and Ducharme, P., 2003. Cartographie de la neige au sol à l'aide de la télédétection. Présentation au COGE, COGE.
- Derksen, C., Walker, A.E. and Goodison, B.E., 2003. A comparison of 18 seasons of in situ and passive microwave-derived snow water equivalent estimates in Western Canada. *Remote Sensing of Environment*, 88: 271-282.
- Dever, K., 2006. Cartographie de la couverture de neige au Québec à l'aide d'images Landsat TM. Mémoire de travail de fin d'études Thesis, Conservatoire National des Arts et Métiers, Le Mans, France.
- Goïta, K., Walker, A.E. and Goodison, B.E., 2003. Algorithms development for the retrieval of snow water equivalent in the boreal forest using passive microwave data. *International Journal of Remote Sensing*, 24(5): 1097-1102.
- Goodison, B.E. and Walker, A.E., 1994. Canadian development and use of snow cover information from passive microwave satellite data. In: B.J. Choudhury, Y.H.

- Kerr, E.G. Njoku and P. Pampaloni (Editors), ESA/NASA Int. Workshop, Passive microwave remote sensing of land-atmosphere interactions, Saint Lary, France, pp. 245-262.
- Hall, D.K., Rhoads, J.D. and Salomonson, V.V., 1995. Development of methods for mapping global snow cover using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*, 54: 127-140.
- Hall, D.K., Riggs, G.A. and Salomonson, V.V., 2001a. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for the MODIS Snow and Sea Ice-Mapping Algorithms.
- Hall, D.K., Riggs, G.A., Salomonson, V.V., DiGirolamo, N.E. and Bayr, K.J., 2002. MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment*, 83: 181-194.
- Hall, D.K., Riggs, G.A., Salomonson, V.V. and Scherfen, G.R., 2001b. Earth Observing System (EOS) Moderate Imaging Spectroradiometer (MODIS) global snow-cover maps. *IAHS-AISH Publication*, 267: 55-60.
- Klein, A.G., Hall, D.K. and Riggs, G.A., 1998. Improving snow cover mapping in forests through the use of a canopy reflectance model. *Hydrological Processes*, 12: 1723-1744.
- Koskinen, J. et al., 1999. Snow monitoring using radar and optical satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 69: 16-29.
- Langlois, A., 2003. Étude de la variation spatio-temporelle du couvert nival par télédétection micro-ondes passives et validation du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC). M.Sc. thesis Thesis, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada.
- Langlois, A., Royer, A., Fillol, E., Frigon, A. and Laprise, R., 2004. Evaluation of the snow cover variation in the Canadian regional climate model over eastern Canada using passive microwave satellite data. *Hydrological Processes*, 18: 1127-1138.
- Latifovic, R. et al., 2005. Generating historical AVHRR 1 km baseline satellite data records over Canada suitable for climate change studies. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 31(5): 324-346.
- Latifovic, R., Zhu, Z., Cihlar, J. and Giri, C., 2002. Land cover of North America 2000. Natural Resources Canada, Canada Center for Remote Sensing, US Geological Service EROS Data Center.

- Mialon, A., Fily, M. and Roy, A., 2005. Seasonal snow cover extent from microwave remote sensing data: comparison with existing ground and satellite based measurements. *EARSeL eProceedings*, 4(2): 215-225.
- Pardé, M., Goïta, K., Royer, A. and Vachon, F., 2005. Boreal Forest Transmissivity in the Microwave Domain Using Ground-Based Measurements. *IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters*, 2(2): 169-171.
- Pulliainen, J.T., Grandell, J. and Hallikainen, M.T., 1999. HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1378-1390.
- Ramsay, B.H., 1998. The interactive multisensor snow and ice mapping system. *Hydrological Processes*, 12: 1537-1546.
- Romanov, P., Gutman, G. and Csizar, I., 2000. Automated monitoring of snow cover over North America with multispectral satellite data. *Journal of Applied Meteorology*, 39: 1866-1880.
- Roy, V., Goïta, K., Royer, A., Walker, A.E. and Goodison, B.E., 2004. Snow water equivalent retrieval in a Canadian boreal environment from microwave measurements using the HUT snow emission model. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 42(9): 1850-1859.
- Royer, A., Goïta, K., Kohn, J. and De Sève, D., 2006. Monitoring Dry, Wet and No-Snow Conditions from Satellite Microwave Observations. *IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters*: (soumis en août 2006).
- Royer, A., Goïta, K., Kohn, J. and DeSève, D., 2009. Monitoring Dry, Wet and No-Snow Conditions from Satellite Microwave Observations. *IEEE Geosciences and Rem. Sens. Letters*: (Accepté pour publication, juillet 2009).
- Simic, A., Fernandes, R., Brown, R., Romanov, P. and Park, W., 2004. Validation of VEGETATION, MODIS, and GOES+SSM/I snow cover products over Canada based on surface snow depth observations. *Hydrological Processes*, 18: 1089-1104.
- Simic, A. et al., 2003. Validation of MODIS, VEGETATION, and GOES+SSM/I snow cover products over Canada based on surface snow depth observations, *IEEE IGARSS '03*, Toulouse, France.

- Tait, A., Barton, J.S. and Hall, D.K., 2001. A prototype MODIS-SSM/I snow-mapping algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 22(17): 3275-3284.
- Voigt, S., Koch, M. and Baumgartner, M.F., 1999. A multichannel threshold technique for NOAA AVHRR data to monitor the extent of snow cover in the Swiss Alps. *IAHS-AISH Publication*, 256: 35-43.