

**Université du Québec  
INRS-Eau Terre et Environnement**

**Développement d'un algorithme satellitaire à seuils évolutifs  
pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival au  
Québec-Labrador et son adaptation à l'estimation d'ensemble**

Par  
Sophie Roberge

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

Jury d'évaluation

Directeur	Karem Chokmani INRS-ETE
Co-directrice	Danielle De Sève Institut de recherche d'Hydro-Québec
Examineur interne	Alain Rousseau INRS-ETE
Examineur externe	Jean-Pierre Dedieu Université Joseph-Fourier

Août 2013

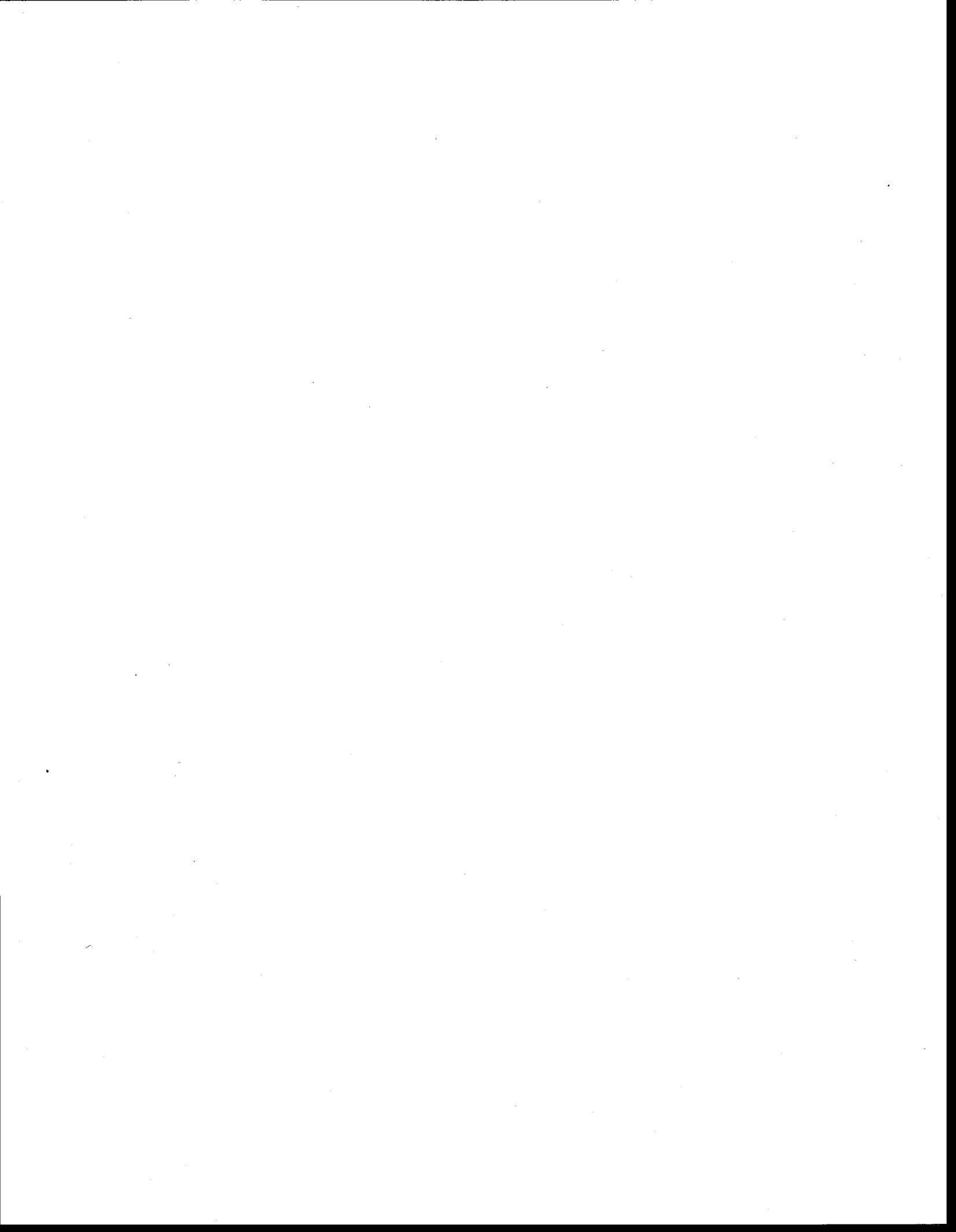


## Remerciements

Je tiens à remercier personnellement mon directeur Karem Chokmani et ma co-directrice Danielle De Sève de m'avoir fait confiance durant ces deux années et demie pour mener à bien ce projet de recherche. Les judicieux conseils de Karem et Danielle ont été cruciaux pour le bon déroulement de cette étude et la rédaction de mon mémoire de maîtrise. Je les remercie aussi de m'avoir offert l'opportunité de faire des stages pratiques dans les locaux de l'*Institut de Recherche d'Hydro-Québec* (IREQ) à Varennes et de présenter les résultats de mes recherches à l'assemblée générale de l'*European Geosciences Union* 2012 à Vienne.

Je tiens également à remercier le réseau *Mitacs*, le *Fonds Québécois de Recherche sur la Nature et les Technologies* (FQRNT) ainsi que l'IREQ qui ont financé ce projet. Je remercie aussi Rasim Latifovic du Centre Canadien de Télédétection de nous avoir fourni le système de prétraitement automatisé des images NOAA-AVHRR, sans lequel je serais encore entrain de géoréférencer manuellement mes images! Je remercie mes examinateurs Alain Rousseau et Jean-Pierre Dedieu, pour avoir accepté de réviser ce mémoire. Leurs commentaires et suggestions m'ont permis de mieux expliquer mes travaux et mes résultats de recherche.

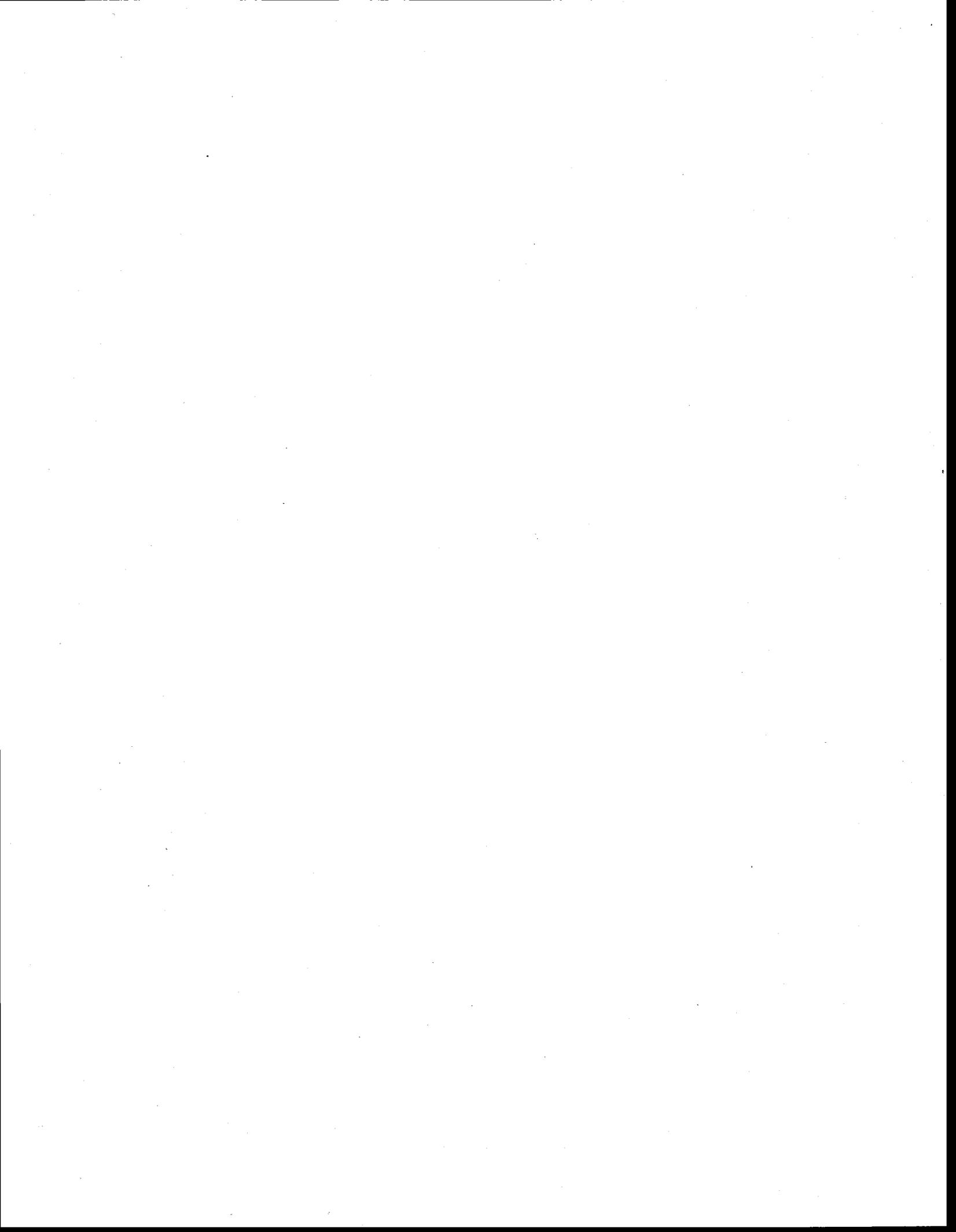
À mes collègues étudiant(e)s et ami(e)s, merci pour le support et la bonne compagnie durant ces années ardues. Le temps passe toujours plus rapidement lorsqu'on est bien entouré.



## Résumé

Le couvert nival joue un rôle important dans le cycle hydrologique du Québec. Par conséquent, l'évaluation de son étendue spatiale intéresse au plus haut point les autorités responsables de la gestion des ressources en eau, en particulier Hydro-Québec. L'objectif de la présente étude est le développement d'un algorithme satellitaire à seuils évolutifs pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival au Québec-Labrador et son adaptation à l'approche de l'estimation d'ensemble. Cet algorithme est spécifique à la météorologie et à l'occupation du sol prévalant sur ce territoire. Il est constitué de six seuils hiérarchiques, appliqués de façon séquentielle pour la détection de la neige, de la non-neige et des nuages sur les images AVHRR-KLM (1 km) acquises durant les périodes transitoires d'établissement et de fonte printanière du couvert nival pour la période 1988 à 2011. Les sorties cartographiques des approches classique et d'estimation d'ensemble ont été validées à partir des observations locales de neige au sol à 20 stations météorologiques et sept stations GMON pour déterminer la performance de l'algorithme de cartographie. Le taux de succès global de l'algorithme classique est supérieur à 95%. Le taux de détection de la neige est supérieur à 90%. Il chute toutefois à 65% en zone forestière. L'approche d'estimation d'ensemble possède une performance inférieure à celle de l'algorithme classique. Cette performance plus faible en zone forestière par les deux approches s'explique par le fait que les seuils empiriques de l'algorithme ont été calculés sur l'ensemble des conditions historiques du Québec-Labrador sans toutefois faire une distinction entre les différentes occupations du sol ni les conditions météorologiques actuelles. Ce calcul cause donc une omission de la neige dans certaines régions que sont les zones forestières du sud du Québec. Cet effet est exacerbé dans l'estimation d'ensemble en raison du déplacement des frontières de délimitation entre la neige, la non-neige et les nuages. Il est recommandé d'adapter les seuils de l'algorithme en fonction de l'occupation du sol et des conditions météorologiques actuelles afin d'améliorer la qualité des sorties cartographiques pour le suivi du couvert nival en temps réel.

Mots-clés: couvert nival, neige, algorithme de cartographie, seuils évolutifs, NOAA-AVHRR, Québec, Labrador, estimation d'ensemble



# Table des matières

Remerciements.....	iii
Résumé.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des tableaux.....	ix
Liste des figures.....	xi
Liste des abréviations, sigles et symboles.....	xiii
1. Introduction générale.....	1
1.1 Problématique.....	1
1.2 Objectifs.....	6
1.3 Structure du mémoire.....	6
2. Revue de littérature.....	7
2.1 Télédétection de la neige.....	7
2.2 Algorithmes et produits opérationnels de neige.....	11
3. Méthodologie.....	15
3.1 Zone d'étude et observations de neige au sol.....	15
3.2 Imagerie satellitaire NOAA-AVHRR.....	18
3.2.1 Description du capteur NOAA-AVHRR.....	18
3.2.2 Série historique d'images quotidiennes pour le suivi du couvert nival.....	20
3.2.3 Prétraitements des images NOAA-AVHRR.....	21
3.3 Étalonnage de l'algorithme classique.....	23
3.3.1 Définition de l'algorithme.....	23
3.3.2 Procédure d'étalonnage.....	25
3.4 Adaptation de l'algorithme à l'approche d'estimation d'ensemble.....	27

3.4.1	Cadre théorique .....	27
3.4.2	Création de l'ensemble .....	29
3.4.3	Combinaison des résultats .....	31
3.5	Validation de l'algorithme .....	31
4.	Résultats et discussion.....	33
4.1	Algorithme classique.....	33
4.1.1	Étalonnage des seuils de l'algorithme .....	33
4.1.2	Cartes de neige.....	37
4.1.3	Validation de l'algorithme avec les observations empiriques .....	40
4.1.4	Validation de l'algorithme aux stations météorologiques .....	43
4.1.5	Validation de l'algorithme aux stations GMON .....	46
4.1.6	Comparaison des résultats de validation.....	48
4.2	Algorithme d'estimation d'ensemble.....	50
4.2.1	Analyse visuelle des cartes de neige .....	50
4.2.2	Validation de l'algorithme avec les observations empiriques.....	52
4.2.3	Validation de l'algorithme aux stations météorologiques et GMON .....	53
5.	Conclusion générale .....	57
6.	Références bibliographiques .....	61
	Annexe I.....	70
	Annexe II.....	79
	Annexe III.....	83
	Annexe IV .....	87
	Annexe V .....	91
	Annexe VI .....	95
	Annexe VII .....	103
	Annexe VIII .....	107

## Liste des tableaux

Tableau 2-1. Caractéristiques des principaux capteurs optiques pour la détection de la neige (Dietz <i>et al.</i> (2012)).	10
Tableau 2-2. Caractéristiques des principaux capteurs micro-ondes passives pour la détection de la neige (Dietz <i>et al.</i> (2012)).	10
Tableau 2-3. Caractéristiques des principaux capteurs micro-ondes actives pour la détection de la neige (Dietz <i>et al.</i> (2012)).	11
Tableau 2-4. Synthèse des méthodes de cartographie automatique du couvert nival et leurs caractéristiques (Dietz <i>et al.</i> (2012), revue et augmentée).	13
Tableau 3-1. Liste des stations météorologiques et GMON.	17
Tableau 3-2. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur NOAA-AVHRR.	19
Tableau 3-3. Nombre d'images incluses dans la série historique.	21
Tableau 3-4. Nombre d'images retenues pour l'étalonnage de l'algorithme.	25
Tableau 3-5. Percentiles utilisés dans les seuils de l'algorithme.	26
Tableau 3-6. Modèles de percentiles pour générer la diversité dans les seuils de détection des catégories de surfaces dans l'algorithme d'estimation d'ensemble.	30
Tableau 4-1. Matrice d'erreur de la classification des échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps pour la période 1988 à 2011.	42
Tableau 4-2. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.	45

Tableau 4-3. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.....	47
Tableau 4-4. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011, avec un seuil de détection de 60 mm d'équivalent en eau de la neige.....	47
Tableau 4-5. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps pour la période 1988 à 2011. ....	52
Tableau 4-6. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011. ....	55
Tableau 4-7. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011. ....	55

## Liste des figures

Figure 2-1. Réflectance de la neige et des nuages dans la région du spectre électromagnétique comprise entre 0,4 et 2,5 $\mu\text{m}$ (Jensen (2007)).....	8
Figure 3-1. Occupation du sol du Québec-Labrador et localisation des stations météorologiques et GMON utilisées dans la validation de l'algorithme de cartographie du couvert nival. Les informations concernant les deux réseaux de stations sont consignées dans le Tableau 3-1. L'encadré est un agrandissement de la région du bassin des Cascades.....	16
Figure 3-2. Algorithme de classification adapté à la série AVHRR-KLM : (a) bande 3B (MIR) et (b) bande 3A (SWIR).....	24
Figure 3-3. Procédure de calcul des seuils $T4_{\text{max}}$ et $T4_{\text{min}}$ du printemps. ....	27
Figure 3-4. Combinaison de classificateurs pour établir la frontière entre les classes d'appartenance dans l'estimation d'ensemble (Polikar (2006)).....	28
Figure 4-1. Valeurs des seuils de détection des catégories de surfaces sur les images AVHRR du printemps avec la bande 3B. ....	35
Figure 4-2. Cartes de neige du printemps 2010.....	38
Figure 4-3. Cartes de neige de l'automne 2010.....	39
Figure 4-4. Suivi de la classification des échantillons de pixels de validation de neige, de non-neige et des nuages par l'algorithme de classification pour les images AVHRR du printemps avec la bande 3B. ....	41
Figure 4-5. Détectabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3B de l'algorithme du printemps. ....	44
Figure 4-6. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3B de l'algorithme du printemps. ....	46

Figure 4-7. Évolution des paramètres radiométriques de la neige et de la non-neige aux stations GMON sur les images AVHRR du printemps avec la bande 3B. ....	48
Figure 4-8. Aperçu global de la carte d'estimation d'ensemble du 10 novembre 2010.....	51
Figure 4-9. Détectabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3B de l'algorithme d'estimation d'ensemble du printemps. ....	54
Figure 4-10. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3B de l'algorithme d'estimation d'ensemble du printemps. ....	55

## Liste des abréviations, sigles et symboles

AATSR	<i>Advanced Along Track Scanning Radiometer</i>
ADEOS	<i>ADvanced Earth Observing Satellite</i>
AMSR-E	<i>Advanced Microwave Scanning Radiometer for Earth observation system</i>
ASAR	<i>Advanced Synthetic Aperture Radar</i>
ASCAT	<i>Advanced SCATterometer</i>
ATSR	<i>Along Track Scanning Radiometer</i>
AVHRR	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i>
A1	Albédo dans la bande 1 d'AVHRR (0,58-0,68 $\mu\text{m}$ )
A2	Albédo dans la bande 2 d'AVHRR (0,72-1,00 $\mu\text{m}$ )
A3	Albédo dans la bande 3 d'AVHRR (1,58-1,64 $\mu\text{m}$ )
$\Delta T_{34}$	Différence de température entre les bandes 3 et 4 d'AVHRR
$\Delta T_{45}$	Différence de température entre les bandes 4 et 5 d'AVHRR
EEN	Équivalent en eau de la neige
EODM-NRT	<i>Earth Observation Data Manager-Near Real Time</i>
ENVISAT	<i>ENVironmental SATellite</i>
ERS	<i>European Remote Sensing satellite</i>
$\kappa$	Coefficient kappa
GOES	<i>Geostationary Operational Environmental Satellite</i>
GMON	<i>Gamma MONitor</i>
HRPT	<i>High Resolution Picture Transmission</i>
IMS	<i>Ice Mapping System</i>
JERS	<i>Japanese Earth Resources Satellite</i>
LANDSAT-MSS	<i>LANDSAT-Multi Spectral Scanner</i>
LANDSAT-TM	<i>LANDSAT-Thematic Mapper</i>
LANDSAT-ETM+	<i>LANDSAT-Enhanced Thematic Mapper+</i>
MERIS	<i>MEDium Resolution Imaging Spectrometer</i>
METOP	<i>METEorological OPerationnal satellite</i>
MODIS	<i>MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
MRCC	Modèle Régional Canadien du Climat

NDSI	<i>Normalized Difference Snow Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NESDIS	<i>National Environmental Satellite Data and Information Service</i>
NOAA	<i>National Oceanographic and Atmospheric Administration</i>
NOHSRC	<i>National Operational Hydrological Remote Sensing Center</i>
NORAD	<i>North American Aerospace Defense Command</i>
NSCAT	<i>Nasa SCATerometer</i>
QSCAT	<i>Quik SCATerometer</i>
SAR	<i>Synthetic Aperture Radar</i>
SMMR	<i>Scanning Multichannel Microwave Radiometer</i>
SSM/I	<i>Special Sensor Microwave Imager</i>
SPOT	<i>Satellite Pour l'Observation de la Terre</i>
SR50	<i>Sonic Ranging sensor 50</i>
TBUS	<i>Bulletin TBUS</i>
TLE	<i>Two-Line Elements</i>
T3	<i>Température dans la bande 3 d'AVHRR (3,55-3,93 <math>\mu\text{m}</math>)</i>
T4	<i>Température dans la bande 4 d'AVHRR (10,3-11,3 <math>\mu\text{m}</math>)</i>
T5	<i>Température dans la bande 5 d'AVHRR (11,5-12,5 <math>\mu\text{m}</math>)</i>

# 1. Introduction générale

## 1.1 Problématique

Le couvert nival joue un rôle important dans le bilan d'énergie thermique de la Terre en réfléchissant un pourcentage considérable de rayonnement solaire. Durant le cycle annuel, en moyenne entre 7 à 40% de la superficie de l'Hémisphère Nord est recouverte de neige durant l'hiver. Au Canada et au Québec, le couvert nival s'établit et disparaît à l'intérieur d'une période de six mois. Il représente une source d'eau importante puisque sa fonte est le mécanisme responsable de la recharge de la nappe dans le sud du Québec ainsi que la majorité des crues printanières (Evora et al., 2008). La source conventionnelle d'information sur le couvert nival est le réseau de stations météorologiques où des observations de la présence ou de l'épaisseur de la neige y sont relevées quotidiennement; l'équivalent en eau de la neige (EEN) est estimé sur une base bihebdomadaire. En raison de sa faible densité et de sa distribution spatiale non-optimale au Québec et au Canada, le réseau d'observations locales d'Environnement Canada ne permet pas de fournir des données assez précises pour cartographier l'étendue et l'équivalent en eau de la neige de manière spatialement consistante sur de grandes superficies avec une résolution spatiale adéquate (Derksen *et al.*, 2000, Brown *et al.*, 2008, Brown, 2010). Ce qui se traduit par une incapacité de suivre avec précision l'état de la surface terrestre sur de longues périodes et de suivre l'évolution de l'état du couvert nival durant les périodes critiques d'établissement en automne et de la fonte des neiges au printemps. La télédétection spatiale constitue alors une source alternative de données sur l'état du couvert nival. Elle permet une couverture spatiale synoptique et une grande fréquence temporelle ainsi que des coûts d'acquisition par km<sup>2</sup> très avantageux (Derksen et al., 2000). Or les approches par télédétection satellitaire des propriétés du couvert nival, en particulier son étendue spatiale, ont atteint divers degrés de maturité et certaines nécessitent d'être améliorées (Dietz et al., 2012). De plus, le territoire du Québec constitue un défi majeur pour l'élaboration de telles approches en raison des conditions particulières d'enneigement (un couvert nival épais) et de la nature très diversifiée du couvert végétal (toundra, taïga, forêt boréale, forêt mixte, forêt de feuillus, brûlis, terres humides, zones agricoles, etc.).

Hydro-Québec produit 98% de son énergie à partir de l'eau. Son parc de production compte 59 centrales hydroélectriques et deux centrales thermiques, ce qui représente un actif de 25,8 G\$ et une puissance installée de 35,7 GW. Des aménagements comportant 26 grands réservoirs d'une capacité de stockage de 175 TWh, auxquels s'ajoutent 761 barrages et ouvrages régulateurs complètent ce réseau. Son réseau de transport compte 33 911 km de lignes et celui de distribution 114 649 km. L'électricité est distribuée à la population québécoise et les surplus sont vendus aux provinces de l'Ontario, du Nouveau-Brunswick et dans les états du nord des États-Unis. Ce qui en fait un des plus grands fournisseurs d'électricité en Amérique du Nord ([www.hydroquebec.com](http://www.hydroquebec.com)). Avec un réseau d'une telle ampleur, l'évaluation de l'étendue spatiale du couvert nival en temps quasi-réel intéresse au plus haut point les gestionnaires d'Hydro-Québec. La fonte printanière est une période critique dans le cycle hydrologique du Québec par la génération des crues. La période d'établissement du couvert nival à l'automne représente aussi une période critique pour les gestionnaires (crue subite, gestion des barrages, etc.). Une meilleure connaissance du stock de neige devient alors un enjeu important pour la prédiction des volumes de crue à venir (Royer *et al.*, 2010). Toutefois, la distribution spatiale des ouvrages hydroélectriques aux quatre coins de la province ne facilite pas le suivi de la neige. En plus d'avoir un réseau d'observations locales de la neige au sol en place (lignes de neige, épaisseur et équivalent en eau de la neige), Hydro-Québec se sert de données de télédétection satellitaire pour le suivi de la neige sur un territoire aussi vaste. Ses équipes de recherche ont développé une expertise pour le traitement des images du capteur de micro-ondes passives SSM/I (De Sève *et al.*, 1997, De Sève *et al.*, 2001, De Sève *et al.*, 2007, Evora *et al.*, 2008, Royer *et al.*, 2010, Vachon *et al.*, 2010, De Sève *et al.*, 2012). Toutefois, la cartographie est relativement grossière à cause de la résolution spatiale de 25 km au sol du capteur SSM/I. Par conséquent, il existe un besoin réel de disposer de données satellitaires de plus haute résolution spatiale (5 km et moins) pour le suivi du couvert nival, ce que les capteurs optiques permettent d'obtenir. Ainsi, la collaboration de recherche initiée entre l'INRS-ETE et l'IREQ permettra à Hydro-Québec de bénéficier d'une expertise dans le domaine optique et de ce fait, de disposer d'une source additionnelle de données (dans un contexte d'estimation d'ensemble) pour le suivi de couvert nival et ainsi améliorer l'estimation des volumes de crue à venir. Dans le cadre de cette collaboration, le présent projet a été financé par une bourse industrielle, subventionnée conjointement par MITACS Accélération, l'IREQ et le FQRNT.

Un nombre considérable d'algorithmes ont été développés depuis les années 1960 et 1970 dans le but de cartographier les propriétés physiques du couvert nival, comme son étendue

spatiale, son équivalent en eau et la sous-fraction de neige, à partir des capteurs opérant dans le domaine optique (AVHRR, GOES, MODIS, VEGETATION, etc.), les micro-ondes passives (SMMR, SSM/I, AMSR-E) et actives (ERS, RADARSAT, QUIKSCAT, etc.) et ce, pour diverses échelles spatiales : globale (couverture complète de la Terre), continentale, régionale et locale (Dozier, 1989, Grody et al., 1996, Baghdadi et al., 1997, Voigt et al., 1999, Nagler et al., 2000, Armstrong et al., 2001, Hall et al., 2002, Xiao et al., 2002, Kelly et al., 2003, Salomonson et al., 2006). Certains de ces algorithmes combinent deux capteurs (et parfois jusqu'à trois) afin d'allier la haute résolution spatiale du capteur optique à la capacité de pénétrer les nuages du capteur de micro-ondes passives ou actives (Romanov et al., 2000, Tait et al., 2001, Chokmani et al., 2006a, Gao et al., 2010, Foster et al., 2011). Ce type d'approche permet d'améliorer la qualité de la cartographie en tirant avantage des caractéristiques de chacun des capteurs comparativement à une cartographie basée sur un seul capteur. Il est important d'évaluer avec exactitude les produits opérationnels de neige disponibles pour déterminer leur performance (quantification du taux de succès global, des erreurs d'omission et de commission) et leurs limites d'application sur la région choisie. Peu d'études ont porté sur la validation systématique des algorithmes opérationnels de cartographie du couvert nival pour les conditions de l'Est du Canada, ni de les comparer entre eux sur une longue période de temps (Bussièrès *et al.*, 2002, Simic *et al.*, 2004, Zhao *et al.*, 2009). Il est possible qu'un produit de neige soit mieux adapté à une région donnée ou pour une période particulière de l'année. La plupart de ces produits emploient des seuils fixes, c'est-à-dire que la valeur de seuil est appliquée peu importe le jour de la saison hivernale pour la détection des catégories de surfaces sur les images satellitaires. L'utilisation de ce type de seuils dans les algorithmes est plus ou moins appropriée bien qu'elle donne de bons résultats globalement : d'une part les seuils ne s'ajustent pas à l'évolution de l'état du couvert nival au cours de la saison hivernale et d'autre part, ils ne sont pas performants dans certains milieux, en particulier dans la forêt boréale où la présence de neige est souvent omise à cause de la valeur prédéfinie pour le seuil (Hall et al., 2002, Derksen et al., 2005, Chokmani et al., 2010). Pour les raisons évoquées ci-dessus, il est nécessaire de développer un produit opérationnel de neige adapté à la région choisie. Il est attendu qu'un algorithme dont les seuils ont été calibrés sur la région d'étude et qui sont évolutifs durant la saison hivernale fournira de meilleures estimations de l'étendue spatiale du couvert nival.

L'équipe de télédétection de l'INRS-ETE a développé un algorithme de cartographie de la neige adapté au territoire du Québec (Chokmani et al., 2006a, Chokmani et al., 2006b, Chokmani et al., 2009). L'algorithme combine les résultats de cartographie réalisés à l'aide des capteurs

AVHRR à bord du satellitaire NOAA (visible et infrarouge, 1 km de résolution) et SSM/I à bord du satellite DMSP (micro-ondes passives, 25 km de résolution) (Langlois et al., 2004, Mialon et al., 2005). Le choix de ces capteurs a reposé sur le fait que les deux offrent une longue série d'observations quotidiennes de la surface terrestre d'une qualité constante, ce qui les rend appropriés pour les études de changement climatique et le suivi temporel de l'état de la surface terrestre. L'algorithme tire avantage des caractéristiques des deux capteurs tout en minimisant les limites à leur application et permet de produire ainsi une série de cartes quotidiennes de la neige durant les mois d'avril et de mai de chaque année des 12 années ciblées par l'étude (1988-1999). La précision globale de l'algorithme a été estimée à 86% (en comparaison avec les observations de la hauteur de neige au sol au niveau des stations météorologiques d'Environnement Canada). Les cartes ainsi produites sont exemptes de nuages et ont une résolution nominale au sol de 1 km x 1 km. Celles-ci ont rendu possible la production d'un atlas régional interactif disponible en ligne ([www.nival.ete.inrs.ca](http://www.nival.ete.inrs.ca)) et aussi contribué à la validation de la composante neige du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) (Caya et al., 1999) sur le Québec-Labrador (Wirtensohn, 2010). Par ailleurs, la longue série historique ainsi développée offrirait la possibilité de pouvoir s'intégrer aux résultats générés à partir des capteurs de nouvelle génération, comme MODIS et AMSR-E.

La version originale de l'algorithme développé pour la période de fonte printanière n'est pas applicable aux images satellitaires du capteur de nouvelle génération AVHRR-KLM. Les images produites par ce nouveau capteur ont la particularité d'offrir une alternance entre deux bandes spectrales dans le canal 3 d'AVHRR : la bande du moyen infrarouge (3,55-3,93  $\mu\text{m}$ ) et la bande de l'infrarouge à ondes courtes (1,58-1,64  $\mu\text{m}$ ). Or, jusqu'aux années 2000, seule la bande du moyen infrarouge était disponible dans les images d'AVHRR. Par conséquent, il est nécessaire d'adapter l'algorithme développé pour la période de fonte printanière à la série AVHRR-KLM. La série historique déjà constituée a été étendue à la période de fonte printanière pour les années 2000 à 2010. La bande de l'infrarouge à ondes courtes ayant été étalonnée, l'algorithme est désormais applicable à la série AVHRR-KLM. La procédure de traitement des images KLM a été implantée en mode pré-opérationnel chez Hydro-Québec (Roberge et al., 2010). Les réseaux de stations de mesure de l'épaisseur et de l'équivalent en eau de la neige installés dans les bassins de la Gatineau et des Cascades ont démontré que la fonte printanière peut s'amorcer dès le mois de mars dans le sud de la province. Par conséquent, il est nécessaire de parfaire l'algorithme développé pour la période de fonte printanière. Celui-ci devra être ré-étalonné pour y inclure de nouveaux échantillons prélevés sur les images acquises durant les deux dernières

semaines du mois de mars, soit du 16 mars au 31 mai. L'intégration de ces données permettra à Hydro-Québec de suivre en temps quasi-réel le couvert nival durant cette période de l'année mais aussi d'améliorer la prédiction des volumes de crue à venir par télédétection satellitaire. Par ailleurs, lors du développement de la version originale de l'algorithme, il a été démontré par Chokmani et al. (2006b) que les caractéristiques radiométriques des surfaces enneigées et non-enneigées sont significativement différentes dépendamment s'il s'agit d'images d'automne ou du printemps, d'où la nécessité d'étalonner l'algorithme sur ces deux périodes. En raison de contraintes de temps (à l'époque du développement de la version initiale), il a été décidé de se concentrer sur la période de fonte printanière seulement. Il est donc nécessaire de développer un nouvel algorithme de cartographie pour la période d'établissement du couvert nival à l'automne. Ceci nécessite la constitution d'une base de données historique (de calibration et de validation) d'images quotidiennes NOAA-AVHRR acquises durant la phase d'établissement du couvert nival, entre le 1<sup>er</sup> octobre et le 31 décembre de chaque année, pour la période 1988 à 2011. Comme celui qui a été développé pour la période de fonte printanière, l'algorithme de la phase d'établissement est conçu pour classer les images AVHRR-KLM en trois catégories de surfaces : la neige, la non-neige et les nuages. Il s'agit d'un algorithme empirique constitué d'une combinaison de six seuils séquentiels. Un pixel qui réussit à passer à travers tous les seuils est alors classé comme neige, sinon il est catégorisé comme non-neige ou nuage.

Les produits opérationnels de neige produisent un résultat dichotomique : présence ou absence de neige. Cette manière rigide qu'ont les algorithmes de classification de faire la distinction entre les catégories de surfaces rend impossible la prise de décision en fonction d'une incertitude. Disposer d'une telle donnée serait donc un avantage pour les prévisionnistes d'Hydro-Québec (De Sève *et al.*, 2012); l'estimation d'ensemble a fait ses preuves dans plusieurs domaines mais demeure encore peu utilisée en télédétection. À ce jour, seul le produit MODIS offre de l'information sur la sous-fraction de neige (pourcentage de couverture de neige présente dans un pixel), celui-ci n'ayant pas été validé sur le territoire du Québec non plus. Par conséquent, il est nécessaire d'implanter l'algorithme de cartographie du couvert nival développé pour les données du capteur optique AVHRR-KLM en mode d'estimation d'ensemble. L'algorithme se prête bien à ce type d'exercice. Il est prévu de produire plusieurs classifications d'une image AVHRR-KLM où les paramètres de seuil utilisés pour la détection de la neige se déplaceraient à chaque classification. Le résultat final est une carte de probabilité de présence de neige (variant entre 0 et 1). Ce type de cartographie permettrait de matérialiser l'emplacement des régions dont nous sommes convaincus de la présence et de l'absence de neige, ces régions affichant

une probabilité de présence de neige de 100% et 0% respectivement. Les probabilités intermédiaires permettraient quant à elles de localiser la zone de transition (ou de l'incertitude) du front de neige.

## 1.2 Objectifs

L'objectif principal du projet de recherche est le développement d'une stratégie de cartographie en temps quasi-réel de l'étendue spatiale du couvert nival à partir des données de télédétection optique et de l'estimation d'ensemble. Cette stratégie de cartographie pourrait être intégrée à moyen terme par Hydro-Québec au processus de prévision des apports en eau issus de la fonte des neiges. Cet objectif se décline en deux sous-objectifs spécifiques :

1. Dans le premier volet du projet, il s'agit de **développer un algorithme satellitaire à seuils évolutifs pour la cartographie en temps quasi-réel de l'étendue spatiale du couvert nival au Québec-Labrador adapté au capteur optique AVHRR-KLM**. Les seuils de détection des catégories de surfaces de cet algorithme auront la particularité de tenir compte de la période de l'année (établissement et fonte printanière) ainsi que d'évoluer durant la saison afin de tenir compte de l'évolution temporelle de l'état du couvert nival. Il est attendu que l'algorithme ainsi développé produira de meilleures estimations que la version originale.
2. Dans le deuxième volet du projet, il s'agit **d'adapter l'algorithme ainsi développé à l'approche de l'estimation d'ensemble**.

## 1.3 Structure du mémoire

Le présent mémoire est divisé en quatre parties qui suivent l'introduction générale. Le chapitre 2 consiste en une revue de littérature en lien avec la problématique de recherche. Le chapitre 3 présente ensuite la méthodologie générale. Le chapitre 4 explique les résultats obtenus pour le développement de l'algorithme classique et d'estimation d'ensemble de cartographie du couvert nival au Québec-Labrador. Le chapitre 5 conclut le projet et propose des pistes de solution concernant l'amélioration de l'algorithme de suivi de la neige en mode opérationnel.

## 2. Revue de littérature

Ce chapitre dresse un portrait global concernant l'état des connaissances sur la cartographie de la neige par télédétection satellitaire (§2.1) ainsi que les algorithmes de classification des images satellitaires et les principaux produits opérationnels de neige disponibles (§2.2).

### 2.1 Télédétection de la neige

Le couvert nival est constitué essentiellement d'air et de glace. Il se différencie donc des autres surfaces terrestres dans les différentes régions du spectre électromagnétique par ses propriétés optiques et diélectriques (Warren, 1982, Bernier, 1987, Winther *et al.*, 1999, König *et al.*, 2001). Ce sont d'ailleurs ses propriétés physiques bien distinctes qui sont exploitées par les algorithmes pour sa détection sur les images satellitaires. Les concepts fondamentaux de physique ont été traités dans les manuels spécialisés de télédétection, citons entre autres Ulaby *et al.* (1981) et Colwell (1983) ainsi que les références subséquentes.

La télédétection des surfaces terrestres, incluant la neige, se fait à l'aide de trois grandes familles de capteurs : les capteurs optiques, de micro-ondes passives et actives. Les capteurs optiques exploitent la composante réfléctive comprise entre 0,1 et 15  $\mu\text{m}$  du spectre électromagnétique pour distinguer les surfaces terrestres. La neige se distingue des surfaces non-enneigées (eau, forêt, etc.) par son albédo plus élevé et sa température plus froide étant donné qu'elle emmagasine peu le rayonnement solaire sous forme de chaleur. La neige et les nuages présentent un fort albédo dans le visible, ce qui occasionne une confusion entre les deux surfaces. C'est plutôt dans le domaine de l'infrarouge du spectre électromagnétique, c'est-à-dire à partir d'une longueur d'onde de 1,5  $\mu\text{m}$  qu'il est possible de mieux les différencier. En effet, l'albédo de la neige est de loin plus faible (variant entre 0 et 20% selon la longueur d'onde) que celle des nuages (variant entre 40 et 60% selon la longueur d'onde) (Figure 2-1). Le contraste observé au niveau de leur signature spectrale s'explique par la taille plus grossière des grains de neige (100-300  $\mu\text{m}$ ) et celle plus fine des cristaux de glace ou des gouttelettes d'eau des nuages (10-40  $\mu\text{m}$ ). La neige est généralement plus chaude que les nuages. L'avantage des capteurs optiques est leur haute résolution spatiale au sol, variant entre 1 et 4 km selon le capteur choisi.

Leur principale limitation est la présence et la persistance des nuages qui obstrue le sol sous-jacent. L'information extraite à partir de ces capteurs concerne l'étendue spatiale du couvert nival ainsi que la sous-fraction de neige (pourcentage de couverture de neige présente dans un pixel).

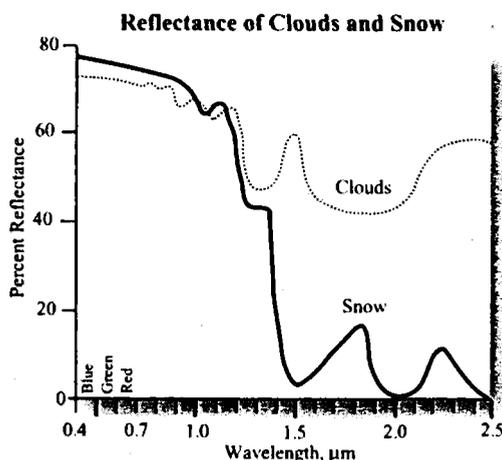


Figure 2-1. Réflectance de la neige et des nuages dans la région du spectre électromagnétique comprise entre 0,4 et 2,5 µm (Jensen (2007)).

Les capteurs de micro-ondes passives exploitent plutôt la composante d'émissivité de la surface terrestre, comprise entre 1 mm et 1 m du spectre électromagnétique. Ici c'est la différence entre deux fréquences polarisées (19 et 37 GHz) qui détermine la présence ou l'absence de neige au sol. Le potentiel des micro-ondes passives repose sur le fait qu'il existe une relation directe entre l'accumulation d'une couche de neige et la variation des températures de brillance des surfaces ( $T_b$ ) enregistrées par le capteur. Donc, pour un sol recouvert de neige, la valeur des  $T_b$  diminue à mesure que l'épaisseur du couvert nival augmente, réduisant ainsi l'intensité du rayonnement émis initialement par le sol sous-jacent (De Sève *et al.*, 2001). Des coefficients standards de température et de densité sont ensuite appliqués sur les  $T_b$  pour obtenir l'épaisseur de la couche de neige au sol ainsi que son équivalent en eau. Par contre, lorsque la neige est très mouillée, l'émissivité du couvert nival se rapproche de celle d'une surface humide sans neige. Il est difficile de distinguer précisément la date de disparition du couvert nival avec les micro-ondes passives puisque la neige humide, bien qu'encore présente au sol, apparaît plus chaude pour le capteur. Les capteurs de micro-ondes actives sont plus appropriés en présence de neige humide. Ils y sont sensibles étant donné que l'humidité de la neige réduit la profondeur de pénétration du

signal radar, rendant ainsi la diffusion de surface (à l'interface neige-sol) plus dominante que la diffusion de volume (à l'intérieur de la couche de neige). L'interprétation des données d'interférométrie  $\sigma^{\circ}$  est aussi plus complexe en raison de l'amplification des processus de diffusion par l'émission d'un signal radar (Bernier, 1987, König *et al.*, 2001, Foster *et al.*, 2011). Les capteurs de micro-ondes passives et actives ont la capacité de pénétrer le couvert nuageux et fonctionnent autant le jour que la nuit. Ils sont limités par leur résolution spatiale grossière.

Une grande variété de capteurs optiques, de micro-ondes passives et actives ont vu le jour depuis les années 1960 et 1970 pour la cartographie globale, continentale et régionale des propriétés physiques du couvert nival. Parmi les plus anciens sont les capteurs optiques AVHRR et GOES (Tableau 2-1) ainsi que la suite de micro-ondes passives SMMR et SSM/I (Tableau 2-2). À eux seuls ces capteurs offrent les plus longues séries d'images quotidiennes et une couverture complète de la Terre. Un minimum de trente années est nécessaire pour établir une climatologie de la neige (date probable d'établissement et de fonte du couvert nival, durée de la saison hivernale). Débutant aussi à la même époque, les capteurs de la série LANDSAT (Tableau 2-1) permettent d'obtenir les cartographies les plus détaillées du couvert nival par sa haute résolution spatiale au sol, variant entre 15 et 120 m selon la bande spectrale et le capteur considéré (-MSS, -TM ou -ETM+). Les images de haute résolution LANDSAT ont contribué au développement et à la validation de divers produits de neige dont l'algorithme SNOWMAP de MODIS. Les capteurs optiques ATSR, AATSR, MERIS, MODIS et VEGETATION (Tableau 2-1) ainsi que le capteur de micro-ondes passives AMSR-E (Tableau 2-2) figurent parmi les plus récents et sont de qualité comparable aux capteurs AVHRR, GOES et SSM/I. Disponibles depuis le milieu des années 90, les capteurs de micro-ondes actives (Tableau 2-3) constituent une technologie relativement récente si on les compare à l'historique des capteurs optiques et de micro-ondes passives. Ceux-ci sont utilisés principalement dans les applications de suivi des glaces de mer et de l'humidité du couvert nival à des échelles spatiales et temporelles plus restreintes. Donc, pour répondre aux besoins opérationnels d'Hydro-Québec, les capteurs AVHRR, GOES, MODIS, SSM/I et AMSR-E sont les plus appropriés pour le suivi quotidien du stock de neige sur de grandes surfaces.

**Tableau 2-1. Caractéristiques des principaux capteurs optiques pour la détection de la neige (Dietz et al. (2012)).**

Satellite/capteur	En opération depuis	Bandes spectrales (µm)	Résolution spatiale (m)	Champ balayé	Fréquence d'acquisition
LANDSAT 1-3/MSS	1972/1983	0,5-0,6; 0,6-0,7; 0,7-0,8; 0,8-1,1	79	185 km	18 jours
LANDSAT 4-5/TM	1982/aujourd'hui	0,45-0,52; 0,52-0,60; 0,63-0,69; 0,76-0,90; 1,55-1,75; 2,09-2,35; 10,4-12,5	30, 120	185 km	16 jours
LANDSAT 7/ETM+	1999/aujourd'hui	0,45-0,52; 0,53-0,60; 0,63-0,69; 0,78-0,90; 1,55-1,75; 2,09-2,35; 10,4-12,5; 0,52-0,90	15, 30, 60	185 km	16 jours
TERRA&AQUA/MODIS	2000/aujourd'hui	36 bandes spectrales comprises entre 0,62 et 14,38	250, 500, 1000	2330 km	2 par jour
NOAA/AVHRR	1978/aujourd'hui	0,58-0,68; 0,72-1,00; 1,58-1,64; 3,55-3,93; 10,3-11,3; 11,5-12,5	1100	2700 km	Quotidienne
GOES	1975/aujourd'hui	0,52-0,72; 3,78-4,03; 6,47-7,02; 10,2-11,2; 11,5-12,5	1000, 4000, 8000	Couverture complète de la Terre	À chaque 3 heures
SPOT/VEGETATION	1998/aujourd'hui	0,43-0,47; 0,61-0,68; 0,78-0,89; 1,58-1,75	1150	2200 km	1-2 jours
ERS2/ATSR2	1995/aujourd'hui	0,55; 0,66; 0,87; 1,6; 3,7; 10,8; 12,0	1000	512 km	2-3 jours
ENVISAT/AATSR	2002/aujourd'hui	0,55; 0,66; 0,87; 1,6; 3,7; 11,0; 12,0	1000	500 km	2-3 jours
ENVISAT/MERIS	2002/aujourd'hui	15 bandes spectrales comprises entre 0,39 et 1,04	300	1150 km	2-3 jours

**Tableau 2-2. Caractéristiques des principaux capteurs micro-ondes passives pour la détection de la neige (Dietz et al. (2012)).**

	SMMR		SSM/I		AMSR-E	
En opération depuis	1978/1987		1987/aujourd'hui		2002/aujourd'hui	
Plateforme	NIMBUS-7		DMSP		AQUA	
Fréquences et IFOV (km x km)	6,6 GHz	156 x 156	n/a	n/a	6,9 GHz	74 x 43
	10,7 GHz	97 x 97	n/a	n/a	10,6 GHz	51 x 30
	18,0 GHz	60 x 60	19,3 GHz	69 x 43	18,7 GHz	27 x 16
	21,0 GHz	60 x 60	22,2 GHz	60 x 40	23,8 GHz	31 x 18
	37,0 GHz	30 x 30	37,0 GHz	37 x 29	36,5 GHz	14 x 8
	n/a	n/a	85,5 GHz	15 x 13	89,0 GHz	6 x 4
Polarisation	Horizontale, verticale		Horizontale, verticale		Horizontale, verticale	
Angle d'incidence	49°		53°		53°	
Fréquence d'acquisition	Le jour suivant		Quotidienne		Quotidienne	
Champ balayé	780 km		1400 km		1600 km	

**Tableau 2-3. Caractéristiques des principaux capteurs micro-ondes actives pour la détection de la neige (Dietz et al. (2012)).**

Satellite/Capteur	En opération depuis	Bandes	Résolution spatiale	Champ balayé	Fréquence d'acquisition
ADEOS-I/NSCAT	1996/1997	Ku (14,0 GHz)	50 km	2 x 600 km	Le jour suivant
QSCAT/SEAWINDS	1999/2009	Ku (13,4 GHz)	25 km	1800 km	Quotidienne
ADEOS-II/SEAWINDS	2002/aujourd'hui	Ku (13,4 GHz)	25 km	1800 km	Quotidienne
METOP/ASCAT	2005/aujourd'hui	C (5,25 GHz)	25 km, 50 km	2 x 550 km	Le jour suivant
RADARSAT-1/SAR	1995/aujourd'hui	C (5,3 GHz)	8-100 m	45-500 km	24 jours
RADARSAT-2/SAR	2007/aujourd'hui	C (5,4 GHz)	3-100 m	20-500 km	24 jours
ENVISAT/ASAR	2001/aujourd'hui	C (5,3 GHz)	30, 150, 1000 m	60-100, 400 km	35 jours
JERS-1/SAR	1992/1998	L (1,275 GHz)	18 m	75 km	44 jours
TERRASAR-X/SAR	2007/aujourd'hui	X (9,6 GHz)	1, 3, 18 m	10, 50, 150 km	11 jours
TANDEM-X/SAR					

## 2.2 Algorithmes et produits opérationnels de neige

Plusieurs techniques exploitant les propriétés de la neige ont été appliquées avec succès pour la cartographie de la neige : classification spectrale supervisée (Qobilov, 2001), classification spectrale non-supervisée (Slater *et al.*, 1999), réseaux de neurones artificiels (Welch *et al.*, 1992, Tedesco *et al.*, 2004, Evora *et al.*, 2008, Takala *et al.*, 2008), techniques de segmentation (Simpson *et al.*, 2001), modélisation sous-pixels (Rosenthal *et al.*, 1996, Kaufman *et al.*, 2002, Vikhamar *et al.*, 2002). Cependant, ces techniques ne sont pas adaptées à l'échelle régionale, continentale ou globale puisqu'elles requièrent un effort soutenu pour leur étalonnage et leur application. Par conséquent, pour les études de suivi de la neige sur de grandes étendues et sur une longue période de temps, des techniques de seuillage sont plus appropriées en raison de leur simplicité, leur transparence et leur rapidité (Hall *et al.*, 1995).

Afin de discriminer les différentes catégories de surfaces présentes dans l'image, les seuils employés sont conçus en se basant sur les différences dans leur réponse spectrale dans les différents canaux du capteur retenu. Les différents seuils correspondent à une valeur de bande ou à une combinaison de bandes; la valeur de seuil détermine la classe d'appartenance du pixel. Ils sont déterminés empiriquement et diffèrent d'un algorithme à l'autre. Ils sont appliqués à l'ensemble de l'image, pixel par pixel.

L'exemple d'algorithme complètement automatisé utilisant la technique de seuillage le plus connu est sans conteste SNOWMAP de MODIS (Tableau 2-4). Il utilise la réflectance dans le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge à ondes courtes pour calculer le NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) et le NDSI (*Normalized Difference Snow Index*) :

$$\text{NDVI} = \frac{\text{MODIS}_{b2} - \text{MODIS}_{b1}}{\text{MODIS}_{b2} + \text{MODIS}_{b1}}$$

$$\text{NDSI} = \frac{\text{MODIS}_{b4} - \text{MODIS}_{b6}}{\text{MODIS}_{b4} + \text{MODIS}_{b6}}$$

Ce qui correspond à la réflectance dans les bandes spectrales 1 (0,620-0,670  $\mu\text{m}$ ), 2 (0,841-0,876  $\mu\text{m}$ ), 4 (0,545-0,565  $\mu\text{m}$ ) et 6 (1,628-1,625  $\mu\text{m}$ ) de MODIS. Pour cartographier la neige avec le NDSI, une valeur de  $\text{NDSI} > 0,4$  est utilisée pour indiquer la présence de neige sur les images. Cette valeur a été proposée par Hall *et al.* (1995) après une étude extensive des États-Unis. Klein *et al.* (2003) ont validé les cartes quotidiennes et ont démontré que le seuil du NDSI indique effectivement la présence de neige. Toutefois, dans les régions de forêt, des erreurs de sous-estimation et de surestimation peuvent se produire. Afin de prévenir la sous-estimation, le seuil du NDSI a été abaissé parce que les forêts ont tendance à masquer la neige sous-jacente. Hall *et al.* (2002) ont trouvé que les valeurs de  $\text{NDSI} < 0,4$  peuvent également indiquer la présence de neige même quand le NDVI est d'environ 0,1. La neige a pour effet d'abaisser le NDVI. Ainsi, même si le NDSI est inférieur à 0,4 en zone forestière, une valeur de 0,1 de ce dernier suggère la présence de neige. Afin de prévenir la surestimation, la réflectance d'une surface dans la bande 4 de MODIS doit être supérieure à 10% pour être cartographiée comme étant de la neige (Klein *et al.*, 1998). Ce test supplémentaire est nécessaire parce que les surfaces foncées, comme les forêts, réduisent la réflectance. L'algorithme SNOWMAP est efficace pour des pixels avec une sous-fraction de neige supérieure à 50%; dans le cas contraire, l'étendue spatiale du couvert nival n'est pas suffisante pour être détectée. Une sous-fraction de neige inférieure à 50% peut conduire à des erreurs de classification des surfaces non-enneigées comme étant de la neige. Des techniques d'estimation de la sous-fraction sont alors plus appropriées (Rosenthal *et al.*, 1996, Salomonson *et al.*, 2004, Salomonson *et al.*, 2006, Painter *et al.*, 2009). Le taux de succès

global du produit quotidien de neige MODIS peut atteindre 93% en condition de ciel clair, mais il peut varier en fonction de l'occupation du sol et des conditions de neige (Hall *et al.*, 2007, Dietz *et al.*, 2012). Par ailleurs, la procédure SNOWMAP a été appliquée avec succès sur les images du capteur VEGETATION par Xiao *et al.* (2001), Xiao *et al.* (2002) et Dankers *et al.* (2004) sur le plateau tibétain et en Scandinavie respectivement. L'algorithme développé par Voigt *et al.* (1999) pour le capteur AVHRR utilise six seuils appliqués dans l'ordre suivant : la température maximale de la neige, la température minimale de la neige, la différence de température entre les deux canaux thermiques, le NDVI, la différence de température entre les canaux de l'infrarouge moyen et l'infrarouge thermique et la réflectance dans le visible. D'autres variantes existent aussi pour le capteur AVHRR (Saunders *et al.*, 1988, Gesell, 1989, Derrien *et al.*, 1993, Hutchison *et al.*, 1997, Kangas *et al.*, 2001, Ananasso *et al.*, 2003, Appel *et al.*, 2003, Kriebel *et al.*, 2003, Khlopenkov *et al.*, 2007, Hüsler *et al.*, 2012).

**Tableau 2-4. Synthèse des méthodes de cartographie automatique du couvert nival et leurs caractéristiques (Dietz *et al.* (2012), revue et augmentée).**

Capteur	Méthode(s)	Auteur(s)	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Précision	Paramètres*
MODIS	SNOWMAP, NDSI, SNOWFRAC, Image composite AQUA+TERRA, MODSCAG	Hall <i>et al.</i> (1995), Hall <i>et al.</i> (2002), Vikhamar <i>et al.</i> (2002), Klein <i>et al.</i> (2003), Salomonson <i>et al.</i> (2004), Salomonson <i>et al.</i> (2006), Hall <i>et al.</i> (2007), Painter <i>et al.</i> (2009)	500 m	Quotidienne, 8 jours, mensuelle	ESN : ~95% (ciel clair) 31-45% (pour toutes les conditions météorologiques) Albédo : 95%, Erreur de la taille des grains : 51 µm	ESN, SFN Albédo, taille des grains
LANDSAT	NDSI, Arbres de décision, SNOWFRAC	Rosenthal <i>et al.</i> (1996), Vikhamar <i>et al.</i> (2002)	30 m	À chaque 16 jours	R <sup>2</sup> =0,979	ESN, SFN
AVHRR	SCAMOD	Metsämäki <i>et al.</i> (2005)	1 km	Quotidienne	Comparable à SNOWMAP	ESN, SFN
SMMR	Gradient spectral (T <sub>b18</sub> -T <sub>b37</sub> ) x c	Chang <i>et al.</i> (1987)	25 km	Quotidienne, 5 jours	2,2 cm, 1,5 cm d'erreur, R <sup>2</sup> =0,75-0,8	EEN, E
SSM/I	Modèle d'inversion automatique d'émission de la neige	Pulliainen <i>et al.</i> (2001), Derksen <i>et al.</i> (2003a), Derksen <i>et al.</i> (2003b), Goïta <i>et al.</i> (2003)	25 km	Quotidienne, 5 jours	2,3 cm, 1,4-3,3 cm, 1,5 cm d'erreur	EEN, E
AMSR-E	SWEMAP	Chang <i>et al.</i> (2000)	25 km	Quotidienne, 5 jours	3,7 cm d'erreur	EEN, E, ESN
GOES+SSM/I	Combinaison de produits	Romanov <i>et al.</i> (2000)	4 km	À chaque 30 minutes	~85%	ESN
AVHRR+SSM/I	Combinaison de produits	Chokmani <i>et al.</i> (2009)	1 km	Quotidienne	87-90%	ESN
MODIS+AMSR-E	Combinaison de produits	Liang <i>et al.</i> (2008), Gao <i>et al.</i> (2010)	500 m	Quotidienne	~85%	ESN
MODIS+AMSR-E+QSCAT	ANSA	Foster <i>et al.</i> (2011)	25 km	Quotidienne	Meilleure que les produits individuels	ESN, EEN, E, SFN, fonte

\*ESN : étendue spatiale de la neige, SFN : sous-fraction de la neige, EEN : équivalent en eau de la neige, E : épaisseur

D'autres méthodes marginales sont également disponibles. Jusqu'en 1997, les produits opérationnels ont été les cartes hebdomadaires manuelles IMS couvrant l'Hémisphère Nord produites par le NESDIS (Ramsay, 1998). Ces cartes étaient réalisées manuellement à partir des images AVHRR et des satellites géostationnaires GOES et METEOSAT. L'analyste se basait sur la dernière image claire pour délimiter manuellement l'étendue spatiale de la neige. Ensuite, le résultat était numérisé à une résolution nominale de 190 km. Ce système a été amélioré en 1997 afin de produire de façon semi-automatique des couvertures journalières avec une résolution de 24 km. La résolution spatiale du produit est passée à 4 km à partir de 1999. Il est prévu d'ajouter d'autres sources de données au système interactif IMS (Helfrich *et al.*, 2007). Parallèlement, dès 1986, le NOHSRC mettait à la disposition des usagers une cartographie régionale de l'étendue journalière de la neige pour 3000 à 4000 bassins versants aux États-Unis et dans le sud du Canada. Ces cartes sont produites de manière semi-automatique à partir des données AVHRR et GOES à une résolution spatiale nominale de 1 km (Bitner *et al.*, 2002). Également, depuis 2001, des cartes de couvert nival réalisées à partir des images MODIS sont disponibles : une couverture quotidienne et hebdomadaire (durant les huit derniers jours) de l'étendue spatiale et de la fraction de neige à une résolution de 500 m ainsi qu'une couverture globale de résolution de 0,5 degrés (<http://modis-snow-ice.gsfc.nasa.gov/>). En 2008, l'agence spatiale européenne offre le produit *GlobSnow* ([www.globsnow.info](http://www.globsnow.info)). L'information concernant l'épaisseur et la fraction de neige ont été extraites à partir des capteurs optiques AATSR et ATSR-2 pour la période 1995 à 2012. Celles concernant l'équivalent en eau proviennent des capteurs SMMR, SSM/I et AMSR-E pour la période 1978 à 2012. Le produit comprend des cartes quotidiennes ainsi que des cartes composites hebdomadaires et mensuelles. Toutefois, les produits de neige présentés ici brièvement sont inadaptés. Ceci est en raison de leur couverture spatiale limitée (NOHSRC couvre le sud du Canada seulement), de leur résolution spatiale trop grossière (190 km jusqu'en 1997 pour IMS), ou à cause de la non-disponibilité d'une série d'observations présentant des caractéristiques spatiales constantes ou couvrant une période de temps suffisante (MODIS est disponible depuis 2001).

### 3. Méthodologie

Ce chapitre présente la méthodologie commune au développement des algorithmes classique et d'estimation d'ensemble de cartographie du couvert nival au Québec-Labrador (Est du Canada). Le territoire d'étude, les observations de neige au sol, le prétraitement des images satellitaires NOAA-AVHRR et la procédure d'étalonnage et de validation des algorithmes seront abordés.

#### 3.1 Zone d'étude et observations de neige au sol

Le territoire du Québec-Labrador (Figure 3-1) représente un défi majeur pour la cartographie du couvert nival en raison des conditions d'enneigement particulières (un couvert nival épais) et de la nature très diversifiée du couvert végétal (toundra, forêt de transition, forêt de conifères, forêt mixte, forêt de feuillus, brûlis, terres humides, zones agricoles et urbaines).

Deux types d'observations de la présence de neige au sol ont été retenus pour la validation du résultat de l'algorithme satellitaire de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival. Il s'agit du réseau de stations météorologiques d'Environnement Canada et du réseau de stations GMON d'Hydro-Québec (Figure 3-1 et Tableau 3-1). Vingt stations météorologiques ont été utilisées comme référence de base. Leur répartition spatiale permet d'optimiser les sites de validation pour qu'ils soient répartis sur le territoire le plus uniformément possible. Le nord et le moyen-nord du Québec demeurent sous-représentés (par rapport au sud) en raison de l'absence de stations météorologiques. Ces stations possèdent les séries historiques les plus longues (de 1988 à aujourd'hui). Elles enregistrent notamment la température de l'air et la profondeur de neige accumulée au sol sur une base quotidienne, dans différents types d'occupation du sol et à des altitudes comprises entre 6 m et 550 m.

Sept stations GMON ont été utilisées comme référence additionnelle. Il s'agit de stations situées dans le bassin versant des Cascades. Les stations sont équipées de capteur gamma GMON (Gamma MONitor) de *Campbell Scientific Inc.* (<http://www.campbellsci.com/gmon3-article>) pour le suivi en temps réel de l'équivalent en eau de la neige. Le capteur mesure la transmission de la radiation gamma naturelle à travers du couvert nival et il donne l'équivalent en eau de la neige sur une surface de 100 m<sup>2</sup> pour un compte numérique de 24h (Choquette *et al.*, 2008). Les

observations des GMON sont plus représentatives des conditions environnantes puisque installés en sous-bois avec un aménagement très peu perturbé. Les stations météorologiques sont généralement installées sur des sites dégagés qui dans certains cas sont très différents des zones environnantes (Chokmani *et al.*, 2006b). Elles sont équipées de la technologie SR50 de *Campbell Scientific Inc.* ([www.campbellsci.ca](http://www.campbellsci.ca)), un instrument acoustique permettant de mesurer l'épaisseur de neige au sol. Ils doivent être installés sur une base en béton pour s'assurer de conserver une distance constante entre l'instrument de mesure et le niveau de référence (Brown *et al.*, 2008). Cette norme d'installation fait en sorte que malheureusement la neige disparaît plus rapidement sur la dalle de béton alors que la couverture nivale est encore présente dans les environs (DeSève, comm. pers., 2012).

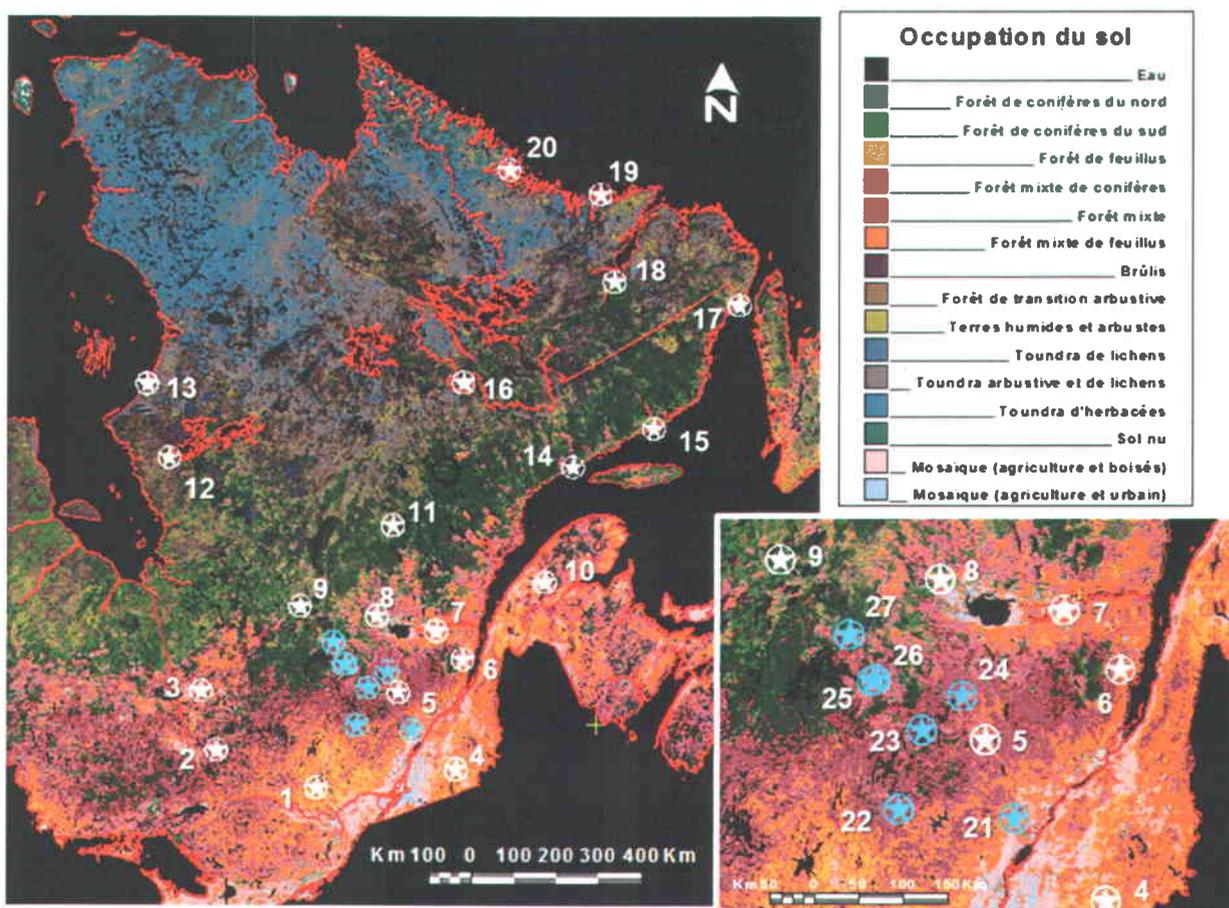


Figure 3-1. Occupation du sol du Québec-Labrador et localisation des stations météorologiques et GMON utilisées dans la validation de l'algorithme de cartographie du couvert nivale. Les informations concernant les deux réseaux de stations sont consignées dans le Tableau 3-1. L'encadré est un agrandissement de la région du bassin des Cascades.

**Tableau 3-1. Liste des stations météorologiques et GMON.**

No.	Station	Source*	Coordonnées**† (latitude, longitude)	Altitude**† (m)	Période couverte	Type de zone	Occupation du sol***
1	Wright	EC	46°04'00"N, 76°03'00"O	141,7	1988-2013	Forestière	Forêt de feuillus
2	Belleterre	EC	47°23'00"N, 78°42'00"O	321,6	1988-2004	Forestière	Forêt mixte
3	Taschereau	EC	48°40'00"N, 78°42'00"O	310,0	1988-2004	Forestière	Forêt de conifères du nord
4	Bromptonville	EC	45°29'00"N, 71°57'00"O	130,0	1988-2013	Ouverte	Mosaïque (agriculture et boisés)
5	La Tuque	EC	47°24'00"N, 72°47'00"O	152,0	1988-2004	Forestière	Forêt mixte
6	St-Urbain	EC	47°34'00"N, 70°33'00"O	91,4	1988-2004	Forestière	Forêt mixte de feuillus
7	Bagotville	EC	48°20'00"N, 71°00'00"O	159,1	1988-2013	Ouverte	Agriculture
8	Hemon	EC	49°04'00"N, 72°36'00"O	182,9	1988-2004	Forestière	Forêt de transition arbustive
9	Chapais	EC	49°47'00"N, 74°51'00"O	396,2	1988-2004	Forestière	Forêt de transition arbustive
10	Causapscal	EC	48°22'00"N, 67°14'00"O	168,0	1988-2013	Ouverte	Mosaïque (boisés et agriculture)
11	Bonnard	EC	50°44'00"N, 71°03'00"O	506,0	1988-2000	Forestière	Forêt de transition arbustive
12	La-Grande-Rivière	EC	53°38'00"N, 77°42'00"O	194,8	1988-2013	Ouverte	Toundra arbustive et lichens
13	Kuujuarapik	EC	55°17'00"N, 77°45'00"O	10,4	1988-2013	Ouverte	Toundra de lichens
14	Rivière-au-Tonnerre	EC	50°17'00"N, 64°47'00"O	15,2	1988-2013	Ouverte	Terres humides et arbustes
15	Natashquan	EC	50°11'00"N, 61°48'00"O	10,7	1988-2013	Ouverte	Toundra arbustive et lichens
16	Wabush Lake	EC	52°55'38"N, 66°52'27"O	551,1	1988-2013	Ouverte	Terres humides et arbustes
17	Blanc-Sablon	EC	51°27'00"N, 57°11'00"O	36,9	1988-2013	Ouverte	Toundra arbustive et lichens
18	Goose	EC	53°19'00"N, 60°25'00"O	48,8	1988-2013	Ouverte	Toundra arbustive et lichens
19	Makkovik	EC	55°04'56"N, 59°11'19"O	69,5	1988-2005	Ouverte	Toundra d'herbacées
20	Nain	EC	56°33'00"N, 61°41'00"O	6,7	1988-2013	Ouverte	Toundra de lichens
21	Shawinigan	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Ouverte	Urbain
22	Matawin	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Forestière	Forêt mixte
23	Flamand	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Forestière	Forêt de conifères du sud
24	Rapide-Blanc	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Forestière	Forêt mixte
25	Gouin	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Forestière	Forêt mixte
26	La Loutre	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Forestière	Forêt de transition arbustive
27	Cooper	HQ	n/d	n/d	2007-2013	Forestière	Forêt de transition arbustive

\* EC : Environnement Canada, HQ : Hydro-Québec.

\*\* Les coordonnées et l'altitude des stations météorologiques (#1-20) ont été extraites des « données climatiques en ligne » d'Environnement Canada ([http://www.climat.meteo.gc.ca/climateData/canada\\_f.html](http://www.climat.meteo.gc.ca/climateData/canada_f.html), dernière consultation le 25 octobre 2012).

\*\*\* Les catégories d'occupation du sol ont été extraites du *LandCover95* établi par le Centre Canadien de Télédétection (<ftp.ccrs.nrcan.gc.ca/ad/EMS/landcover95>, dernière consultation le 25 octobre 2012).

† Les données concernant les stations GMON (#21-27) sont confidentielles.

## 3.2 Imagerie satellitaire NOAA-AVHRR

### 3.2.1 Description du capteur NOAA-AVHRR

Le capteur AVHRR est un capteur optique embarqué à bord des satellites de la NOAA. Depuis 1979, il fournit la plus longue série historique d'images quotidiennes de qualité constante, ce qui en fait un capteur approprié pour les études de suivi de l'état de la surface terrestre (NOAA, 1998, NOAA, 2007).

Il s'agit d'un radiomètre à miroir rotatif mesurant le rayonnement électromagnétique dans cinq régions spectrales allant du visible à l'infrarouge thermique (Tableau 3-2). Grâce à son angle de balayage de  $\pm 55,4^\circ$ , il couvre une importante scène de 2 700 km avec une résolution spatiale nominale de 1,1 km x 1,1 km au nadir (NOAA, 1998, NOAA, 2007). Lancé en 1998, le capteur AVHRR/3 se distingue du précédent par la présence d'une sixième bande spectrale : la bande de l'infrarouge à ondes courtes (SWIR : 1,58-1,64  $\mu\text{m}$ ). La particularité de cette bande spectrale est qu'elle permet une meilleure discrimination entre la neige et un certain type de nuages. En effet, dans cette portion du spectre électromagnétique, la réflectance de la neige est à son minimum (<10%) tandis que celle des nuages est à son maximum (>40%) (Jensen, 2007).

Les canaux de l'infrarouge à ondes courtes et l'infrarouge moyen (MIR : 3,55-3,93  $\mu\text{m}$ ) ne peuvent être transmis en même temps par les satellites AVHRR-KLM. La NOAA peut offrir un produit compétitif à ses usagers par l'activation de l'un de ces canaux; par exemple, le canal de l'infrarouge moyen permet de mesurer l'énergie émise par les surfaces terrestres (feux de forêt) durant la nuit. De ce fait, deux versions de l'algorithme de cartographie du couvert nival ont été développées afin de tenir compte de cette alternance des bandes spectrales dans le canal 3. La première version est adaptée à la bande de l'infrarouge moyen (c'est la plus fréquente dans les images AVHRR-KLM) et la seconde à la bande de l'infrarouge à ondes courtes. Nous les désignerons dorénavant comme étant les versions bande 3B (MIR) et bande 3A (SWIR) dans le texte.

**Tableau 3-2. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur NOAA-AVHRR.**

<b>Paramètres spatiaux</b>						
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					
<b>Capteur AVHRR/2 (ancienne génération)</b>						
<b>Satellites</b>	NOAA-9 (F)	NOAA-11 (H)	NOAA-12 (D)	NOAA-14 (J)		
Lancement	1984	1988	1991	1994		
Hors-service	1988	1995	1998	opérationnel		
<b>Paramètres spectraux</b>						
Canal	1	2		3	4	5
Région spectrale	Rouge	Proche infrarouge		Infrarouge moyen	Infrarouge thermique	Infrarouge thermique
Bande spectrale (µm)	0,58-0,68	0,725-1,00		3,55-3,93	10,3-11,3	11,5-12,5
<b>Capteur AVHRR/3 (nouvelle génération)</b>						
<b>Satellites</b>	NOAA-15 (K)	NOAA-16 (L)	NOAA-17 (M)	NOAA-18 (N)	NOAA-19 (P)	
Lancement	1998	2000	2002	2005	2009	
Hors-service	opérationnel	opérationnel	2013	opérationnel	opérationnel	
<b>Paramètres spectraux</b>						
Canal	1	2	3A	3B	4	5
Région spectrale	Rouge (VIS)	Proche infrarouge (PIR)	Infrarouge à ondes courtes (SWIR)	Infrarouge moyen (MIR)	Infrarouge thermique (IR)	Infrarouge thermique (IR)
Bande spectrale (µm)	0,58-0,68	0,725-1,00	1,58-1,64	3,55-3,93	10,3-11,3	11,5-12,5

La réflectance dans la bande 3 (infrarouge moyen) n'est pas disponible directement dans les données AVHRR. En fait, le rayonnement mesuré par le capteur dans cette région spectrale est composé, durant le jour, du rayonnement solaire réfléchi par la surface terrestre et de l'énergie émise par celle-ci (durant la nuit, elle est composée uniquement de l'énergie émise par la terre). Certains auteurs (Gesell, 1989, Allen *et al.*, 1990) ont proposé une méthode indirecte d'estimation de la réflectance dans la bande 3 utilisant la température de brillance dans la bande 4 (infrarouge thermique) pour estimer l'énergie émise par la surface terrestre dans la bande 3 et la soustraire ensuite par l'énergie mesurée par le capteur dans cette bande. Kangas *et al.* (2001) ont proposé une autre méthode d'estimation de la réflectance dans la bande 3. Elle consiste plutôt à utiliser la différence de température entre ces deux bandes (T3-T4) comme une « mesure » de la réflectance dans l'infrarouge moyen. C'est cette méthode que nous avons adopté et appliqué dans la présente étude (Chokmani *et al.*, 2006b). Ce calcul n'est pas nécessaire en présence de la bande de l'infrarouge à ondes courtes (AVHRR-KLM) étant donné qu'elle contient seulement de l'énergie solaire réfléchie et il est par conséquent possible de calculer la réflectance de la surface dans cette bande.

### 3.2.2 Série historique d'images quotidiennes pour le suivi du couvert nival

Une série historique d'images quotidiennes (1988 à 2011) en format HRPT a été colligée pour le suivi de l'étendue spatiale de la couverture nivale au Québec-Labrador durant les phases critiques du cycle hydrologique. L'établissement du couvert nival à l'automne se produit vers le 15 octobre dans les régions subarctiques et le 15 décembre dans les régions du sud du Québec. La fonte printanière se produit habituellement vers le 1<sup>er</sup> avril dans les régions du sud et le 15 juin dans les régions subarctiques (Brown, 2010). Compte tenu de ces statistiques historiques, les images NOAA-AVHRR du 1<sup>er</sup> octobre au 31 décembre ainsi que du 16 mars au 31 mai de chaque année ont été retenues à cet effet (Tableau 3-3). Ces périodes permettent de suivre l'évolution temporelle de l'étendue spatiale du couvert nival sur l'ensemble de la zone d'étude. L'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR n'est toutefois pas applicable au-delà de ces dates. On considère que la neige est à son étendue maximale de janvier à la mi-mars et qu'elle est absente de juin à septembre (à l'exception des bassins arctiques et subarctiques). Les seuils devront être ré-étalonnés si on souhaite étendre la période de suivi du couvert nival. Il est pertinent de mentionner que les seuils font référence aux fonctions polynomiales permettant la détection des catégories de surfaces sur les images NOAA-AVHRR. Ils sont au nombre de six dans notre algorithme (voir §3.3).

**Tableau 3-3. Nombre d'images incluses dans la série historique.**

Version de l'algorithme	Automne	Printemps	Période visée
Bande 3B	1824	1354	1988 à 2011
Bande 3A	369	333	2000 à 2011
Total	2193	1687	

Les images du début de l'après-midi ont été privilégiées puisqu'elles sont moins sensibles aux effets topographiques qui se manifestent par des variations dans les conditions d'illumination (Voigt *et al.*, 1999). L'heure d'acquisition des images est comprise entre 11h et 15h. Les images avec la bande de l'infrarouge à ondes courtes (bande 3A) sont acquises plus tôt le matin comparativement à celles avec la bande de l'infrarouge moyen (bande 3B). Les satellites avec la bande 3A activée passent au-dessus du Québec et du Labrador entre 11h et 13h et ceux avec la bande 3B activée, entre 13h et 15h. Les duos d'images 3A et 3B ont été commandés lorsque possible. Le délai dans l'heure de passage des satellites contribue à une variation entre les conditions d'illumination du matin et de l'après-midi. La température de brillance de la neige sur les images avec la bande 3A est plus froide (de 1°C à 3°C) que celle sur les images avec la bande 3B étant donné qu'elle n'a pas encore eu le temps de se réchauffer. On considère que cet écart de température entre le matin et l'après-midi est suffisant pour affecter le résultat de la cartographie. Ainsi, deux versions de l'algorithme ont été développées afin de prendre en compte de l'effet des conditions d'illumination entre les images avec la bande 3B et 3A.

### 3.2.3 Prétraitements des images NOAA-AVHRR

Les 3880 images de la série historique ont été traitées avec le système *Earth Observation Data Manager-Near Real Time* (EODM-NRT) (Latifovic *et al.*, 2005). Il s'agit d'un système automatique de calibration radiométrique et de correction géométrique des images AVHRR, développé par le Centre Canadien de Télédétection. La calibration radiométrique permet de transformer les données brutes fournies par le capteur en paramètres physiques en tenant compte de la dégradation du signal durant la vie active du capteur (Rao *et al.*, 1995). Les données dans le visible et l'infrarouge à ondes courtes (canaux 1, 2 et 3A) sont converties en albédo (A1, A2 et A3). Les données dans le moyen infrarouge et l'infrarouge thermique (canaux 3B, 4 et 5) sont

converties en température de brillance (T3, T4 et T5). Cette opération permet de comparer les données à l'intérieur d'une même image ainsi que celles de dates d'acquisition différentes du même capteur ou de capteurs de différentes séries. La correction géométrique consiste à réduire les déformations spatiales dans les images (dues à la courbure de la terre et au positionnement du satellite) et de les rattacher à un système de projection usuel en se basant sur une série de points d'appui au sol. Le système EODM-NRT effectue d'abord les corrections d'orbite du satellite et de l'orbite terre-soleil à l'aide des bulletins TBUS<sup>1</sup> ou des éphémérides NORAD-TLE ([www.space-track.org](http://www.space-track.org)). Il améliore ensuite la qualité du géocodage de l'image par une procédure de corrélation d'images (*chip-matching*). Cette étape consiste à comparer l'image avec une série de milliers de sous-images AVHRR à ciel clair de taille 64 pixels x 64 pixels d'été et d'hiver représentant différentes caractéristiques du paysage (par exemple trait de côte, contour de lacs et de rivières), réparties au Canada, en Alaska, au Groenland et dans le nord des États-Unis, dont les positions sur le terrain sont connues avec précision. Les images ainsi traitées avec le système EODM-NRT ont une résolution spatiale au sol de 1 km en projection conique conforme de Lambert. Elles sont de qualité constante et comparable aux autres missions (par exemple, MODIS, VEGETATION et MERIS) (Latifovic *et al.*, 2005). Environ 25% des images n'ont pu être corrigées automatiquement en raison de la persistance des nuages.

Les données NOAA-AVHRR dans le visible et l'infrarouge sont affectées par les constituantes de l'atmosphère (H<sub>2</sub>O, O<sub>3</sub>, CO<sub>2</sub> et les aérosols). La correction des effets atmosphériques requiert des données de profils atmosphériques (composition, pression et température de l'atmosphère) obtenues au moment de l'acquisition de l'image. Malheureusement, nous ne disposons pas de telles données et l'utilisation de profils atmosphériques standards ne ferait qu'alourdir la procédure de prétraitement des images sans pour autant que le gain en précision soit évident. D'ailleurs, les procédures de détection de la neige de nombreuses études (Gesell, 1989, Voigt *et al.*, 1999, Kangas *et al.*, 2001, Ananasso *et al.*, 2003, Appel *et al.*, 2003) utilisent des données au sommet de l'atmosphère sans que la qualité des résultats n'en soit grandement affectée pour autant. Par conséquent, les images NOAA-AVHRR utilisées ici n'ont subi aucune correction atmosphérique (Chokmani *et al.*, 2006b).

---

<sup>1</sup> Les bulletins TBUS sont archivés sur le site FTP du Centre Canadien de Télédétection (<ftp.ccrs.nrcan.gc.ca>) et de l'Université de Tokyo (<ftp://ftp.tkl.iis.u-tokyo.ac.jp/pub/TBUS>).

### 3.3 Étalonnage de l'algorithme classique

#### 3.3.1 Définition de l'algorithme

L'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR est inspiré de celui développé par Voigt *et al.* (1999). Il est conçu pour distinguer trois catégories de surface : la neige, la non-neige et les nuages. L'algorithme est constitué d'une combinaison de six seuils séquentiels dont les paramètres de seuils évoluent en fonction du jour de la saison. Les critères de détection des catégories de surfaces ont été organisés de sorte à appliquer les seuils les moins restrictifs en premier (la température) et les plus sévères en dernier (la réflectance dans le visible). Un pixel qui réussit à passer à travers tous les seuils est alors classé comme neige, sinon il est catégorisé comme non-neige ou nuages.

La Figure 3-2 présente l'algorithme de classification des images AVHRR adapté à la série KLM. À gauche se trouve la procédure spécifique à la version bande 3B. Chaque pixel de l'image est testé selon les critères suivants :

- Seuil 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 catégorisé comme non-neige (plus chaud que la neige);
- Seuil 2 : Le pixel doit avoir une valeur de température dans la bande 4 (T4) supérieure à la température minimale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme nuages (plus froid que la neige);
- Seuil 3 : Le pixel doit avoir une différence de température entre les bandes 4 et 5 ( $\Delta T_{45}$ ) inférieure à celle des voiles nuageux (les cirrus). Sinon, le pixel est catégorisé comme nuages;
- Seuil 4 : Le pixel doit avoir un indice de végétation normalisé ( $NDVI = (A1-A2) / (A1+A2)$ ) inférieur au maximum que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme non-neige. Les valeurs de NDVI varient entre -1 et +1. La neige présente des valeurs négatives de NDVI ou de faibles valeurs positives;

Seuil 5 : Le pixel doit avoir une différence de température entre les bandes 3 et 4 ( $\Delta T_{34}$ ) inférieure à la valeur maximale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme nuages. Dans la bande de l'infrarouge moyen, la réflectance de la neige est beaucoup plus basse que celle des nuages, ce qui se traduit par une valeur élevée de  $\Delta T_{34}$  pour les nuages;

Seuil 6 : Le pixel doit avoir une valeur de réflectance dans la bande 1 ( $A_1$ ) supérieure à la valeur minimale d'albédo que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme non-neige. La neige possède un albédo dans le visible supérieur aux autres surfaces.

À droite se trouve la procédure spécifique à la version bande 3A. Elle est identique à celle décrite précédemment à l'exception du cinquième seuil où  $\Delta T_{34}$  est remplacé par  $A_3$ .

Seuil 5 : Le pixel doit avoir une valeur de réflectance dans la bande 3 ( $A_3$ ) inférieure à la valeur maximale d'albédo que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme nuages.

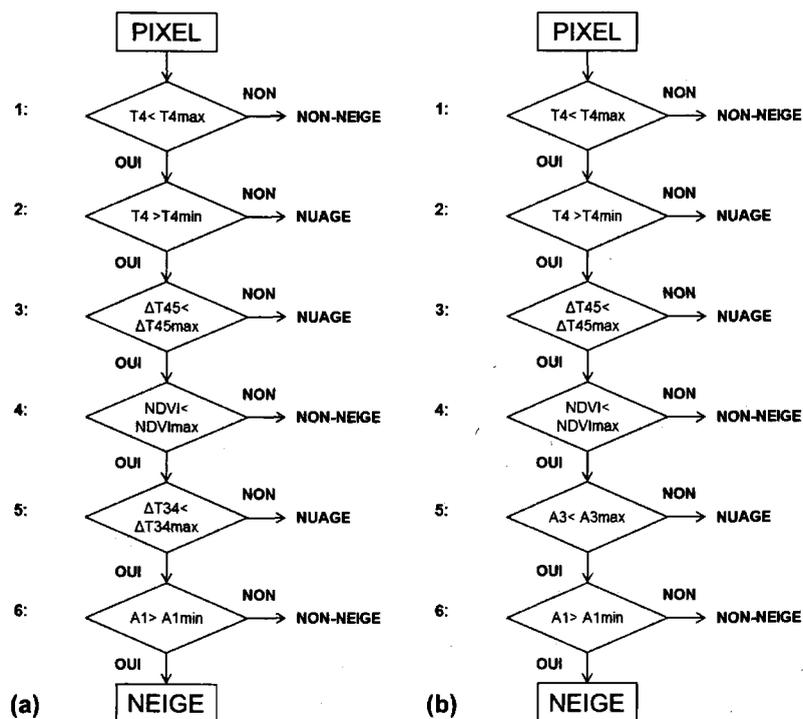


Figure 3-2. Algorithme de classification adapté à la série AVHRR-KLM : (a) bande 3B (MIR) et (b) bande 3A (SWIR).

### 3.3.2 Procédure d'étalonnage

En vue d'étalonner l'algorithme de cartographie du couvert nival, une sélection de 700 images à ciel clair couvrant toute la période d'étude a été retenue pour le suivi de l'évolution de l'état du couvert nival, à l'automne et au printemps (Tableau 3-4).

Tableau 3-4. Nombre d'images retenues pour l'étalonnage de l'algorithme.

Version de l'algorithme	Automne	Printemps	Période visée
Bande 3B	272	187	1988 à 2011
Bande 3A	160	81	2000 à 2011
Total	432	268	

Des échantillons de pixels de neige, de non-neige et de nuages présents sur les images ont été identifiés visuellement (selon les connaissances de l'observateur) et délimités manuellement dans le système *Geomatica* de PCI ([www.pcigeomatics.com](http://www.pcigeomatics.com)). La délimitation des pixels a été faite par surface au lieu d'une approche pixel par pixel afin d'accélérer la phase d'étalonnage. Les échantillons de pixels se répartissent partout sur le territoire d'étude afin de tenir compte de la diversité des paramètres radiométriques de la neige et de la non-neige (température et réflectance) propres aux différentes occupations du sol au Québec-Labrador. Les échantillons de pixels ainsi acquis pour chacune des catégories de surface ont été compilés dans une base de données consacrée à l'étalonnage de l'algorithme et à sa validation. Les lignes de la base de données ont été permutées de manière aléatoire pour réduire les biais d'échantillonnage. La première moitié des pixels a été consacrée pour l'étalonnage de l'algorithme et l'autre moitié à sa validation.

Les seuils de l'algorithme ont été calculés à partir des percentiles des données radiométriques ( $T_4$ ,  $\Delta T_{45}$ , NDVI,  $\Delta T_{34}$ , A3 et A1) des pixels de neige consacrés à l'étalonnage. Ainsi, le 99<sup>e</sup> percentile des pixels de neige correspond au premier seuil ( $T_{4_{max}}$ ) et le 1<sup>er</sup> percentile au deuxième seuil ( $T_{4_{min}}$ ). Le Tableau 3-5 donne les percentiles utilisés pour les autres seuils. Seul le seuil  $\Delta T_{45}$  utilise une valeur de seuil constante de 2°K. L'utilisation des percentiles a été omise pour ce seuil étant donné que le  $\Delta T_{45}$  de la neige est invariant dans le temps pour supporter l'utilisation d'un seuil évolutif. Une valeur de 2°K est alors plus appropriée pour la détection des nuages (Voigt *et al.*, 1999). Les percentiles supérieurs (95<sup>e</sup> et 99<sup>e</sup>) et inférieurs (1<sup>er</sup>) permettent

d'éliminer les pixels de neige dont les paramètres radiométriques pourraient être semblables à ceux de la non-neige ou des nuages. Ces pixels de neige ont été exclus au profit de ces catégories de surface. Tel qu'il a été conçu, l'algorithme est sévère à l'endroit de la neige.

**Tableau 3-5. Percentiles utilisés dans les seuils de l'algorithme.**

Seuil	Percentile
$T4_{\max}$	99 <sup>e</sup>
$T4_{\min}$	1 <sup>ier</sup>
$NDVI_{\max}$	99 <sup>e</sup>
$\Delta T34_{\max}$	95 <sup>e</sup>
$A3_{\max}$	99 <sup>e</sup>
$A1_{\min}$	1 <sup>ier</sup>

La Figure 3-3 montre un exemple de calcul avec les seuils  $T4_{\max}$  et  $T4_{\min}$  du printemps. Tout d'abord la saison est découpée en intervalles réguliers de 14 jours. Ensuite, le 99<sup>e</sup> percentile de la  $T4$  des échantillons de pixels de neige est calculé à partir de 1000 répétitions aléatoires avec remise sur les deux tiers des observations de neige présentes dans l'intervalle. La valeur ainsi obtenue est attribuée au jour julien du centre de l'intervalle. La procédure de calcul du 99<sup>e</sup> percentile est répétée pour les intervalles suivants. Le seuil  $T4_{\max}$  correspond à l'ajustement d'une fonction polynomiale du second degré passant par ces points. Tous les échantillons de pixels de neige dont la  $T4$  est supérieure au seuil sont retirés du jeu d'étalonnage (épuration des données) avant de procéder au calcul du seuil  $T4_{\min}$ . Pour le deuxième seuil, la saison est découpée en intervalles réguliers de 14 jours. Le 1<sup>ier</sup> percentile de la  $T4$  des échantillons de pixels de neige épurés est calculé à partir de 1000 répétitions aléatoires avec remise sur les deux tiers des observations présentes dans l'intervalle. La valeur ainsi obtenue est attribuée au jour julien du centre de l'intervalle. La procédure de calcul du 1<sup>ier</sup> percentile est répétée pour les intervalles suivants. Le seuil  $T4_{\min}$  correspond à l'ajustement d'une fonction polynomiale du second degré passant par ces points. Tous les échantillons de pixels de neige dont la  $T4$  est inférieure au seuil sont retirés du jeu d'étalonnage (épuration des données) avant de procéder au calcul du seuil suivant. Cette procédure de calcul est répétée pour le calcul des seuils 3 à 6.

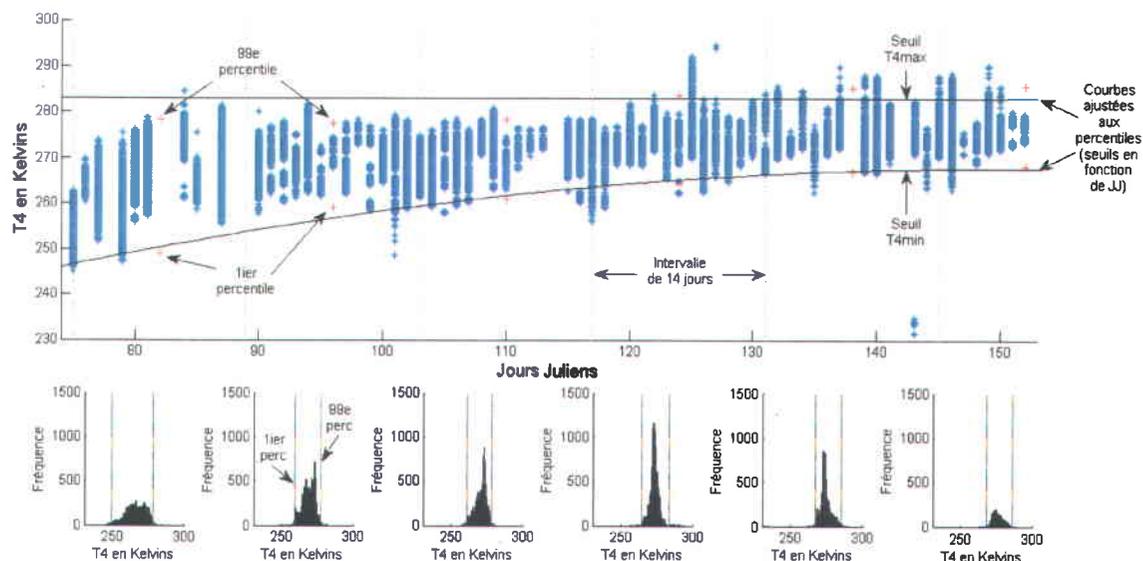


Figure 3-3. Procédure de calcul des seuils  $T_{4_{max}}$  et  $T_{4_{min}}$  du printemps.

Dans le cas où la fonction polynomiale du second degré n'est pas statistiquement significative à un niveau de confiance de 95%, on utilise plutôt un seuil constant (fixe) : le percentile est calculé sur l'ensemble de la saison. Les valeurs de seuils des algorithmes sont consignées dans la Figure 4-1 et l'Annexe II.

Les seuils empiriques de l'algorithme satellitaire de suivi du couvert nival représentent l'ensemble des conditions d'occupation du sol et météorologiques du Québec-Labrador pour la période 1988 à 2011. Aucune distinction n'a été faite entre les classes d'occupation du sol lors de l'étalonnage des seuils.

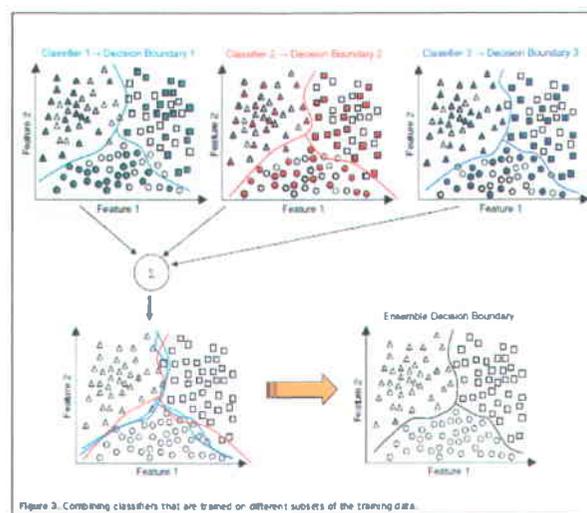
### 3.4 Adaptation de l'algorithme à l'approche d'estimation d'ensemble

#### 3.4.1 Cadre théorique

L'estimation d'ensemble est un système d'aide à la prise de décision en se basant sur plusieurs sources de connaissances et sur l'avis de plusieurs experts. Bien souvent, sans le savoir, nous utilisons l'estimation d'ensemble dans la vie de tous les jours : nous consultons plusieurs

médecins-spécialistes pour obtenir un bon diagnostic concernant notre état de santé, ou nous lisons les commentaires des consommateurs avant d'effectuer un achat. L'estimation d'ensemble est préférable dans la prise de décision étant donné que la combinaison du résultat de plusieurs classificateurs (ou experts) permet de réduire le risque infortuné de choisir un classificateur de performance médiocre. La pondération par la moyenne n'est pas forcément plus performante que le meilleur des classificateurs de l'ensemble, mais elle réduit certainement le risque de prendre une mauvaise décision. C'est d'ailleurs pour cette considération statistique que nous tenons compte de l'avis de plusieurs experts afin de minimiser ce risque (Polikar, 2006).

L'estimation d'ensemble tire sa force du principe « diviser-et-conquérir ». En effet, un problème est souvent trop complexe pour qu'un seul classificateur puisse le résoudre à lui seul. La frontière servant à délimiter la classe d'appartenance des objets est tout autant complexe à caractériser. Pour s'affranchir de cette complexité, mieux vaut utiliser une combinaison variée de classificateurs, chacun correspondant à une partition de l'espace, pour établir l'emplacement de la frontière de décision (Kuncheva, 2004). Les données présentes dans l'espace commun des classificateurs sont alors attribuées à la classe d'appartenance. Les données présentes dans les zones de chevauchement, c'est-à-dire celles pouvant appartenir à l'une ou à l'autre des classes d'appartenance des classificateurs considérés, sont attribuées à une classe d'appartenance selon une pondération basée sur l'ensemble des classificateurs. La Figure 3-4 illustre le concept de la combinaison des classificateurs dans l'estimation d'ensemble (Polikar, 2006).



**Figure 3-4. Combinaison de classificateurs pour établir la frontière entre les classes d'appartenance dans l'estimation d'ensemble (Polikar (2006)).**

Les systèmes d'estimation d'ensemble possèdent deux composantes. D'abord une stratégie est nécessaire pour construire un ensemble de classificateurs aussi diversifié que possible. Parmi les plus populaires sont l'ensachage (*bagging*) (Breiman, 1996), le *boosting* et ses variantes (*Adaboost*) (Schapire, 1990, Freund *et al.*, 1997), la généralisation empilée (*stacked generalization*) (Wolpert, 1992) ainsi que le mélange d'experts (*mixture-of-experts*) (Jacobs *et al.*, 1991, Jordan *et al.*, 1994). Ensuite, une deuxième stratégie est nécessaire pour combiner le résultat des classificateurs de l'ensemble, par une série de règles algébriques, de sorte à ce que les bonnes décisions soient priorisées et les moins bonnes minimisées (Polikar, 2006).

### 3.4.2 Création de l'ensemble

La diversité des classificateurs de l'ensemble a été créée à partir de la méthode d'ensachage (*bagging* ou *bootstrapping*). Il s'agit de la méthode la plus intuitive et la plus facile à implanter, avec une performance étonnante (Breiman, 1996, Polikar, 2006). Les paramètres concernés par la méthode d'ensachage sont : la valeur du percentile des seuils, le nombre de points contenus dans la fonction polynomiale du second degré exprimant la variation du percentile en fonction du jour de la saison ainsi que les données d'étalonnage.

Les seuils de l'algorithme classique ont été calculés à partir des percentiles des données radiométriques des pixels de neige. Ainsi, le 99<sup>e</sup> percentile de la température des pixels de neige correspond au premier seuil ( $T_{4_{\max}}$ ) et le 1<sup>er</sup> percentile au deuxième seuil ( $T_{4_{\min}}$ ) (§3.3.2). Il y a cinq modèles de percentiles pour générer la diversité dans l'algorithme d'estimation d'ensemble et ce, à partir des échantillons de pixels de neige réservés pour l'étalonnage. Le Tableau 3-6 indique quels sont les percentiles utilisés par chacun de ces modèles. Ces modèles sont plus ou moins sévères à l'endroit de la neige par le percentile utilisé pour séparer les catégories de surfaces. Les valeurs des 99<sup>e</sup> et 1<sup>er</sup> percentiles de la T4 sont utilisées pour départager la neige de la non-neige et des nuages (comme dans l'algorithme classique). Le modèle 5 est le plus sévère. Les valeurs des 95<sup>e</sup> et 5<sup>e</sup> percentiles de la T4 sont utilisées pour départager la neige de la non-neige et des nuages. Ainsi, tous les pixels de neige dont la T4 est supérieure au 95<sup>e</sup> percentile ou inférieure au 5<sup>e</sup> percentile sont exclus au profit des autres catégories de surfaces. Les modèles 2, 3 et 4 sont des modèles intermédiaires de détection de la neige. Par ailleurs, chacun de ces modèles ont une probabilité équiprobable d'être choisis par la fonction objective de création de la diversité de l'ensemble.

**Tableau 3-6. Modèles de percentiles pour générer la diversité dans les seuils de détection des catégories de surfaces dans l'algorithme d'estimation d'ensemble.**

Seuil	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5
$T4_{\max}$	99 <sup>e</sup>	98 <sup>e</sup>	97 <sup>e</sup>	96 <sup>e</sup>	95 <sup>e</sup>
$T4_{\min}$	1 <sup>ier</sup>	2 <sup>e</sup>	3 <sup>e</sup>	4 <sup>e</sup>	5 <sup>e</sup>
$NDVI_{\max}$	99 <sup>e</sup>	98 <sup>e</sup>	97 <sup>e</sup>	96 <sup>e</sup>	95 <sup>e</sup>
$\Delta T34_{\max}$	99 <sup>e</sup>	98 <sup>e</sup>	97 <sup>e</sup>	96 <sup>e</sup>	95 <sup>e</sup>
$A3_{\max}$	99 <sup>e</sup>	98 <sup>e</sup>	97 <sup>e</sup>	96 <sup>e</sup>	95 <sup>e</sup>
$A1_{\min}$	1 <sup>ier</sup>	2 <sup>e</sup>	3 <sup>e</sup>	4 <sup>e</sup>	5 <sup>e</sup>

La diversité des seuils est également créée à partir du nombre de points inclus dans la fonction polynomiale du second degré lors de l'ajustement des seuils. Pour l'étalonnage de l'algorithme classique, les percentiles ont été calculés sur des intervalles réguliers de 14 jours (§3.3.2). La saison est découpée en intervalles réguliers de 3, 5, 7, 9, 11 et 13 jours dans l'algorithme d'estimation d'ensemble. Cette variété d'intervalles permet d'exprimer la complexité de l'évolution temporelle de l'état du couvert nival durant l'hiver. Par ailleurs, chacun de ces pas de temps ont une probabilité équiprobable d'être choisis par la fonction objective de création de la diversité de l'ensemble. L'Annexe I illustre l'effet du déplacement et de la forme des seuils que peuvent induire les modèles de percentiles et de pas de temps à partir des échantillons de pixels de neige réservés pour l'étalonnage.

La diversité des seuils est créée à partir des données d'étalonnage de l'algorithme classique. Un sous-échantillon est choisi aléatoirement parmi les échantillons de pixels de neige réservés pour l'étalonnage de l'algorithme. Sa taille équivaut aux deux tiers des données d'étalonnage. Les sous-échantillons sont pigés avec remise par la fonction objective de création de la diversité de l'ensemble.

Donc, en résumé, les seuils de l'algorithme d'estimation d'ensemble sont calculés sur un sous-échantillon d'étalonnage d'après un modèle de percentile et de pas de temps, choisis eux aussi par la méthode d'ensachage (*bootstrap*).

### 3.4.3 Combinaison des résultats

Le processus de pige aléatoire est répété à 100 reprises. On génère ainsi 100 versions (ou 100 cartes) basées sur la variation aléatoire des seuils de classification de l'algorithme classique de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival. La probabilité d'appartenance d'un pixel à la classe neige, non-neige et nuages correspond au nombre de fois qu'il a été identifié comme tel par l'algorithme d'estimation d'ensemble. Ainsi, un pixel peut avoir été identifié 93 fois comme étant de la neige et 37 fois comme de la non-neige par l'algorithme d'estimation d'ensemble. La classe d'appartenance (étiquette) du pixel correspond à la classe ayant reçu le plus grand nombre de votes. On obtient ainsi trois cartes de probabilités d'appartenance (neige, non-neige et nuages) ainsi que de leur incertitude.

## 3.5 Validation de l'algorithme

Un filtre modal de taille 3 x 3 est appliqué ensuite sur les cartes de neige de la série historique pour éliminer les pixels isolés. L'évaluation de la performance de l'algorithme de cartographie du couvert nival est faite par le biais des pixels réservés pour la validation ainsi que par les observations ponctuelles de neige au sol aux stations météorologiques et GMON. On utilise le terme « validation régionale » pour désigner les résultats de validation provenant des stations météorologiques couvrant l'ensemble du territoire d'étude et « validation locale » pour désigner les résultats de validation provenant des stations GMON du bassin des Cascades.

La performance de l'algorithme de cartographie du couvert nival s'évalue à l'aide de la matrice d'erreur (matrice de confusion). Elle se caractérise par quatre paramètres : le taux de succès de la classification, l'erreur d'omission, l'erreur de commission et le coefficient kappa. Le taux de succès correspond au 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 est 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 est la fraction de sites appartenant à d'autres classes de surface et qui ont été attribués par erreur à la catégorie en question. Le coefficient kappa ( $\kappa$ ) permet de juger de la qualité de la classification indépendamment de l'échantillonnage. Les valeurs de  $\kappa$  varient entre 0 et 1. Une valeur nulle n'indique aucun gain par rapport à une classification aléatoire et la valeur 1 à une classification parfaite. Des valeurs supérieures à 0,40 indiquent une classification acceptable.

Le coefficient kappa ( $\kappa$ ) est calculé comme suit :

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{i+} * x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} * x_{+i}}$$

Où  $r$  est le nombre de lignes dans la matrice de confusion,  $x_{ii}$  est la valeur de la  $i^{\text{e}}$  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  $i$  de la matrice et  $N$  représente la taille totale de l'échantillon (Stehman *et al.*, 1998, Congalton *et al.*, 1999, Jensen, 2005).

## 4. Résultats et discussion

Ce chapitre concerne les résultats obtenus dans le cadre du développement d'un algorithme satellitaire à seuils évolutifs pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival au Québec-Labrador. Il se divise en deux parties. La section 4.1 présente les résultats en ce qui a trait à l'algorithme classique et la section 4.2 l'adaptation de l'algorithme à l'approche d'estimation d'ensemble. Veuillez prendre note que seule la version bande 3B de l'algorithme du printemps est présentée dans le but d'alléger le texte. Les résultats obtenus pour les autres versions sont consignés en annexe et parfois, des commentaires les concernant sont mentionnés en moment opportun dans le texte.

### 4.1 Algorithme classique

#### 4.1.1 Étalonnage des seuils de l'algorithme

La Figure 4-1 donne les équations et la représentation graphique des seuils de classification du printemps de l'algorithme satellitaire de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival. Les seuils empiriques de l'algorithme sont sensibles aux processus de métamorphose et de mûrissement qui affectent les propriétés de réflectance et de diffusion de la neige. On fait référence à la taille et à la forme des grains, au contenu en eau, l'épaisseur de la neige, au contenu en impuretés, la température, le contenu en glace, le givre de profondeur ainsi que l'état de la surface sous le couvert nival (Warren, 1982, Painter *et al.*, 1998, Kelly *et al.*, 2003, Dozier *et al.*, 2004, Foster *et al.*, 2005, Rees, 2006, Brown *et al.*, 2008, Painter *et al.*, 2009).

Ici, il faut se souvenir que les seuils empiriques de l'algorithme (Figure 4-1 et Annexe II) ont été calculés sur les conditions historiques (1988 à 2011) d'occupation du sol et météorologiques du Québec-Labrador. Deux composantes sont incluses dans les seuils. La composante temporelle la composante temporelle qui tient compte de l'évolution temporelle de la neige au cours de la saison hivernale, et la composante latitudinale qui tient compte de la migration du front de neige (avancement du nord vers le sud à l'automne et retrait du sud vers le nord au printemps). L'effet combiné de ces composantes font en sorte que certains seuils de l'algorithme ne sont pas

évolutifs en fonction du jour de la saison. Voici un bref aperçu des caractéristiques des seuils auxquelles nous nous attendions :

1. Diminution des températures maximales et minimales à l'automne et augmentation des températures au printemps;
2. Diminution du NDVI à l'automne avec l'établissement du couvert nival et augmentation du NDVI au printemps avec la disparition du couvert nival et la reprise progressive de l'activité chlorophyllienne de la végétation;
3. Diminution de l'albédo de la neige dans le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge moyen au cours de la saison hivernale.

Les températures maximale et minimale de la neige ( $T_4$ ) augmentent au printemps, avec l'arrivée des températures plus douces. La température maximale de la neige passe de  $278^\circ\text{K}$  ( $5^\circ\text{C}$ ) en mars à  $286^\circ\text{K}$  ( $13^\circ\text{C}$ ) en mai (Figure 4-1). Le seuil  $T_{4_{\max}}$  n'est pas significatif à cause du premier point : les échantillons de pixels de neige prélevés sur les images des deux dernières semaines du mois de mars sont plus chauds que les autres. Il peut s'agir d'un problème de sous-représentation des régions du nord et du moyen-nord du Québec et du Labrador lors de l'étalonnage de l'algorithme à cause de la persistance des nuages. L'augmentation de la température maximale de la neige est néanmoins présente dans les données. La valeur de  $282^\circ\text{K}$  ( $9^\circ\text{C}$ ) s'explique par le fait que le couvert végétal contribue à la température observée dans les pixels. Les pixels de neige peuvent donc avoir une température supérieure au point de fusion sur les images AVHRR. La température minimale de la neige passe de  $249^\circ\text{K}$  ( $-24^\circ\text{C}$ ) en mars à  $268^\circ\text{K}$  ( $-5^\circ\text{C}$ ) en mai (Figure 4-1). L'écart qui existe entre les courbes du  $T_{4_{\max}}$  et du  $T_{4_{\min}}$  s'estompe au printemps. Le couvert nival disparaît d'abord dans les régions du sud du Québec alors qu'il persiste au nord et est plus froid. C'est ce contraste latitudinal qui contribue aux premières valeurs des seuils et par conséquent, au grand écart observé entre  $T_{4_{\max}}$  et  $T_{4_{\min}}$  au début de la saison. Au fur et à mesure que la saison évolue, le front de neige se retire vers les régions du nord. La neige des régions arctique et subarctique devient de plus en plus chaude, et c'est cette neige qui contribue aux valeurs de température maximale. La hausse de la température minimale de la neige est plus prononcée que celle de la température maximale puisque la neige connaît de multiples épisodes de redoux printaniers. Les seuils  $T_{4_{\max}}$  et  $T_{4_{\min}}$  de l'algorithme de l'automne sont le reflet miroir du printemps : ils diminuent plutôt en raison de l'arrivée des températures plus froides (Annexe II).

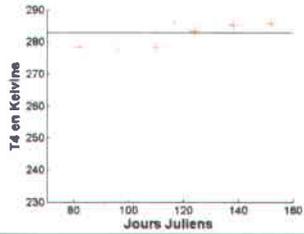
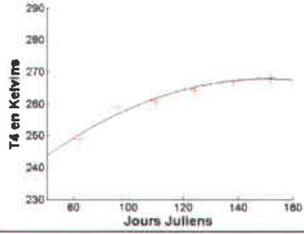
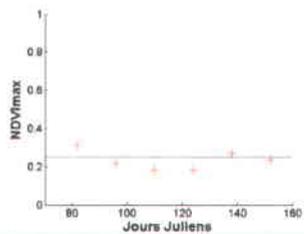
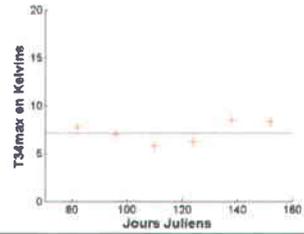
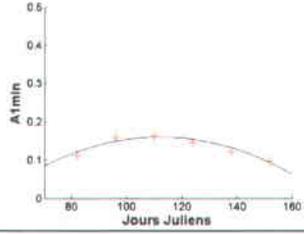
Seuil	Équation (en fonction du jour julien)	Graphique
(1) $T_{4_{max}}$	$T_{4_{max}}=282,9521$	
(2) $T_{4_{min}}$	$T_{4_{min}}=-0,0037.J^2+1,1235.J+183,3844$ $p\text{-value}=0,0076$	
(3) $\Delta T_{45_{max}}$	$\Delta T_{45_{max}}=2^{\circ}K$	n/d
(4) $NDVI_{max}$	$NDVI_{max}=0,2495$	
(5) $\Delta T_{34_{max}}$	$\Delta T_{34_{max}}=7,1524$	
(6) $A1_{min}$	$A1_{min}=-4,2320.10^{-5}.J^2+0,0095.J-0,3740$ $p\text{-value}=0,0379$	

Figure 4-1. Valeurs des seuils de détection des catégories de surfaces sur les images AVHRR du printemps avec la bande 3B.

Pour une occupation du sol donnée on peut s'attendre à ce que le NDVI augmente au printemps avec la disparition du couvert nival (qui a pour effet d'abaisser la réflectance dans le visible) et la reprise de l'activité chlorophyllienne de la végétation durant cette période de l'année. L'absence d'une tendance dans les données s'explique par le fait que les échantillons de pixels de neige utilisés pour l'étalonnage des seuils de l'algorithme ont été prélevés dans plusieurs classes d'occupation du sol (Figure 4-1). On pose comme hypothèse que les échantillons de pixels d'étalonnage et de validation prélevés sur les images représentent bien tous les types d'occupation du sol du Québec-Labrador et que ce sont ceux localisés dans le sud du Québec qui contrôlent les valeurs du seuil du NDVI maximal de la neige dans cette version de l'algorithme. Il est possible d'être en présence d'une sous-représentation de certaines classes d'occupation du sol pour des jours particuliers de la saison, ce qui expliquerait l'écart de certains points par rapport au seuil. Une analyse plus approfondie des données d'étalonnage doit être faite pour confirmer l'effet de l'occupation du sol sur les paramètres des seuils de l'algorithme.

La différence de température entre les bandes du moyen infrarouge et de l'infrarouge thermique ( $\Delta T_{34}$ ) est efficace pour la détection des nuages de basse altitude formés de gouttelettes d'eau. Les nuages émettent peu d'énergie dans le moyen infrarouge (3,7  $\mu\text{m}$ ) comparativement à la surface terrestre alors qu'ils en émettent plus dans l'infrarouge thermique (11  $\mu\text{m}$ ). Ceci explique pourquoi les nuages affichent de fortes valeurs de  $\Delta T_{34}$  sur les images AVHRR (Allen *et al.*, 1990). Étant donné qu'il s'agit d'une approximation de l'énergie réfléchie (qui est obtenue par une différence d'énergie émise entre deux bandes spectrales), aucune valeur de  $\Delta T_{34}$  n'a été proposée jusqu'à présent pour une détection efficace des nuages. Il a été reconnu par plusieurs auteurs que certains nuages, comme les cirrus, les stratus et les stratocumulus, peuvent avoir un  $\Delta T_{34}$  inférieur à 10°K (Derrien *et al.*, 1993, Baum *et al.*, 1999, Kangas *et al.*, 2001). Le  $\Delta T_{34}$  maximal de la neige est non-évolutif au printemps (Figure 4-1). On peut s'attendre à ce que l'albédo de la neige dans le moyen infrarouge soit plus faible au printemps étant donné que les grains de neige sont plus gros (3 mm) à cette époque de l'année comparativement à l'automne (0,1 mm), ce qui a pour effet de réduire la réflectance de la neige. La taille des grains de neige est la caractéristique du couvert nival la moins spatialement consistante, ce qui peut expliquer le seuil non-évolutif.

L'albédo de la neige dans le visible ( $A_1$ ) diminue au printemps en raison de l'effet conjugué du mûrissement et de la disparition du couvert nival. Aux mois de janvier et de février, le couvert nival est relativement épais et continu dans l'espace : il est alors à son maximum. Au fur et à

mesure que la saison progresse (à partir de la mi-mars pour les régions du sud du Québec), il subit une métamorphose. La taille des grains de neige augmente sous l'effet de la compaction du couvert nival et des vents et devient plus dense. Les transferts de chaleur avec l'air et le sol modifient sa structure interne. La fluctuation diurne des températures et la fréquence accrue des redoux printaniers contribuent à augmenter le contenu en eau du couvert nival. Les grains de neige ont alors tendance à s'agglomérer, ce qui a pour effet de réduire la réflectance du couvert nival. Il contient de plus en plus d'impuretés, provenant des aérosols atmosphériques et la litière forestière. Cette métamorphose a pour effet de diminuer l'albédo de la neige dans le visible. C'est d'ailleurs pour cette raison qu'il est plus difficile de détecter sa présence sur les images satellitaires, en plus du fait que la fonte printanière du couvert nival se produit très rapidement, en quelques jours seulement. Le seuil  $A1_{\min}$  devrait normalement exprimer cette tendance. Il passe de 0,16 en mars à 0,10 en mai (Figure 4-1). Les valeurs du seuil représentent l'albédo des échantillons de pixels de neige localisés dans le sud du Québec, là où le couvert végétal a pour effet de réduire l'albédo de la neige de par sa présence. De plus, le front de neige disparaît d'abord dans le sud du Québec et migre ensuite vers le nord. L'albédo minimal de la neige devrait être plus élevé vers la fin de la saison puisque le couvert nival est encore présent dans le nord du Québec. Il est possible qu'il y ait un problème de sous-représentation des régions du nord dans le seuil. Une analyse plus approfondie des données d'étalonnage doit être faite pour confirmer l'effet de l'occupation du sol sur les paramètres des seuils de l'algorithme.

#### 4.1.2 *Cartes de neige*

L'algorithme ainsi développé a permis de produire plus de 3000 cartes quotidiennes pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival au Québec-Labrador durant les périodes transitoires du cycle hydrologique de la période 1988 à 2011. Les Figure 4-2 et Figure 4-3 présentent des exemples de cartes de neige produites pour la saison hivernale de l'année 2010. L'algorithme détecte les trois catégories de surface sur les images. Il parvient à détecter la présence de la banquise dans la Baie d'Hudson, la Baie d'Ungava et le long de la côte du Labrador au printemps (Figure 4-2). Il arrive que l'algorithme se trompe entre les catégories de surfaces : il indique parfois la présence de neige ou de non-neige sur des masses nuageuses. Les prochaines sections visent donc à évaluer la performance de l'algorithme et à recenser les types d'erreurs qu'il peut commettre.

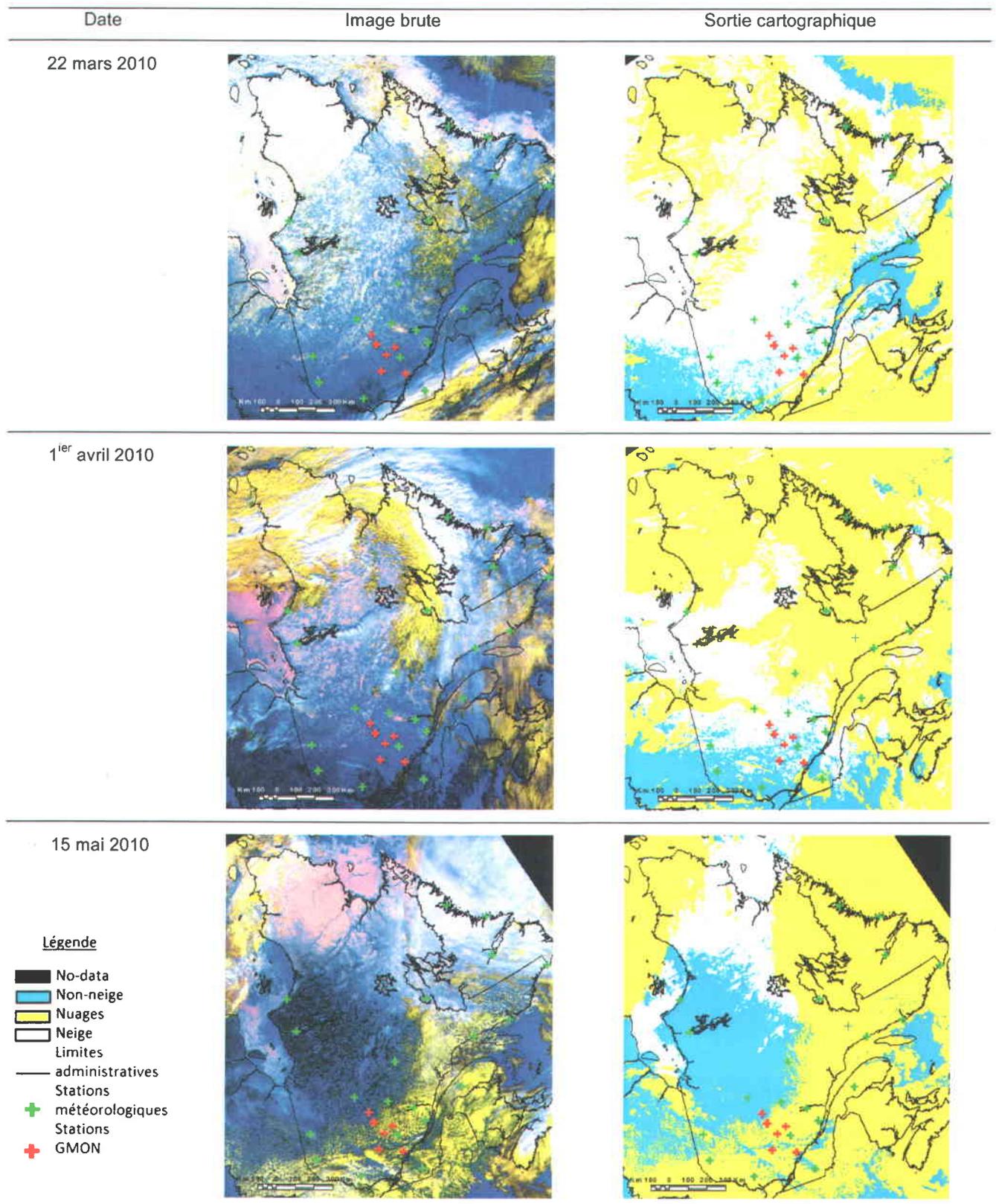


Figure 4-2. Cartes de neige du printemps 2010.

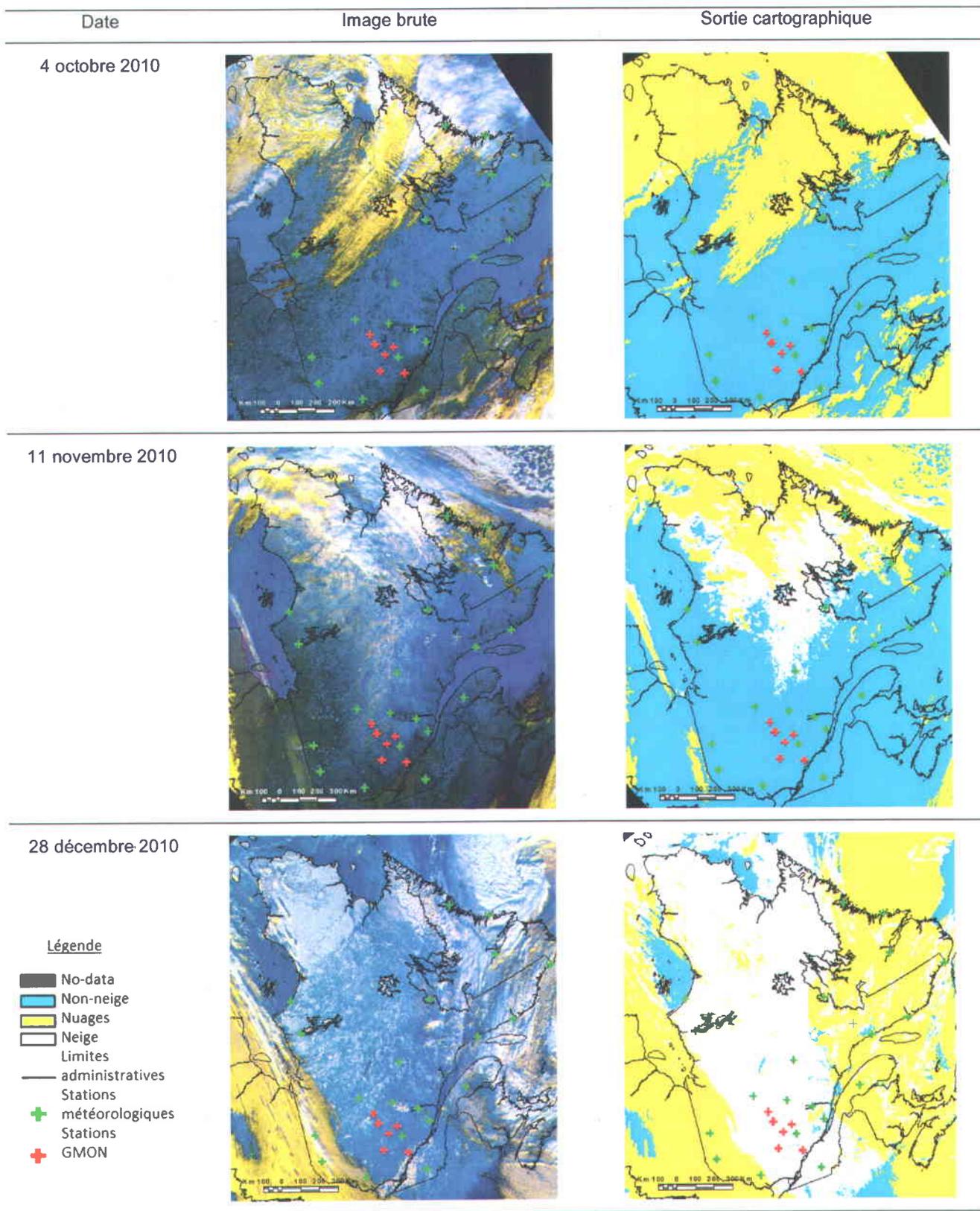


Figure 4-3. Cartes de neige de l'automne 2010.

#### 4.1.3 Validation de l'algorithme avec les observations empiriques

La Figure 4-4 illustre le suivi de la classification des échantillons de pixels de validation à chaque catégorie de surface par l'algorithme du printemps. Ainsi, chaque ligne correspond à un seuil de l'algorithme, et les colonnes, aux échantillons de neige, de non-neige et de nuages réservés pour la validation respectivement. Les pixels en vert sont ceux qui ont été attribués à la catégorie de surface définie par les seuils établies pour celle-ci. Les seuils 1, 4 et 6 sont dédiés à la détection de la non-neige tandis que les seuils 2, 3 et 5 sont attirés à la détection des nuages. Les pixels restants au sixième seuil sont ceux qui ont réussi à passer à travers les six seuils et ce fait, sont classés comme étant de la neige.

Il ressort que les seuils sont efficaces pour la détection des catégories de surface sur les images AVHRR-KLM. Les pixels de non-neige et de nuages sont rapidement écartés par les six seuils. Très peu de pixels sont considérés comme étant de la neige au final. Il existe néanmoins un risque de confusion entre les catégories de surfaces étant donné que celles-ci partagent des similitudes au niveau de leur radiométrie ( $T_4$ ,  $\Delta T_{45}$ , NDVI,  $\Delta T_{34}$  ou A3, A1). En effet, pour le premier seuil, certains échantillons de pixels de validation de nuages ont été classés à tort comme étant de la non-neige parce qu'ils sont plus chauds. Et certains échantillons de pixels de validation de non-neige pourront être classés éventuellement comme étant de la neige si leur radiométrie est très similaire à celle de la neige. À chaque seuil peut se produire une confusion entre les catégories de surface. Aucune classification n'est parfaite.

Par ailleurs, les échantillons de calibration et de validation n'ont pas été prélevés aux mêmes endroits, ni en même quantité, ni pour les mêmes dates sur les images de la série AVHRR-KLM. Ceci explique en partie les différences mineures observées entre les versions de l'automne et du printemps, de même que celles entre les versions 3B et 3A de l'algorithme. Se référer à l'Annexe III pour les résultats les concernant.

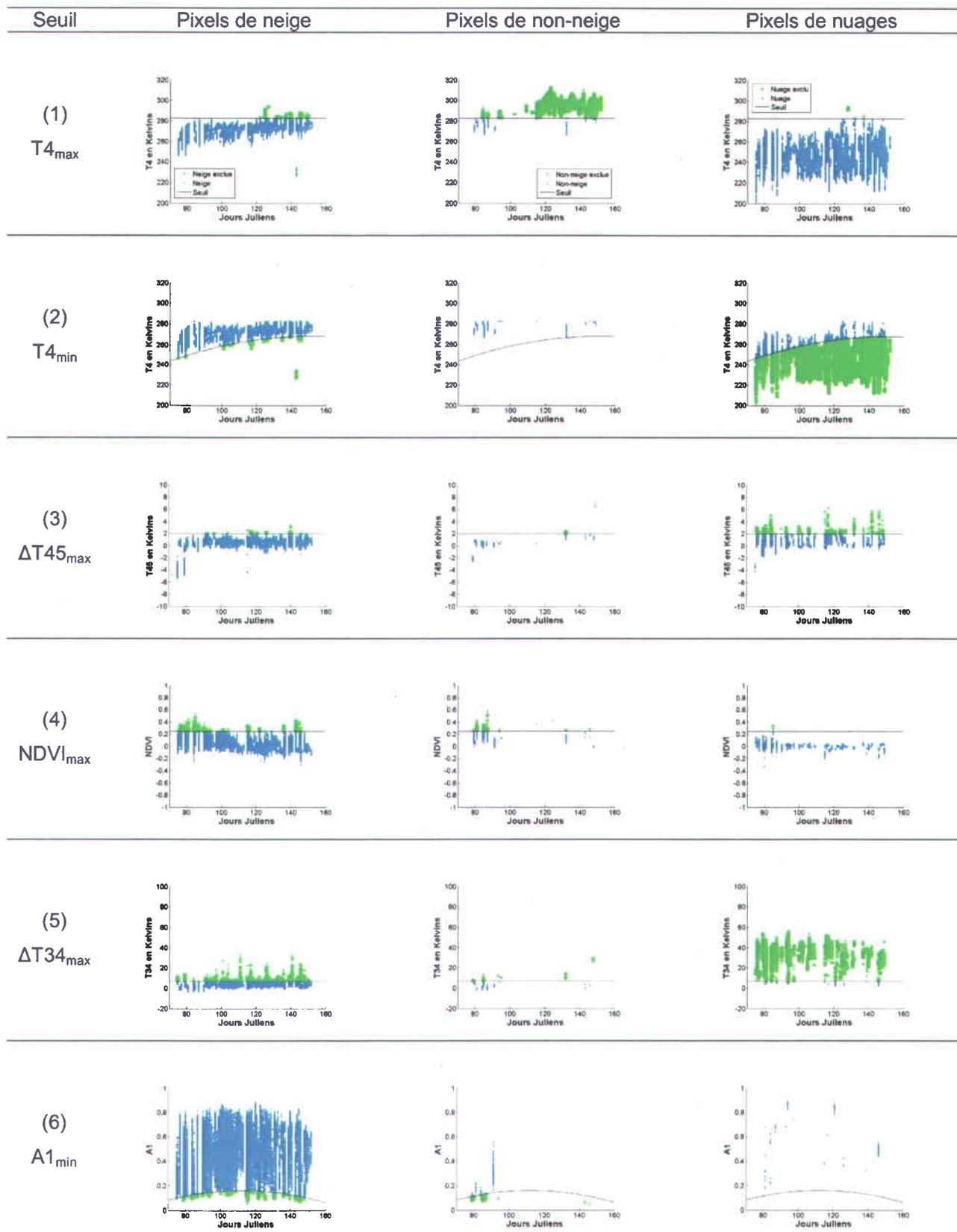


Figure 4-4. Suivi de la classification des échantillons de pixels de validation de neige, de non-neige et des nuages par l'algorithme de classification pour les images AVHRR du printemps avec la bande 3B.

La matrice d'erreur (Tableau 4-1) appuie quantitativement les affirmations faites à partir de la figure précédente. Les seuils de l'algorithme du printemps détectent la neige, la non-neige et les nuages avec un taux de succès global de 95% sur les images AVHRR-KLM. Les échantillons de neige ont été classés avec un taux de succès de 91%. L'erreur d'omission (9%) est plus importante que l'erreur de commission (0%). Les pixels de neige omis conduisent à une sous-estimation de la présence du couvert nival au printemps (voir l'Annexe III pour les résultats de l'automne). En effet, tel qu'il a été défini, l'algorithme est sévère à l'endroit de la neige. La plupart des pixels de neige omis ont été classés comme nuages (4524/6676=68%). Les échantillons de non-neige ont été classés avec un taux de succès de 98%. L'erreur de commission (13%) est largement supérieure à l'erreur d'omission (2%). La présence de la non-neige se voit donc surestimée au printemps (voir l'Annexe III pour les résultats de l'automne). Ce sont les pixels de neige qui sont les plus touchés par l'erreur de commission de la non-neige (2152/2181=99%). Au niveau des échantillons de nuages, ceux-ci sont classés avec un taux de succès parfait. L'erreur de commission est de 6%. La présence des nuages est également surestimée. La neige est la plus touchée par l'erreur de commission (4524/4614=98%). Les nuages sont très persistants durant cette période de l'année. Ils représentent 43% des pixels de validation. Le coefficient kappa de 0,92 révèle qu'il s'agit d'une très bonne classification.

**Tableau 4-1. Matrice d'erreur de la classification des échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps pour la période 1988 à 2011.**

Bande 3B		Classification				Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	68175	2152	4524	74851	91%	9%
	Non-neige	183	14717	90	14990	98%	2%
	Nuages	150	29	67126	67305	100%	0%
	Total	68505	16898	71740	157146		
	Erreur de commission	0%	13%	6%			
		κ=0,92		Taux de succès global		95%	

#### 4.1.4 Validation de l'algorithme aux stations météorologiques

La Figure 4-5 donne le décompte des observations de neige et de non-neige (en pourcentage) en fonction de l'accumulation de neige au sol observée aux 20 stations météorologiques, pour la période de fonte printanière 1988 à 2011. Elle vise à identifier les classes de hauteur de neige où l'algorithme pourrait avoir de la difficulté à détecter la neige, le cas échéant. Les chiffres indiqués dans le haut du graphique font référence au nombre total des observations présentes dans chaque classe. Les histogrammes ont été produits pour les trois groupes suivants : (1) toutes les stations météorologiques, (2) les stations météorologiques en zone forestière et (3) les stations météorologiques en zone ouverte (cf. Tableau 3-1).

L'algorithme du printemps détecte majoritairement la neige (dans 70% et plus des cas) sur les images AVHRR-KLM de la période 1988 à 2011. L'algorithme se comporte de façon attendue : il détecte une moins grande proportion de neige lorsque le couvert nival est en période de fonte printanière. L'erreur d'omission, c'est-à-dire la détection de non-neige par l'algorithme en présence de neige aux stations météorologiques, diminue avec l'épaisseur de neige. Les couvertures nivales de moins de 5 cm sont les plus touchées par l'erreur d'omission. Elle n'est presque plus présente à partir de 30 cm et plus de neige. Ces constatations sont également présentes dans l'algorithme de l'automne (se référer à l'Annexe IV).

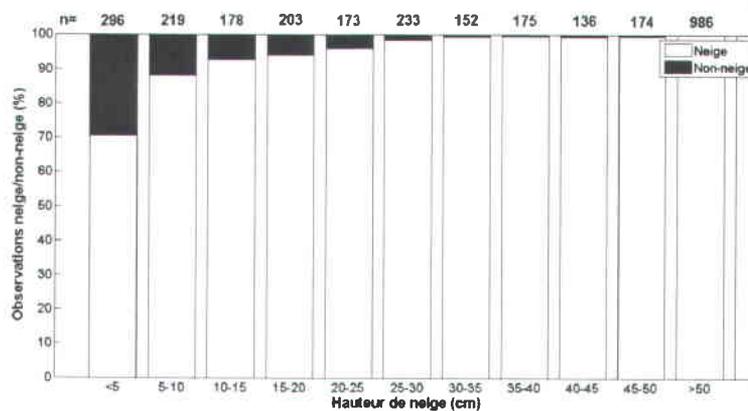
On observe une différence plus marquée dans la capacité de l'algorithme à détecter la neige en zone forestière au printemps : il a généralement plus de difficultés à détecter la neige, en particulier lorsque le couvert nival est mince (<5 cm). L'algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival répond à l'occupation du sol pour la détection de la neige. Il performe mieux dans les zones ouvertes.

Par ailleurs, la plupart des pixels de non-neige en zones ouvertes provient essentiellement des erreurs de géolocalisation lors du prétraitement des images AVHRR-KLM avec le système EODM-NRT. En fait, plusieurs stations météorologiques sont localisées le long de la côte du Québec et du Labrador telles que Kuujuarapik, Nain, Makkovik, Goose Bay, Blanc-Sablon, Natashquan et Rivière-au-Tonnerre. Une distorsion spatiale dans l'image AVHRR-KLM de l'ordre de 1 ou 2 km suffit pour que ces stations tombent dans l'eau et l'algorithme détecte alors automatiquement de la non-neige dans ces cas particuliers.

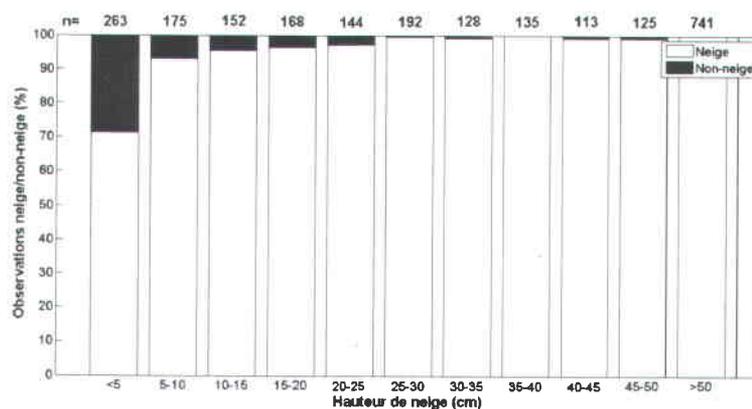
Type de zone

Graphique

Toutes  
les  
stations  
météorologiques



Stations  
météorologiques  
en  
zone ouverte



Stations  
météorologiques  
en  
zone forestière

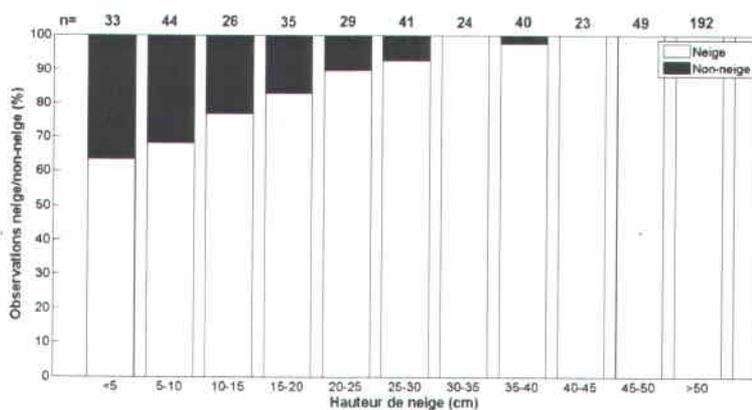


Figure 4-5. Détectabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3B de l'algorithme du printemps.

En condition de ciel clair, le taux de succès global de l'algorithme est de 98% (Tableau 4-2). Il détecte la présence de la neige aux stations météorologiques avec un taux de succès de 95% et la non-neige avec un taux de succès de 91%. L'algorithme a tendance à inventer de la neige aux stations alors qu'il n'y en a pas (302 pixels pour une erreur de commission de 10%) que d'en oublier (155 pixels pour une erreur d'omission de 5%). Par conséquent, la présence de non-neige est sous-estimée aux stations météorologiques. Les nuages sont persistants au printemps. Il s'agirait d'une bonne classification régionale comme l'atteste le coefficient kappa de 0,95. En examinant la Figure 4-5 on remarque que l'algorithme ne performe pas en période de fonte printanière pour la zone forestière, mais est assez performant en zones ouvertes. On ne devrait pas se baser uniquement sur la matrice de confusion pour juger de la qualité d'une cartographie satellitaire; les graphiques de la répartition des observations de neige/non-neige en fonction des classes de hauteur de neige et des grandes zones d'occupation du sol apportent de l'information supplémentaire.

**Tableau 4-2. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.**

Bande 3B		Classification				Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	2717	155		2872	95%	5%
	Non-neige	302	2917		3219	91%	9%
	Nuages			17470	17470		
	Total	3019	3072	17470	23561		
	Erreur de commission	10%	5%				
		κ=0,95		Taux de succès global		98%	

#### 4.1.5 Validation de l'algorithme aux stations GMON

L'algorithme du printemps se comporte autrement dans la zone forestière dense du bassin des Cascades (Figure 4-6). L'erreur d'omission prédomine encore plus au printemps. En effet, il détecte seulement la neige de manière efficace pour des valeurs d'EEN supérieures à 60 mm. Tout comme les stations météorologiques, l'algorithme détecte une plus grande proportion de neige aux stations GMON lorsque le couvert nival est épais.

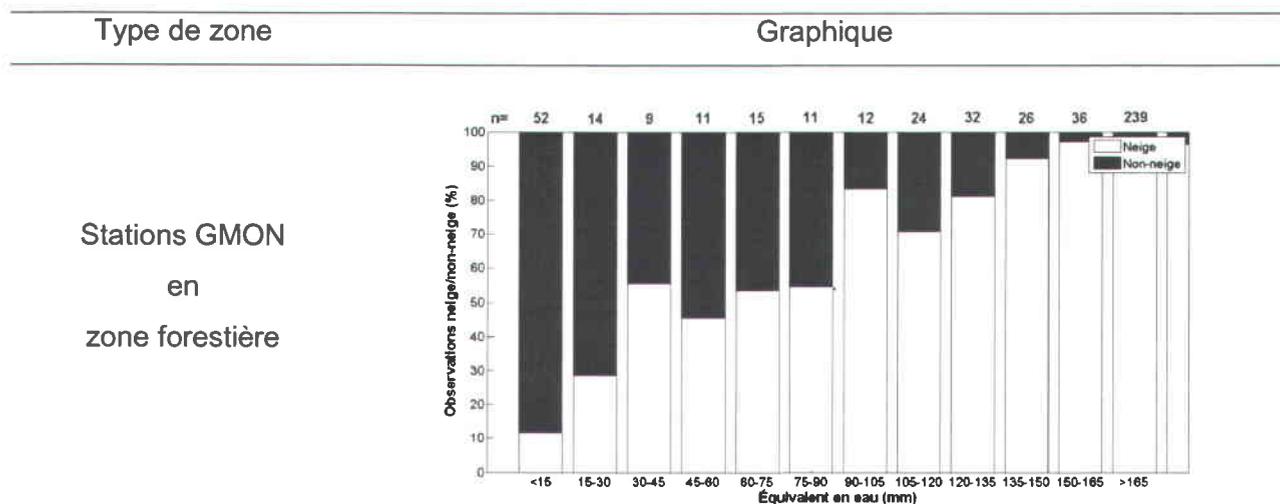


Figure 4-6. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3B de l'algorithme du printemps.

En condition de ciel clair, le taux de succès global de l'algorithme est de 96% (Tableau 4-3), ce qui est comparable à la performance observée aux stations météorologiques. L'algorithme détecte la neige aux stations GMON avec un taux de succès de 79% et la non-neige avec un taux de succès de 99%. Une fois de plus, l'algorithme a surtout tendance à oublier de la neige (105 pixels pour une erreur d'omission de 21%) que d'en inventer là où elle est inexistante (6 pixels pour une erreur de commission de 2%). La présence de la neige est donc sous-estimée aux stations GMON. Il s'agirait d'une bonne classification locale comme l'atteste le coefficient kappa de 0,92. La Figure 4-6 confirme que l'algorithme ne performe pas en zone forestière. Le taux de détection de la neige atteint 91% si on utilise un seuil de détection de 60 mm d'EEN (Tableau 4-4).

Tableau 4-3. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.

Bande 3B		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission		
		Neige	Non-neige			Nuages	Total
Pixels de validation	Neige	384	105		489	79%	21%
	Non-neige	6	423		429	99%	1%
	Nuages			1622	1622		
	Total	390	528	1622	2540		
	Erreur de commission	2%	20%				
		$\kappa=0,92$		Taux de succès global		96%	

Tableau 4-4. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011, avec un seuil de détection de 60 mm d'équivalent en eau de la neige.

Bande 3B		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission		
		Neige	Non-neige			Nuages	Total
Pixels de validation	Neige	364	35		399	91%	9%
	Non-neige	26	493		519	95%	5%
	Nuages			1622	1622		
	Total	390	528	1622	2540		
	Erreur de commission	7%	7%				
		$\kappa=0,95$		Taux de succès global		98%	

La Figure 4-7 montre l'évolution des paramètres radiométriques de la neige et de la non-neige aux stations GMON du bassin des Cascades ainsi que les seuils de l'algorithme du printemps. Les paramètres ont été extraits manuellement dans un rayon de 10 km autour des stations GMON sur chaque image du printemps (du 16 mars au 31 mai) pour les années 2008 et 2011. Ce voisinage tient compte de la diversité radiométrique de la neige et de la non-neige dans le bassin des Cascades contrairement à une extraction ponctuelle. Ces années ont la particularité d'avoir connu une période de fonte printanière tardive et hâtive respectivement. Les pixels ont été attribués à la catégorie neige lorsque la valeur d'EEN à la station est supérieure ou égale à 10 mm, sinon les pixels ont été attribués à la catégorie non-neige. En présence d'un couvert nuageux ou en cas de doute, les pixels n'ont pas été retenus.

Il ressort de cette figure que les seuils de l'algorithme du printemps sont plus ou moins représentatifs des conditions forestières du bassin des Cascades, là où se situent les stations GMON. Ce qui explique pourquoi il omet tant de neige dans cette région du sud du Québec. En effet, les pixels de neige peuvent avoir une température plus chaude, un NDVI plus élevé ou encore une réflectance dans le visible plus faible que les seuils de l'algorithme qui, rappelons-le ont été calculés sur l'ensemble des conditions historiques d'occupation du sol et météorologiques. Ces pixels ont donc été classés à tort dans la catégorie non-neige alors que les observations au sol indiquent la présence de neige.

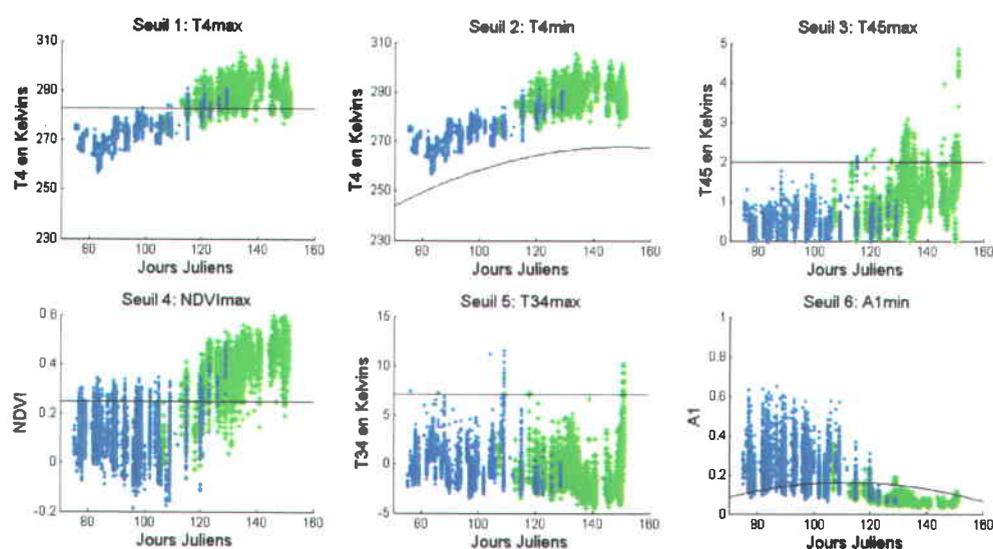


Figure 4-7. Évolution des paramètres radiométriques de la neige et de la non-neige aux stations GMON sur les images AVHRR du printemps avec la bande 3B.

#### 4.1.6 Comparaison des résultats de validation

Les matrices d'erreur de la classification des échantillons de validation de l'algorithme satellitaire de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival ont révélé une performance de l'ordre de 96% pour les deux versions de l'algorithme de l'automne (Annexe VI) ainsi que pour la version bande 3B du printemps. La performance de la version bande 3A du printemps se chiffre à 98%. Cette différence s'explique par le fait que la bande de l'infrarouge à ondes courtes est reconnue pour mieux discriminer la neige. Elle est d'ailleurs plus sensible au contenu en eau présent dans le couvert nival au printemps contrairement à la bande de l'infrarouge moyen (Dietz *et al.*, 2012).

Les versions de l'algorithme de cartographie donnent des taux de succès globaux variant entre 97% et 98% aux stations météorologiques et des taux de succès variant entre 96% et 98% aux stations GMON pour l'automne et le printemps respectivement. Les périodes transitoires de la saison hivernale se distinguent entre elles au niveau de leur capacité de détection de la neige. Ces taux varient entre 94% et 97% aux stations météorologiques et entre 67% et 82% aux stations GMON. Les graphiques de proportion de neige et de non-neige en fonction de la hauteur de neige au sol observée aux stations météorologiques ont révélé la présence d'une erreur d'omission et ce, pour les deux périodes transitoires. En effet, l'algorithme détecte de la non-neige en présence d'une accumulation de neige au sol aux stations météorologiques. Elle varie entre 3% et 6% aux stations météorologiques et entre 18% et 33% aux stations GMON. Il ressort que l'erreur d'omission sur la neige est plus importante en zone forestière que dans les zones ouvertes. Et cet effet est d'autant plus marqué durant la fonte printanière.

La nature du couvert nival et l'occupation du sol expliquent les différences observées. En effet, le couvert nival a amorcé son processus de métamorphose et de mûrissement au printemps. Il est plus dense, possède un fort contenu en eau, en glace et en impuretés comparativement à l'automne où il est blanc, frais et peu compact. Le contraste observé entre les zones forestières et ouvertes s'explique par la densité de la canopée végétale. En zone ouverte, la densité de la végétation est inférieure à 10% et la taille des arbustes ne dépasse guère les 3 m. La neige y est détectée plus facilement en zone ouverte en raison de la faible densité de la végétation qui n'obscurcit pas la neige sous-jacente dans les pixels AVHRR de 1 km de résolution. Les zones forestières possèdent une densité de canopée végétale comprise entre 40% et 60%, et atteignent parfois 80% en forêt de conifères dense. La neige au sol devient plus difficile à détecter à cause de la densité de la végétation mais aussi par les essences forestières la composant. Le couvert végétal dense obscurcit donc la neige sous-jacente dans les pixels AVHRR de 1 km. Ceci explique pourquoi elle est plus difficile à détecter en zone forestière et ce, pour des couvertures nivales plus épaisses. En zone ouverte, seuls les couverts minces sont difficiles à détecter. Notre validation aux stations météorologiques confirme que les capteurs optiques à résolution grossière comme NOAA-AVHRR ont généralement plus de difficultés à détecter les couvertures nivales de moins de 5 cm d'épaisseur (Appel *et al.*, 2003).

Un équivalent en eau de 15 mm correspond approximativement à une épaisseur de neige au sol de 5 cm et 60 mm à 20 cm (si on utilise une densité standard de 0,3). Ces seuils de détectabilité de la neige suggèrent que l'état du couvert nival pourrait affecter la performance de l'algorithme,

en particulier au printemps. L'algorithme connaît plus de difficultés à détecter un couvert nival de 20 cm, dense, sale, avec un fort contenu en eau au printemps que de détecter un couvert nival frais, peu compact, de 5 cm à l'automne. Notre validation aux stations GMON confirment les résultats obtenus dans de nombreuses études : la neige est plus difficile à détecter en zone forestière dense (Barton *et al.*, 2000, Tait *et al.*, 2001, Hall *et al.*, 2002, Vikhamar *et al.*, 2002).

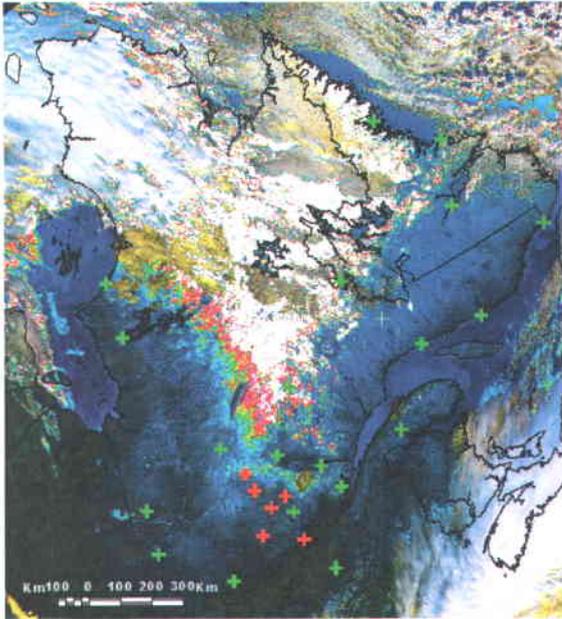
Les résultats de l'algorithme sont comparables à ceux d'autres études utilisant des méthodes analogues. Voigt *et al.* (1999), qui ont développé un algorithme similaire au nôtre, ont trouvé que les résultats de leur approche appliqués au territoire suisse s'accordent avec les observations au sol dans 60% à 90% des cas. Quant à Romanov *et al.* (2000) dont l'algorithme utilise les données du satellite GOES combinées à celles du capteur micro-ondes passives SSM/I, ils ont réussi à suivre l'étendue du couvert nival à l'échelle de l'Amérique du nord avec un taux de succès de 85%. Appel *et al.* (2003) ont développé et appliqué un algorithme à seuils pour la détection de la neige en Allemagne utilisant l'imagerie NOAA-AVHRR. Ils ont obtenu un taux de succès de 95%.

## **4.2 Algorithme d'estimation d'ensemble**

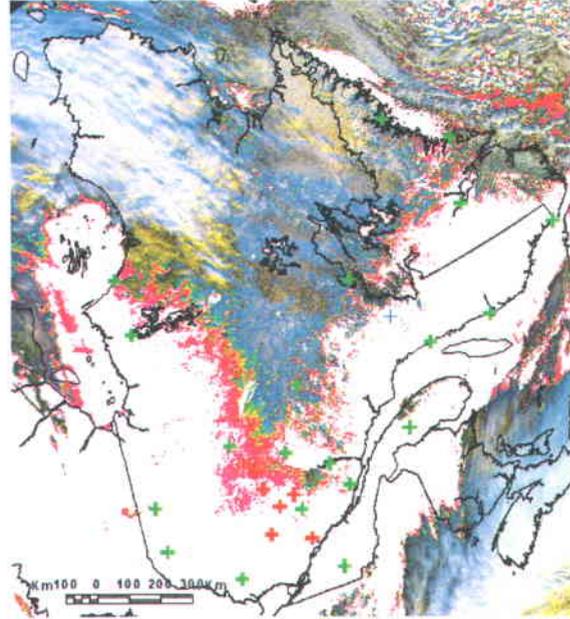
### *4.2.1 Analyse visuelle des cartes de neige*

La Figure 4-8 présente le résultat de la classification d'estimation d'ensemble pour la date du 10 novembre 2010. Le dégradé de couleurs apporte de l'information supplémentaire : il matérialise l'incertitude associée à chacune des catégories de surfaces présentes sur les images AVHRR-KLM. Dans un contexte de prévision des volumes de crue à venir, la classification d'estimation d'ensemble possède l'avantage d'être plus flexible comparativement à l'approche classique. L'approche classique donne un résultat binaire, c'est-à-dire la présence ou l'absence de neige dans un pixel. L'approche d'estimation d'ensemble matérialise l'ampleur de la zone de transition du front de neige. Comme le couvert nival se distribue de façon continue, une faible probabilité de neige pourrait indiquer la présence d'un couvert fragmentaire par exemple.

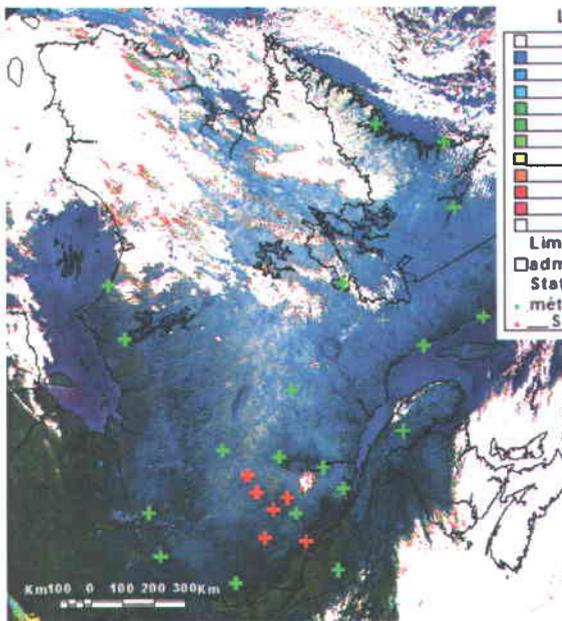
Probabilité de neige



Probabilité de non-neige



Probabilité de nuage



Carte classique

Légende

□	0.00
□	0.01-0.09
□	0.10-0.19
□	0.20-0.29
□	0.30-0.39
□	0.40-0.49
□	0.50-0.59
□	0.60-0.69
□	0.70-0.79
□	0.80-0.89
□	0.90-0.99
□	1.00
□	Limites
□	administratives
□	Stations
+	météorologiques
+	Stations GMON

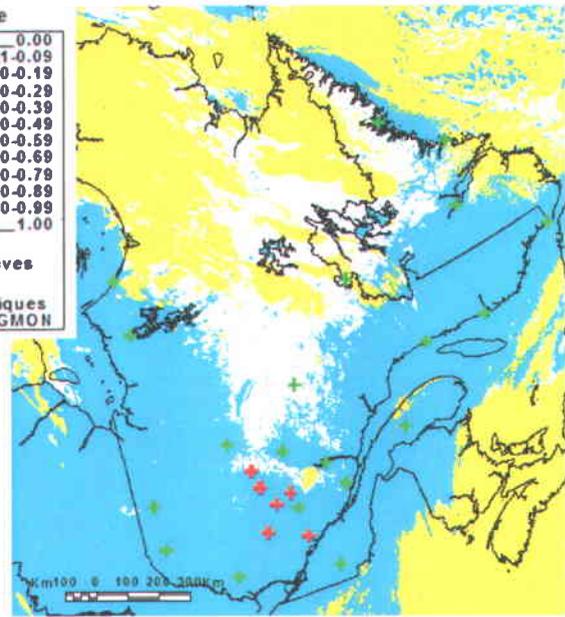


Figure 4-8. Aperçu global de la carte d'estimation d'ensemble du 10 novembre 2010.

#### 4.2.2 Validation de l'algorithme avec les observations empiriques

La cartographie d'estimation d'ensemble a été validée sur les échantillons de pixels réservés pour la validation. La matrice de confusion (Tableau 4-5) révèle une augmentation substantielle de l'erreur d'omission sur la neige. L'erreur d'omission est de 16% pour l'algorithme d'estimation d'ensemble du printemps, ce qui correspond à une hausse de l'ordre de +7% par rapport à l'algorithme classique. Une hausse de l'erreur de commission sur la non-neige est également observée. L'erreur de commission est de 31%. Il s'agit d'une hausse de l'ordre de +18% par rapport à l'algorithme classique. L'algorithme du printemps est de loin le plus affecté par la diversité engendrée par l'estimation d'ensemble (Annexe VI, Tableau-A.VI.1 et Tableau-A.VI.2). La matrice de confusion révèle aussi une performance inférieure comparativement à l'approche classique. En effet, le taux de succès global est de 3% inférieur à l'algorithme classique et le coefficient kappa a diminué de 0,05.

Ces résultats suggèrent que l'algorithme d'estimation d'ensemble réagit à la diversité engendrée par la fluctuation aléatoire des paramètres de seuils. La diminution de la performance s'explique par le fait que les modèles de percentiles sélectionnés par la fonction objective de création de la diversité excluent plus de neige. Ainsi, l'algorithme d'estimation d'ensemble sous-estime davantage la présence de neige comparativement à l'algorithme classique.

**Tableau 4-5. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps pour la période 1988 à 2011.**

Bande 3B		Classification d'ensemble					
		Neige	Non-neige	Nuages	Total	Taux de succès	Erreur d'omission
Pixels de validation	Neige	63221	6519	5111	74851	84%	16%
	Non-neige	155	14751	84	14990	98%	2%
	Nuages	79	102	67124	67305	100%	0%
	Total	63455	21372	72319	157146		
	Erreur de commission	0%	31%	7%			
		κ=0,87		Taux de succès global		92%	

L'estimation d'ensemble nous a permis d'en apprendre davantage sur l'algorithme de cartographie du couvert nival, notamment au niveau de son échantillonnage. L'Annexe VI (Figure-A.VI.3 à Figure-A.VI.8) illustre la distribution des probabilités d'appartenance aux classes majoritaires de neige, de non-neige et de nuages des échantillons de pixels réservés

pour la validation. Voici une brève explication du contenu de cette annexe. Par exemple, pour le graphique de la cellule « observation = neige, classification = neige » de la matrice de confusion de la Figure-A.VI.6, il s'agit de la distribution des probabilités de neige des 8159 pixels de neige qui ont été classés majoritairement comme étant de la neige par l'estimation d'ensemble. Dans la Figure-A.VI.7 se trouve la distribution des probabilités de non-neige pour ces mêmes pixels de validation et celle des probabilités de nuages, dans la Figure-A.VI.8. Le principe s'applique pour les autres graphiques. La confusion entre les catégories de surfaces est encore présente. Ainsi, dans la Figure-A.VI.6, 90% des pixels de validation de non-neige ont été classés comme neige par l'estimation d'ensemble avec des probabilités de 100%. Les pixels de validation qui ont été classés dans d'autres catégories de surfaces suggèrent que ces échantillons de pixels peuvent avoir été mal interprétés lors de l'étalonnage de l'algorithme. Il est possible que des pixels de non-neige ont été pris dans la catégorie neige (et vice-versa) puisque l'échantillonnage a été fait par groupes de pixels (qui peuvent inclure d'autres types de surfaces) au lieu d'une approche pixel par pixel. Ce risque de confusion est inhérent à la délimitation manuelle des pixels durant le processus d'étalonnage de l'algorithme.

#### 4.2.3 *Validation de l'algorithme aux stations météorologiques et GMON*

L'estimation d'ensemble a été validée sur les observations de neige au sol aux stations météorologiques et GMON. Les Figure 4-9 et Figure 4-10 révèlent que l'estimation d'ensemble réagit de façon similaire à l'algorithme classique. Tout comme l'approche classique, l'erreur d'omission diminue avec l'augmentation de l'épaisseur du couvert nival. Elle est plus marquée dans les zones forestières que dans les zones ouvertes, ce qui est cohérent avec les résultats de l'algorithme classique. Ici s'arrêtent les similitudes entre les deux approches. La principale différence est que l'erreur d'omission sur la neige est plus prononcée dans l'algorithme d'estimation du printemps. Ainsi, même en considérant toutes les stations météorologiques comme un tout, il ne parvient pas à détecter efficacement la neige (moins de 50% des cas) pour un couvert nival inférieur à 5 cm. En zone forestière, il ne parvient pas à détecter la neige pour des épaisseurs de couvert nival inférieures à 20 cm (il la détecte dans 30% à 40% des cas). Par ailleurs, aux stations GMON, l'effet est d'autant plus amplifié au printemps. L'algorithme d'estimation d'ensemble ne détecte pas majoritairement la neige pour des équivalents en eau inférieurs à 150 mm, sinon plus. Selon les matrices de confusion, l'estimation d'ensemble performe à niveau égal avec l'algorithme classique (Tableau 4-6 et Tableau 4-7). Une différence

de 1% entre les deux approches n'est pas jugée comme étant significative. Se référer aux Annexes VII et VIII pour les résultats de l'algorithme de l'automne.

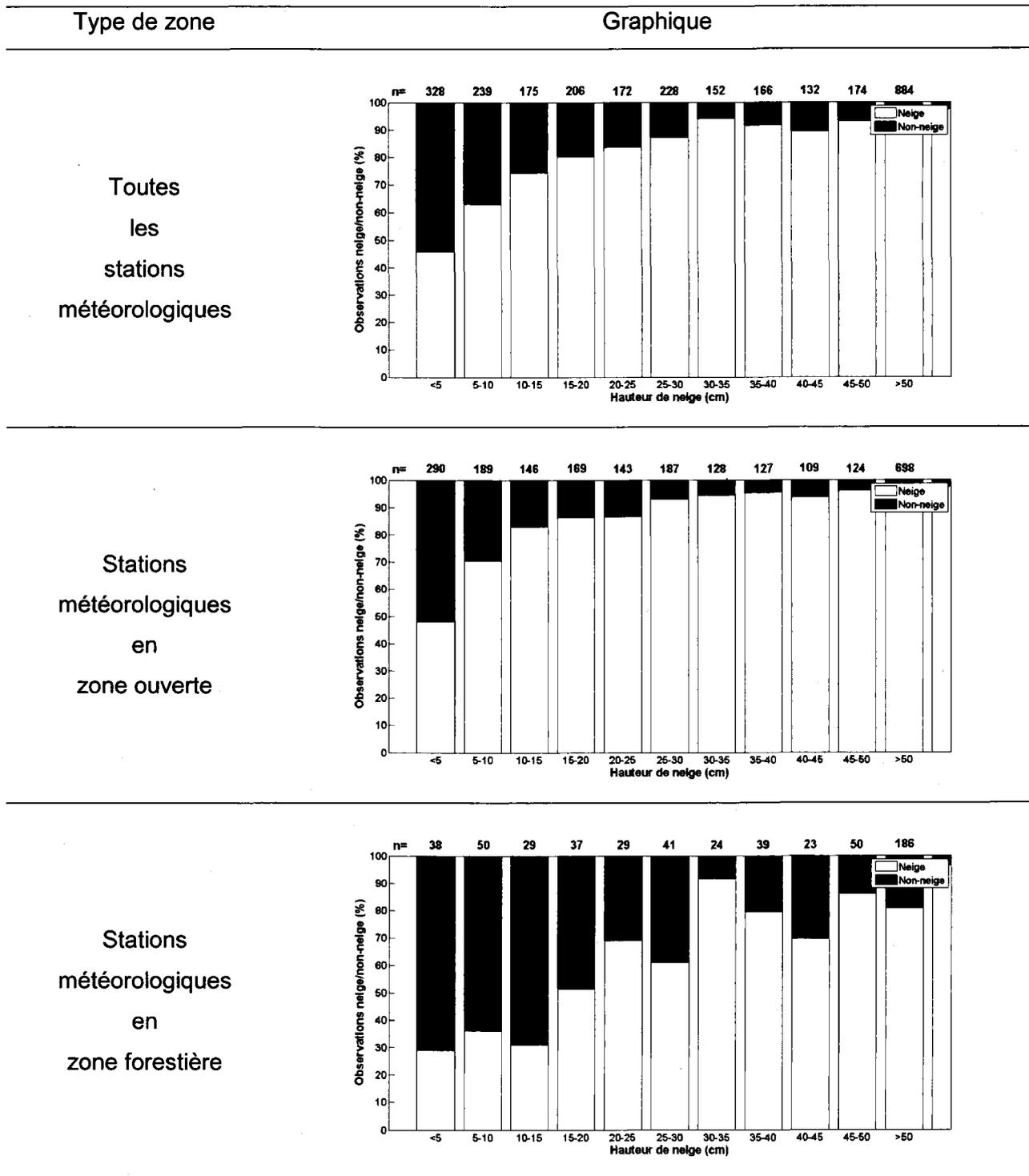


Figure 4-9. Détectabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3B de l'algorithme d'estimation d'ensemble du printemps.

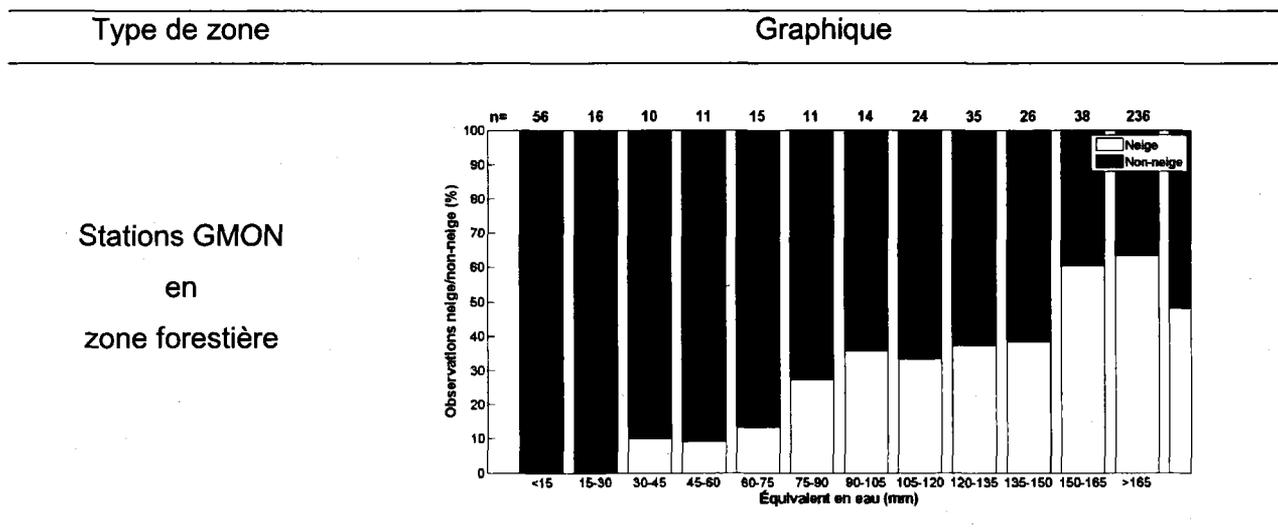


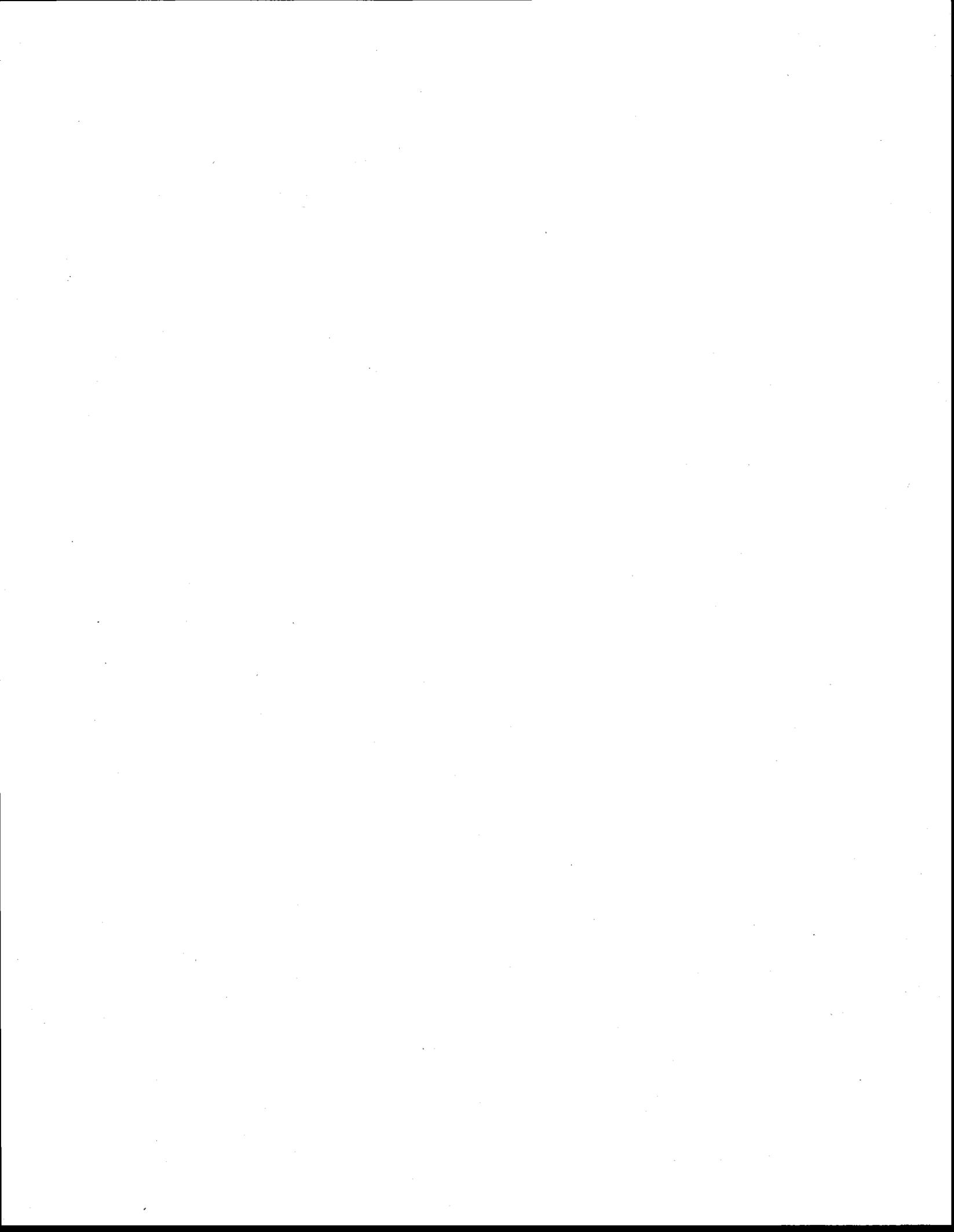
Figure 4-10. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3B de l'algorithme d'estimation d'ensemble du printemps.

Tableau 4-6. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.

Bande 3B		Classification d'ensemble				Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	2608	154		2762	94%	6%
	Non-neige	294	2893		3187	91%	
	Nuages			17470	17470		
	Total	2902	3047	17470	23419		
	Erreur de commission	10%	5%				
		κ=0,95		Taux de succès global		98%	

Tableau 4-7. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.

Bande 3B		Classification d'ensemble				Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	381	105		486	78%	22%
	Non-neige	4	415		419	99%	
	Nuages			1622	1622		
	Total	385	520	1622	2527		
	Erreur de commission	1%	20%				
		κ=0,92		Taux de succès global		96%	



## 5. Conclusion générale

L'objectif de la présente étude était de développer un algorithme satellitaire de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival au Québec-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR. Ceci a été fait dans le but de répondre aux questions suivantes : *Quelle est la performance de l'algorithme pour le territoire du Québec-Labrador? L'algorithme performe-t-il mieux pour une période particulière de la saison hivernale? L'algorithme performe-t-il mieux dans un type de milieu en particulier? L'algorithme performe-t-il mieux à partir d'une hauteur de neige spécifique? L'approche d'estimation d'ensemble donne-t-elle de meilleurs résultats que l'approche classique?*

Pour y parvenir, une approche de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival a été développée à partir d'observations empiriques d'images NOAA-AVHRR acquises durant 23 périodes transitoires d'établissement et de fonte printanière du couvert nival, pour la période 1988 à 2011. La procédure comporte six seuils de classification appliqués séquentiellement sur les images de la série AVHRR-KLM afin d'y produire des cartes de présence/absence de neige. L'algorithme a été adapté à l'approche d'estimation d'ensemble. Cette autre procédure a la particularité de générer des cartes de probabilité de présence/absence du couvert nival. Les images satellitaires NOAA-AVHRR retenues permettent la cartographie quotidienne d'un vaste territoire comprenant l'Est de l'Ontario, le Québec, le Labrador et les maritimes. L'information concernant l'étendue du couvert nival sur un territoire aussi vaste et difficilement accessible pour l'instrumenter ne peut être obtenue autrement que par les données de télédétection satellitaire.

La performance globale de l'algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival est supérieure à 95% pour les deux périodes de transition du cycle hydrologique. Il détecte la présence de neige avec un taux de succès supérieur à 90%. Toutefois, en zone forestière, ce taux de succès chute à 65%. L'algorithme d'estimation d'ensemble affiche une performance plus faible étant donné qu'il est plus sévère vis-à-vis la neige. Les résultats obtenus sont concordants avec les études antérieures: les algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival à partir des capteurs optiques (AVHRR, MODIS, GOES, VEGETATION, etc.) éprouvent plus de difficultés à détecter la présence de la couverture nivale dans les zones forestières que dans les zones ouvertes. Nos résultats ont aussi démontré que notre approche de cartographie

éprouve plus de difficultés à détecter la neige en zone forestière durant la période de fonte printanière étant donné que le fort contenu en eau du couvert nival diminue sa réflectance ainsi que sa valeur de NDVI et par conséquent, sa capacité à être identifié sur les images satellitaires se voit réduite. La principale limitation de l'approche est la persistance du couvert nuageux qui obstrue le sol durant plusieurs jours consécutifs. Ce qui rend difficile le calcul du jour probable d'établissement et de fonte printanière du couvert nival ou du délai temporel qui existe entre la réalité-terrain et la carte.

Le produit de neige développé pour le Québec et le Labrador permet de supporter les études climatologiques et hydrologiques. Par exemple, pour les études climatologiques, les cartes de neige ainsi produites pourront être utilisées pour valider les simulations du MRCC sur la période 1988 à 2011. La mise à jour de l'atlas régional de neige permet de calculer des probabilités historiques concernant le jour probable d'établissement et de fonte printanière et ce, partout sur le territoire du Québec-Labrador, d'estimer la durée de la saison hivernale et de déduire la présence de patrons de fonte dans un contexte de changement climatique. L'organisme Nature-Québec a démontré un intérêt marqué pour l'atlas de neige pour les questions concernant la préservation d'espèces menacées, telles le caribou forestier (*Rangifer tarandus caribou*) et le carcajou (*Gulo gulo*) ([www.naturequebec.org](http://www.naturequebec.org)). Cet organisme souhaite réintroduire le carcajou au Québec, au Labrador et dans l'Est de l'Ontario. Pour ce faire, ils doivent disposer de l'information sur le couvert nival dans le but d'identifier des secteurs propices à la réintroduction de l'espèce. Ces sites sont choisis en fonction d'un facteur : la neige doit être présente en date du 15 mai pour assurer la survie en tanière des bébés carcajou. L'atlas de neige constitue donc un outil complémentaire pour les soutenir dans leurs efforts de recherche et de conservation des habitats.

Au niveau des études hydrologiques, le produit de neige est testé en mode pré-opérationnel chez Hydro-Québec. Il s'agit pour cette entreprise d'un outil supplémentaire pour la prévision des apports en eau dans les barrages hydroélectriques. Toutefois, des efforts de recherche doivent être faits afin de réduire l'erreur d'omission. Les cartes de neige produites par les deux approches (algorithme classique et d'estimation d'ensemble) indiquent souvent une absence de neige alors qu'il y en a de mesurer aux stations GMON, une zone prioritaire pour Hydro-Québec. Ce qui implique un délai temporel, de quelques jours à deux semaines, entre les cartes de neige et la réalité-terrain. Ce type d'erreur a donc des répercussions monétaires pour l'organisme :

l'eau non-prévue arrivant dans les réservoirs déjà pleins ne peut être turbinée et générer des profits.

Il est prévu de perfectionner le produit de neige. Une première recommandation est l'intégration de sous-tests dans l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR. Il a été observé à de nombreuses reprises sur les sorties cartographiques que de grandes surfaces nuageuses de la taille d'un bassin versant peuvent être classées comme étant de la non-neige. Dans ces cas particuliers les nuages sont plus chauds que la moyenne et ont été attribués automatiquement à la classe non-neige par le premier seuil  $T_{4_{max}}$ . Or ces nuages se distinguent des surfaces non-enneigées par de fortes différences de températures entre les canaux 3 et 4 d'AVHRR ( $\Delta T_{34}$ ). Donc, tester le  $\Delta T_{34}$  des pixels de l'image en même temps que le  $T_{4_{max}}$  permettrait de réduire la confusion entre les nuages chauds et les surfaces non-enneigées dès l'application du premier seuil. On propose également une vérification plus approfondie des sites d'entraînement utilisés pour l'étalonnage de l'algorithme afin de s'assurer que ces derniers ont été classés dans la bonne catégorie de surface (neige ou non-neige). Rappelons que ces sites ont été choisis sur les connaissances d'un observateur. Pour ce faire on suggère d'utiliser des observations de terrain additionnelles (ex. les observations de neige des SR50 d'Hydro-Québec installés dans le bassin de la Gatineau) ou les images de haute résolution spatiale comme MODIS ou LANDSAT pour supporter cette vérification.

Tel qu'ils ont été étalonnés, les seuils empiriques de l'algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival représentent à la fois les conditions historiques d'occupation du sol et climatologiques du Québec-Labrador, pour la période 1988 à 2011. Le taux de détection des surfaces enneigées et non-enneigées dépend des paramètres de seuils de l'algorithme. Les seuils, qui ont été calculés à partir d'un lot pêle-mêle d'échantillons de pixels de neige provenant de plusieurs occupations du sol, ne sont pas nécessairement représentatifs des températures maximales et minimales, du NDVI et de la réflectance de la neige dans certaines occupations du sol, ou encore pour des années exceptionnelles d'établissement ou de fonte printanière. C'est pourquoi il y a tant d'omission de neige en zone forestière. Cet aspect a d'ailleurs été mis en évidence dans l'approche d'estimation d'ensemble par le plus faible taux de détection de la neige. Une deuxième recommandation vise l'adaptation des seuils en fonction de l'occupation du sol pour améliorer les sorties de l'algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival. Une telle amélioration est souhaitable, en particulier dans les bassins désignés comme prioritaires là où des cartes précises sont requises. Par ailleurs, en se servant du jour julien pour

représenter l'évolution temporelle de l'état du couvert nival durant la saison hivernale, les seuils forcent l'algorithme à adopter une climatologie. Les années tardives et hâtives sont sujettes à des erreurs si elles s'éloignent trop des conditions normales. Pour cette raison, on recommande non seulement l'adaptation des seuils de l'algorithme en fonction de l'occupation du sol mais aussi en fonction de la météorologie actuelle. Dans un contexte de suivi opérationnel de la présence du couvert nival, l'intégration des conditions météorologiques des jours précédents apporte de l'information sur la présence possible de neige (ou son absence) pour un jour donné. Les seuils de l'algorithme offriront une grande souplesse à la météorologie.

Une troisième recommandation visant à améliorer les sorties de l'algorithme est l'utilisation des données de la classe concurrente lors de l'étalonnage des seuils. En effet, tel qu'il a été conçu, les paramètres de seuils de l'algorithme ont été calculés à partir des données radiométriques de la neige. Ainsi, un certain nombre de pixels de neige sont attribués à la classe concurrente (la non-neige ou les nuages). Nous proposons d'utiliser les données radiométriques de la classe concurrente, c'est-à-dire la non-neige ou les nuages, au moment de l'étalonnage des seuils. Ce qui permettrait d'obtenir un compromis entre les caractéristiques de la neige et de la non-neige, mais aussi entre la neige et les nuages. Par ailleurs, les résultats obtenus dans l'approche d'estimation d'ensemble supportent ce choix. Les seuils pourraient être déplacés dans la non-neige et les nuages au lieu de se déplacer seulement dans la neige. Ce qui pourrait améliorer le taux de détection de la neige.

À ces adaptations s'ajoutent d'autres stratégies de cartographie telles que l'utilisation d'images multi-passage, les procédures de fusion de capteurs et de fusion temporelle, les techniques d'estimation d'ensemble pour combiner les résultats de plusieurs produits de neige (AVHRR, SSM/I à seuils dynamiques, GOES+SSM/I, MODIS, IMS, *GlobSnow*, etc).

## 6. Références bibliographiques

- Allen RC, Durkee PA & Wash CH (1990) Snow cloud discrimination with multispectral satellite measurements. *Journal of Applied Meteorology* 29(10):994-1004.
- Ananasso C, Santoleri R, Marullo S & D'Ortenzio F (2003) Remote sensing of cloud cover in the Arctic region from AVHRR data during the ARTIST experiment. *International Journal of Remote Sensing* 24(3):437-456.
- Appel F & Bach H (2003) Near-real-time derivation of snow cover maps for hydrological modeling using operational remote sensing data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2003)*. (Toulouse, France), p 2814-2816.
- Armstrong RL & Brodzik MJ (2001) Recent Northern Hemisphere snow extent: A comparison of data derived from visible and microwave satellite sensors. *Geophysical Research Letters* 28(19):3673-3676.
- Baghdadi N, Gauthier Y & Bernier M (1997) Capability of multitemporal ERS-1 data for wet-snow mapping. *Remote Sensing of Environment* 60(2):174-186.
- Barton JS, Hall DK & Riggs GA (2000) Remote sensing fractional snow cover using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data. *57th Eastern Snow Conference*. (Syracuse, USA), Hardy J (Édit.).
- Baum BA & Trepte Q (1999) A grouped threshold approach for scene identification in AVHRR imagery. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* 16(6):793-800.
- Bernier PY (1987) Microwave remote sensing of snowpack properties: potential and limitations. *Nordic Hydrology* 18(1):1-20.
- Bitner D, Carroll T, Cline D & Romanov P (2002) An assessment of the differences between three satellite snow cover mapping techniques. *Hydrological Processes* 16(18):3723-3733.
- Breiman L (1996) Bagging predictors. *Machine Learning* 24(2):123-140.
- Brown R & Armstrong RL (2008) Snow-cover data: measurement, products, sources. *Snow and Climate: Physical Processes, Surface Energy Exchange and Modeling*, Armstrong RL & Brun E (Édit.) Cambridge University Press, Cambridge, UK. p 181-216.
- Brown RD (2010) Analysis of snow cover variability and change in Québec, 1948-2005. *Hydrological Processes* 10.1002/hyp.7565.
- Bussi eres N, De S eve D & Walker AE (2002) Evaluation of MODIS snow cover products over Canadian regions. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2002)*. (Toronto, Canada), p 2302-2304.

- Caya D & Laprise R (1999) A semi-implicit semi-Lagrangian regional climate model: The Canadian RCM. *Monthly Weather Review* 127(2-3):341-362.
- Chang ATC, Foster J & Hall DK (1987) NIMBUS-7 SMMR derived global snow cover parameters. *Annals of Glaciology* 9:39-44.
- Chang ATC & Rango A (2000) *Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for the AMSR-E Snow Water Equivalent Algorithm.*, [http://nsidc.org/data/amsre/pdfs/amsr\\_atbd\\_snow.pdf](http://nsidc.org/data/amsre/pdfs/amsr_atbd_snow.pdf)
- Chokmani K, Bernier M, Pâquet L-M, Goïta K, Royer A, Comtois-Boutet F, Turcotte M, Zhang Y, Forcier L-C & Massalabi A (2009) Développement d'algorithmes pour le suivi par satellite de la couverture de neige au sol à l'échelle du bassin versant. (R1103, Institut National de la Recherche Scientifique-Eau, Terre et Environnement, Québec, Canada).
- Chokmani K, Bernier M, Paquet LM, Dever K, Gauthier Y & Royer A (2006a) Snow mapping over Eastern Canada for climate change studies purpose using historical NOAA-AVHRR and SSM/I data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2006)*. (Denver, USA), p 747-750.
- Chokmani K, Bernier M & Slivitzky M (2006b) 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, Dever K, Bernier M, Gauthier Y & Paquet LM (2010) Adaptation of the SNOWMAP algorithm for snow mapping over eastern Canada using Landsat-TM imagery. *Hydrological Sciences Journal* 55(4):649-660.
- Choquette Y, Lavigne P, Nadeau M, Ducharme P, Martin JP, Houdayer A & Rogoza J (2008) GMON, a new sensor for snow water equivalent via gamma monitoring. *International Snow Science Workshop*. (Whistler, Canada), p 802-807.
- Colwell RN (1983) *Manual of Remote Sensing*. American Society of Photogrammetry, Falls Church, USA, Second edition
- Congalton RG & Green K (1999) *Assessing the accuracy of remote sensed data: principles and practices*. CRC Press, Boca Raton, USA. 160 p
- Dankers R & De Jong SM (2004) Monitoring snow-cover dynamics in Northern Fennoscandia with SPOT VEGETATION images. *International Journal of Remote Sensing* 25(15):2933-2949.
- De Sève D, Bernier M, Fortin JP & Walker A (1997) Preliminary analysis of snow microwave radiometry using the SSM/I passive-microwave data: The case of La Grande River watershed (Quebec). *Annals of Glaciology* 25:353-361.
- De Sève D, Bernier M, Fortin JP & Walker AE (2001) Estimation de l'équivalent en eau de la neige dans un milieu de taïga à l'aide des données SSM/I. *Téledétection* 2(1):13-28.
- De Sève D, Évora ND & Tapsoba D (2007) Comparison of three algorithms for estimating Snow Water Equivalent (SWE) over the La Grande River watershed using SSM/I data in the context of Hydro-Quebec's hydraulic power management. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2007)*. (Barcelona, Spain), p 4257-4260.

- De Sève D, Vachon F & Choquette Y (2012) A dynamic algorithm for mapping of snow cover using SSM/I data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. (Munich, Germany), p 4875-4878.
- Derksen C & LeDrew E (2000) Variability and change in terrestrial snow cover: Data acquisition and links to the atmosphere. *Progress in Physical Geography* 24(4):469-498.
- Derksen C, Walker A & Goodison B (2003a) A comparison of 18 winter seasons of in situ and passive microwave-derived snow water equivalent estimates in Western Canada. *Remote Sensing of Environment* 88(3):271-282.
- Derksen C, Walker A & Goodison B (2005) Evaluation of passive microwave snow water equivalent retrievals across the boreal forest/tundra transition of western Canada. *Remote Sensing of Environment* 96(3-4):315-327.
- Derksen C, Walker A, LeDrew E & Goodison B (2003b) Combining SMMR and SSM/I data for time series analysis of Central North American snow water equivalent. *Journal of Hydrometeorology* 4(2):304-316.
- Derrien M, Farki B, Harang L, LeGléau H, Noyalet A, Pochic D & Sairouni A (1993) Automatic cloud detection applied to NOAA-11/AVHRR imagery. *Remote Sensing of Environment* 46(3):246-267.
- Dietz AJ, Kuenzer C, Gessner U & Dech S (2012) Remote sensing of snow - a review of available methods. *International Journal of Remote Sensing* 33(13):4094-4134.
- Dozier J (1989) Spectral signature of alpine snow cover from the Landsat Thematic Mapper. *Remote Sensing of Environment* 28:9-22.
- Dozier J & Painter TH (2004) Multispectral and hyperspectral remote sensing of alpine snow properties. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences* 32:465-494.
- Evora ND, Tapsoba D & De Sève D (2008) Combining artificial neural network models, geostatistics, and passive microwave data for snow water equivalent retrieval and mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46(7):1925-1939.
- Foster JL, Hall DK, Eylander JB, Riggs GA, Nghiem SV, Tedesco M, Kim E, Montesano PM, Kelly REJ, Casey KA & Choudhury B (2011) A blended global snow product using visible, passive microwave and scatterometer satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 32(5):1371-1395.
- Foster JL, Sun C, Walker JP, Kelly R, Chang A, Dong J & Powell H (2005) Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations. *Remote Sensing of Environment* 94(2):187-203.
- Freund Y & Schapire RE (1997) A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting. *Journal of Computer and System Sciences* 55(1):119-139.
- Gao Y, Xie H, Lu N, Yao T & Liang T (2010) Toward advanced daily cloud-free snow cover and snow water equivalent products from Terra-Aqua MODIS and Aqua AMSR-E measurements. *Journal of Hydrology* 385(1-4):23-35.

- Gesell G (1989) An algorithm for snow and ice detection using AVHRR data - an extension to the APOLLO software package. *International Journal of Remote Sensing* 10(4-5):897-905.
- Goïta K, Walker AE & Goodison BE (2003) Algorithm development for the estimation of snow water equivalent in the boreal forest using passive microwave data. *International Journal of Remote Sensing* 24(5):1097-1102.
- Grody NC & Basist AN (1996) Global identification of snowcover using SSM/I measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 34(1):237-249.
- Hall DK & Riggs GA (2007) Accuracy assessment of the MODIS snow products. *Hydrological Processes* 21(12):1534-1547.
- Hall DK, Riggs GA & Salomonson VV (1995) Development of methods for mapping global snow cover using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment* 54(2):127-140.
- Hall DK, Riggs GA, Salomonson VV, DiGirolamo NE & Bayr KJ (2002) MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment* 83(1-2):181-194.
- Helfrich SR, McNamara D, Ramsay BH, Baldwin T & Kasheta T (2007) Enhancements to, and forthcoming developments in the Interactive Multisensor Snow and Ice Mapping System (IMS). *Hydrological Processes* 21(12):1576-1586.
- Hüsler F, Jonas T, Wunderle S & Albrecht S (2012) Validation of a modified snow cover retrieval algorithm from historical 1-km AVHRR data over the European Alps. *Remote Sensing of Environment* 121:497-515.
- Hutchison KD & Locke JK (1997) Snow cover identification through cirrus-cloudy atmospheres using daytime AVHRR imagery. *Geophysical Research Letters* 24(14):1791-1794.
- Jacobs RA, Jordan MJ, Nowlan SJ & Hinton GE (1991) Adaptive mixture of local experts. *Neural Computation* 3:79-87.
- Jensen JR (2005) *Introductory Digital Image Processing. A Remote Sensing Perspective*. Pearson Prentice-Hall, Upper Saddle River, USA, Third edition. 526 p
- Jensen JR (2007) *Remote Sensing of the Environment. An Earth Resource Perspective*. Pearson Prentice-Hall, Upper Saddle River, USA, Second edition. 592 p
- Jordan MJ & Jacobs RA (1994) Hierarchical mixtures of experts and the EM algorithm. *Neural Computation* 6:181-214.
- Kangas M, Heikinheimo M & Laine V (2001) Accuracy of NOAA AVHRR-based surface reflectance over a winter-time boreal surface - comparison with aircraft measurements and land-cover information. *Theoretical and Applied Climatology* 70(1-4):231-244.
- Kaufman YJ, Kleidman RG, Hall DK, Martins JV & Barton JS (2002) Remote sensing of subpixel snow cover using 0.66 and 2.1 um channels. *Geophysical Research Letters* 29(16):28-21.

- Kelly RE, Chang AT, Tsang L & Foster JL (2003) A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41(2):230-242.
- Khlopenkov KV & Trishchenko AP (2007) SPARC: New cloud, snow, and cloud shadow detection scheme for historical 1-km AVHRR data over Canada. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* 24(3):322-343.
- Klein AG & Barnett AC (2003) Validation of daily MODIS snow cover maps of the Upper Rio Grande River Basin for the 2000-2001 snow year. *Remote Sensing of Environment* 86(2):162-176.
- Klein AG, Hall DK & Riggs GA (1998) Improving snow cover mapping in forests through the use of a canopy reflectance model. *Hydrological Processes* 12(10-11):1723-1744.
- König M, Winther JG & Isaksson E (2001) Measuring Snow and Glacier Ice Properties from Satellite. *Reviews of Geophysics* 39(1):1-27.
- Kriebel KT, Gesell G, Kästner M & Mannstein H (2003) The cloud analysis tool APOLLO: Improvements and validations. *International Journal of Remote Sensing* 24(12):2389-2408.
- Kuncheva LI (2004) *Combining Pattern Classifiers. Methods and Algorithms*. John Wiley & Sons, Hoboken, USA. 350 p
- Langlois A, Royer A, Fillol E, Frigon A & 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(6):1127-1138.
- Latifovic R, Trishchenko AP, Chen J, Park WB, Khlopenkov KV, Fernandes R, Pouliot D, Ungureanu C, Luo Y, Wang S, Davidson A & Cihlar J (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.
- Liang T, Zhang X, Xie H, Wu C, Feng Q, Huang X & Chen Q (2008) Toward improved daily snow cover mapping with advanced combination of MODIS and AMSR-E measurements. *Remote Sensing of Environment* 112(10):3750-3761.
- Metsämäki SJ, Anttila ST, Markus HJ & Vepsäläinen JM (2005) A feasible method for fractional snow cover mapping in boreal zone based on a reflectance model. *Remote Sensing of Environment* 95(1):77-95.
- Mialon A, Fily M & 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.
- Nagler T & Rott H (2000) Retrieval of wet snow by means of multitemporal SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38(2):754-765.
- NOAA (1998) *NOAA Polar Orbiter Data User's Guide*. <http://www.ncdc.noaa.gov/oa/pod-guide/ncdc/docs/podug/index.htm>

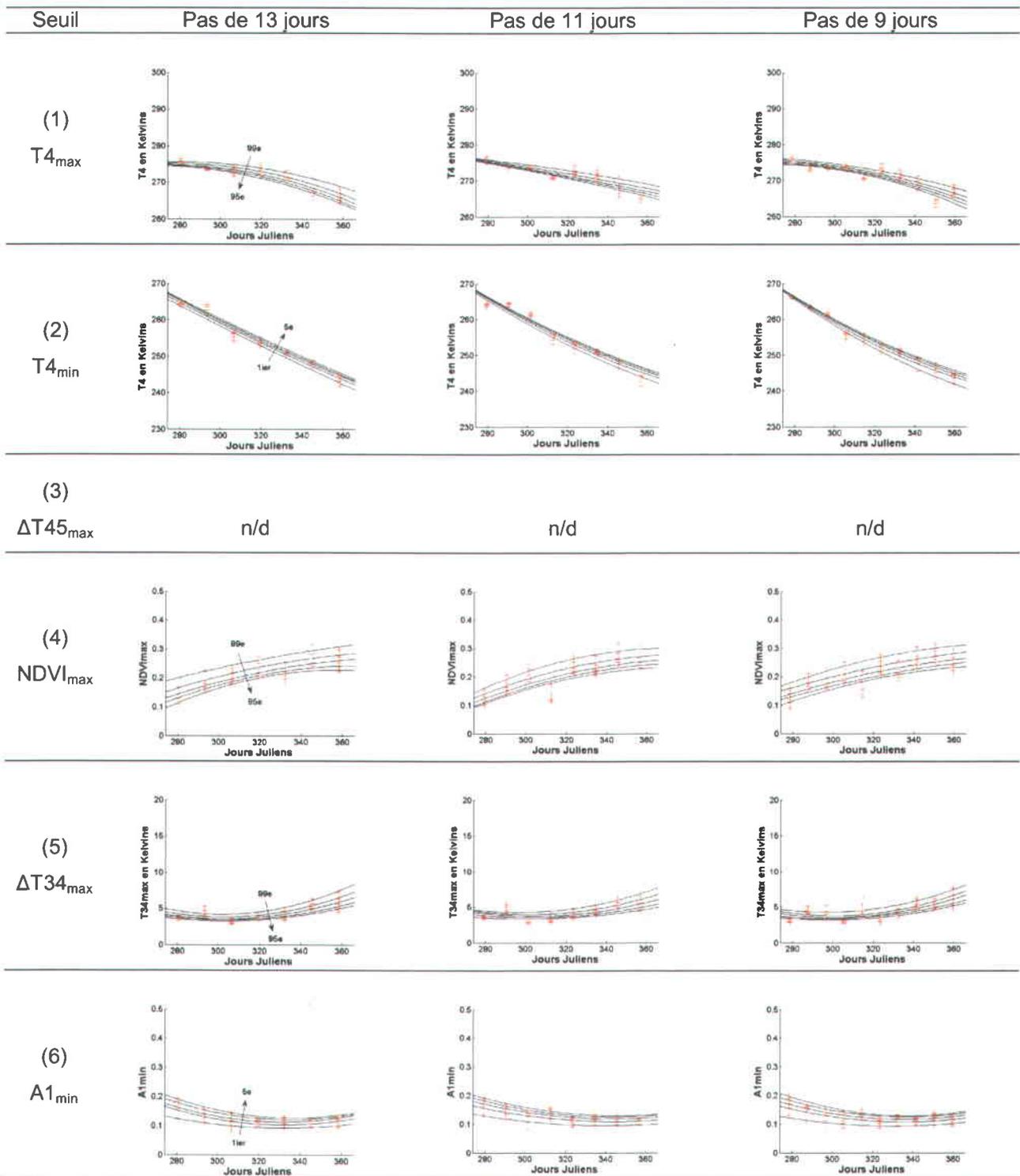
- NOAA (2007) NOAA KLM User's Guide. <http://www.ncdc.noaa.gov/oa/pod-guide/ncdc/docs/klm/index.htm>
- Painter TH, Rittger K, McKenzie C, Slaughter P, Davis RE & Dozier J (2009) Retrieval of subpixel snow covered area, grain size, and albedo from MODIS. *Remote Sensing of Environment* 113(4):868-879.
- Painter TH, Roberts DA, Green RO & Dozier J (1998) The effect of grain size on spectral mixture analysis of snow-covered area from AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment* 65(3):320-332.
- Polikar R (2006) Ensemble based systems in decision making. *IEEE Circuits and Systems Magazine* 6(3):21-44.
- Pulliainen J & Hallikainen M (2001) Retrieval of regional snow water equivalent from spaceborne passive microwave observations. *Remote Sensing of Environment* 75(1):76-85.
- Qobilov T (2001) Operational technology for snow-cover mapping in the Central Asian mountains using NOAA-AVHRR data. *IAHS-AISH Publication* (267):76-80.
- Ramsay BH (1998) The interactive multisensor snow and ice mapping system. *Hydrological Processes* 12(10-11):1537-1546.
- Rao CRN & Chen J (1995) Inter-satellite calibration linkages for the visible and near infrared channels of the Advanced Very High Resolution Radiometer on the NOAA-7, -9, -11 spacecraft. *International Journal of Remote Sensing* 16:1931-1942.
- Rees WG (2006) *Remote Sensing of Snow and Ice*. CRC Press, Boca Raton, USA
- Roberge S, Chokmani K & De Sève D (2010) Mise à jour de l'algorithme de cartographie de la présence de neige au sol à partir des données optiques du capteur NOAA-AVHRR. (R1171, Institut National de la Recherche Scientifique-Eau, Terre et Environnement, Québec, Canada).
- Romanov P, Gutman G & Csiszar I (2000) Automated monitoring of snow cover over North America with multispectral satellite data. *Journal of Applied Meteorology* 39(11):1866-1880.
- Rosenthal W & Dozier J (1996) Automated mapping of montane snow cover at subpixel resolution from the Landsat Thematic Mapper. *Water Resources Research* 32(1):115-130.
- Royer A, Goïta K, Kohn J & De Sève D (2010) Monitoring Dry, Wet, and No-Snow Conditions from Microwave Satellite Observations. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 7(4):670-674.
- Salomonson VV & Appel I (2004) Estimating fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index. *Remote Sensing of Environment* 89(3):351-360.
- Salomonson VV & Appel I (2006) Development of the aqua MODIS NDSI fractional snow cover algorithm and validation results. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(7):1747-1756.

- Saunders RW & Kriebel KT (1988) An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 9(1):123-150.
- Schapire RE (1990) The strength of weak learnability. *Machine Learning* 5(2):197-227.
- Simic A, Fernandes R, Brown R, Romanov P & 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(6):1089-1104.
- Simpson JJ & McIntire TJ (2001) A recurrent neural network classifier for improved retrievals of areal extent of snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39(10):2135-2147.
- Slater MT, Sloggett DR, Rees WG & Steel A (1999) Potential operational multi-satellite sensor mapping of snow cover in maritime sub-polar regions. *International Journal of Remote Sensing* 20(15-16):3019-3030.
- Stehman SV & Czaplewski RL (1998) Design and analysis for thematic map accuracy assessment: fundamental principles. *Remote Sensing of Environment* 64:331-344.
- Tait AB, Barton JS & Hall DK (2001) A prototype MODIS-SSM/I snow-mapping algorithm. *International Journal of Remote Sensing* 22(17):3275-3284.
- Takala M, Pulliainen J, Huttunen M & Hallikainen M (2008) Detecting the onset of snow-melt using SSM/I data and the self-organizing map. *International Journal of Remote Sensing* 29(3):755-766.
- Tedesco M, Pulliainen J, Takala M, Hallikainen M & Pampaloni P (2004) Artificial neural network-based techniques for the retrieval of SWE and snow depth from SSM/I data. *Remote Sensing of Environment* 90(1):76-85.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1981) *Microwave Remote Sensing: Passive and Active*. Addison-Wesley Publishers Company, Reading, USA
- Vachon F, Goïta K, De Sève D & Royer A (2010) Inversion of a snow emission model calibrated with in situ data for snow water equivalent monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48(1):59-71.
- Vikhamar D & Solberg R (2002) Subpixel mapping of snow cover in forests by optical remote sensing. *Remote Sensing of Environment* 84(1):69-82.
- Voigt S, Koch M & Baumgartner MF (1999) A multichannel threshold technique for NOAA AVHRR data to monitor the extent of snow cover in the Swiss Alps. *Interactions between the Cryosphere, Climate and Greenhouse Gases*, Tranter M, Armstrong R, Brun E, Jones G, Sharp M & Williams M (Édit.) International Association of Hydrological Sciences Publications, Wallingford, UK, Vol 256. p 35-43.
- Warren SG (1982) Optical properties of snow. *Reviews of Geophysics and Space Physics* 20(1):67-89.

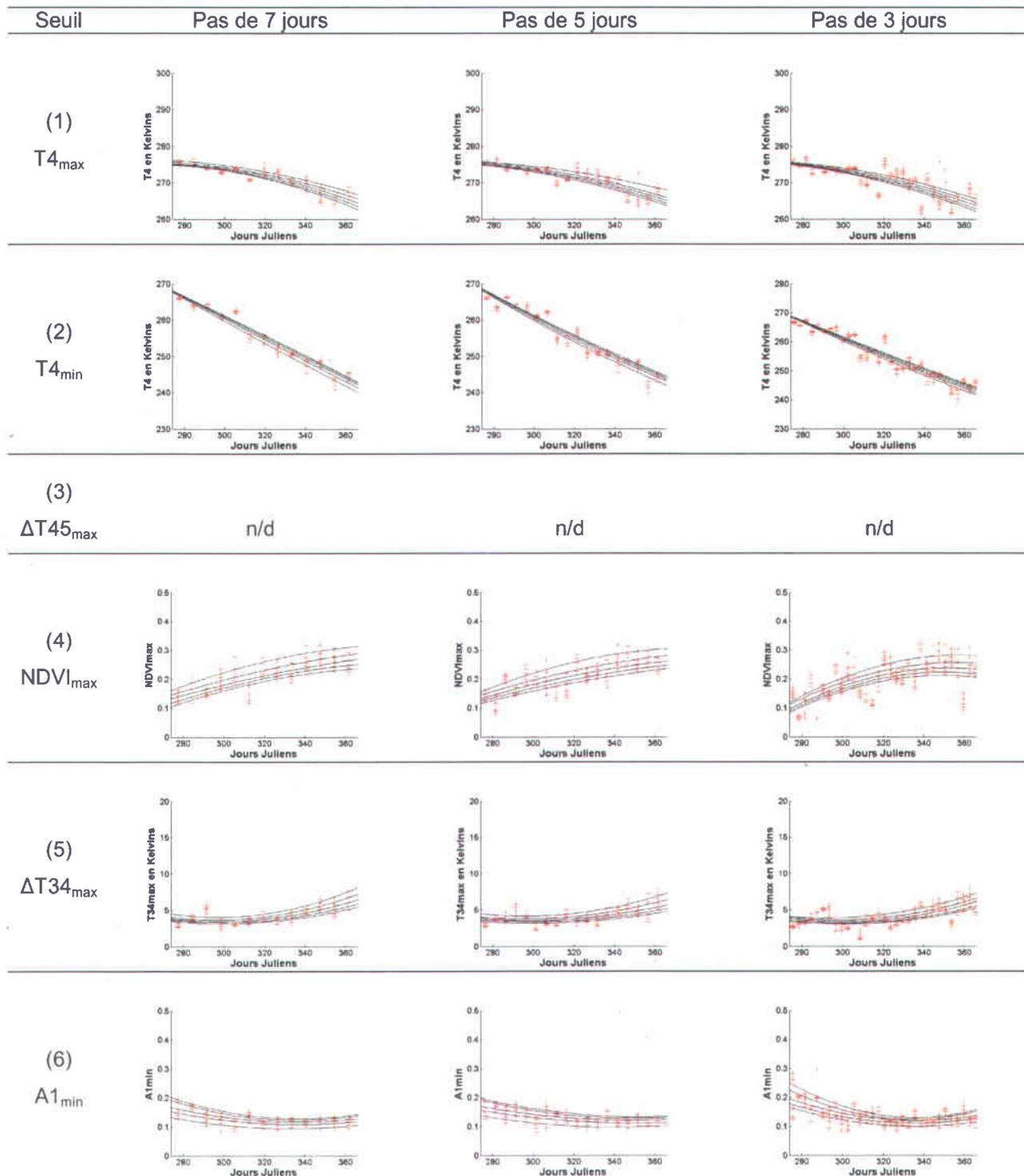
- Welch RM, Sengupta SK, Goroch AK, Rabindra P, Rangaraj N & Navar MS (1992) Polar cloud and surface classification using AVHRR imagery: an intercomparison of methods. *Journal of Applied Meteorology* 31(5):405-420.
- Winther JG, Gerland S, Ørbæk JB, Ivanov B, Blanco A & Boike J (1999) Spectral reflectance of melting snow in a high Arctic watershed on Svalbard: Some implications for optical satellite remote sensing studies. *Hydrological Processes* 13(12-13):2033-2049.
- Wirtensohn M (2010) Validation de la composante "neige" du modèle régional canadien du climat (MRCC) à l'aide des données de télédétection satellitaire. (Institut National de la Recherche Scientifique-Eau, Terre et Environnement, Québec, Canada).
- Wolpert DH (1992) Stacked generalization. *Neural Networks* 5(2):241-259.
- Xiao X, Moore B, Qin X, Shen Z & Boles S (2002) Large-scale observations of alpine snow and ice cover in Asia: using multi-temporal VEGETATION sensor data. *International Journal of Remote Sensing* 23(11):2213-2228.
- Xiao X, Shen Z & Qin X (2001) Assessing the potential of vegetation sensor data for mapping snow and ice cover: a normalized difference snow and ice index. *International Journal of Remote Sensing* 22(13):2479-2487.
- Zhao H & Fernandes R (2009) Daily snow cover estimation from Advanced Very High Resolution Radiometer Polar Pathfinder data over Northern Hemisphere land surfaces during 1982-2004. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* 114(5).

## **ANNEXES**

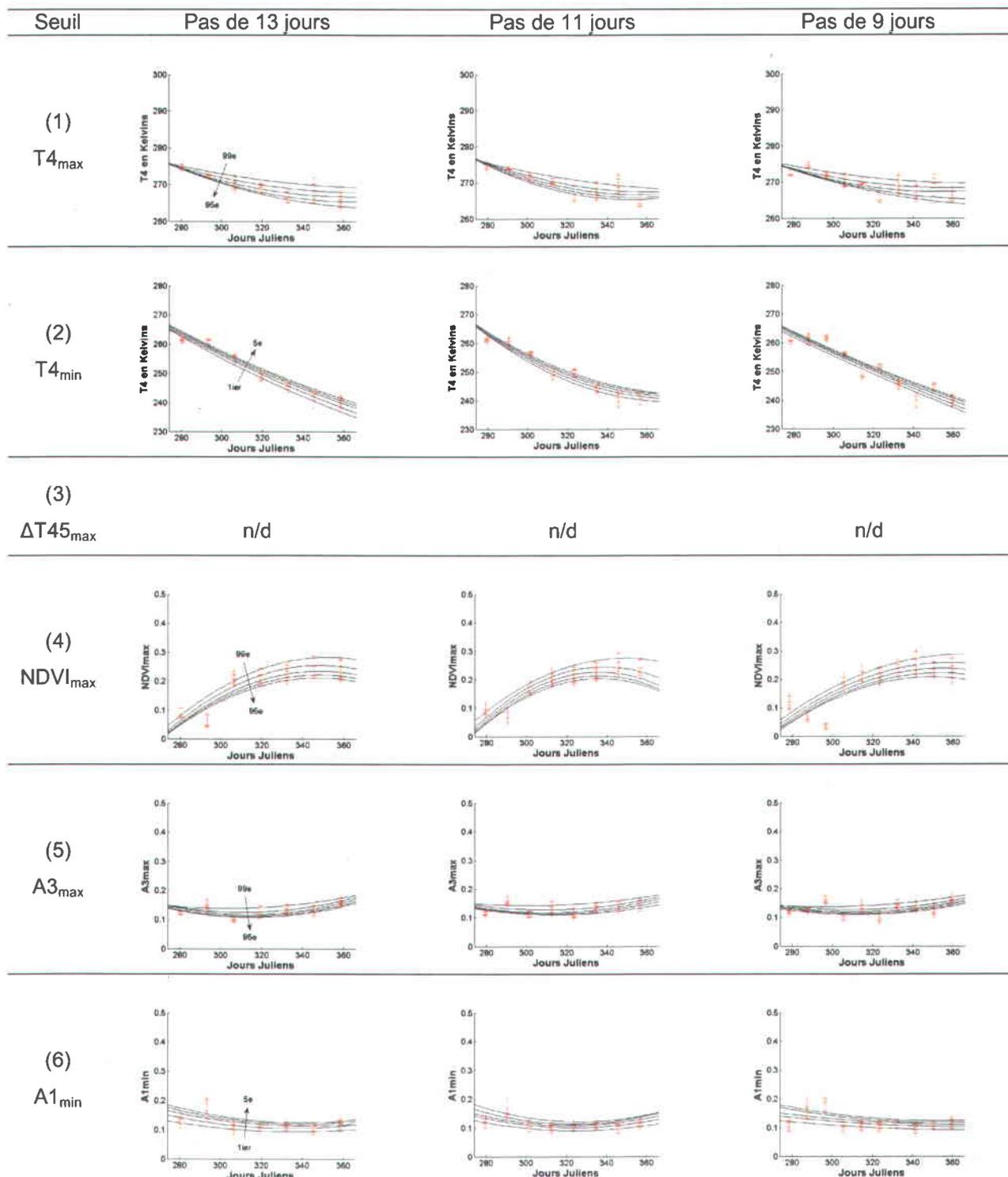
# Annexe I



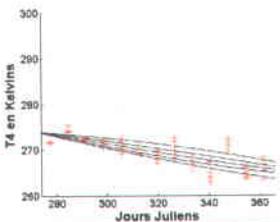
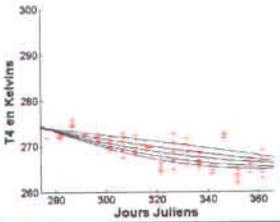
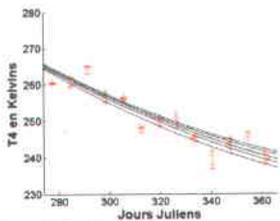
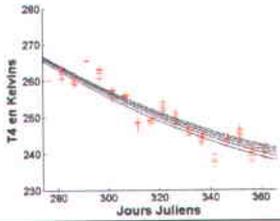
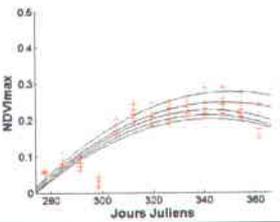
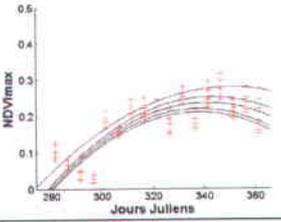
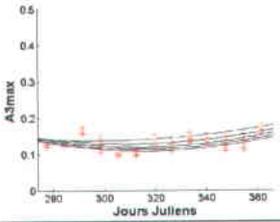
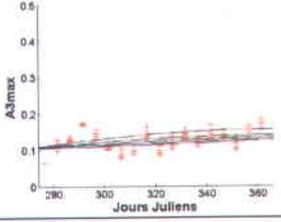
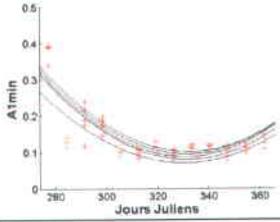
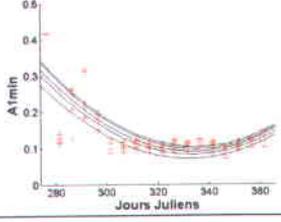
A.I. 1. Simulation des différents modèles de percentiles et de pas de temps sur le calcul des seuils dans l'algorithme d'estimation d'ensemble à partir des images AVHRR de l'automne avec la bande 3B.



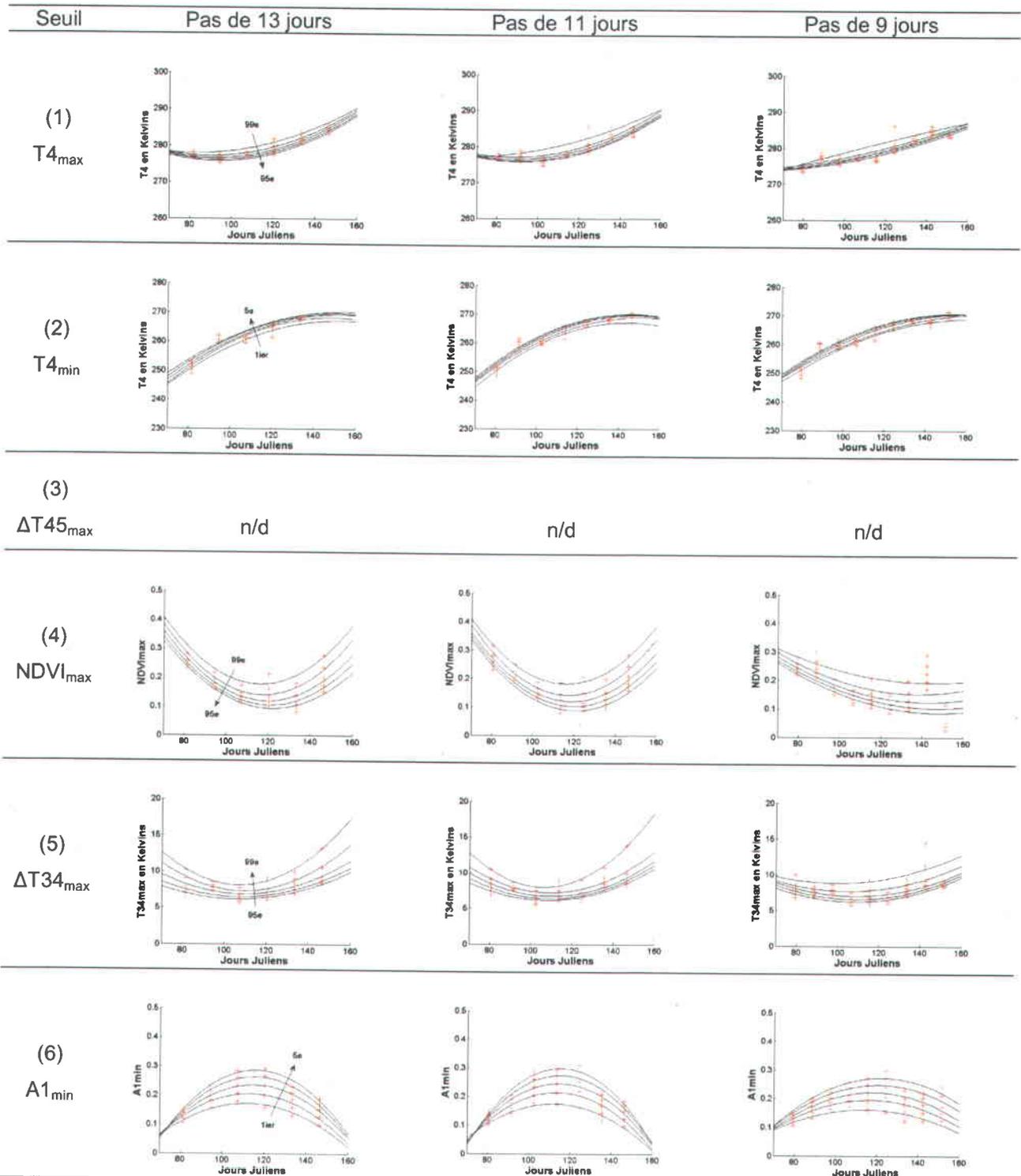
(Continuation).



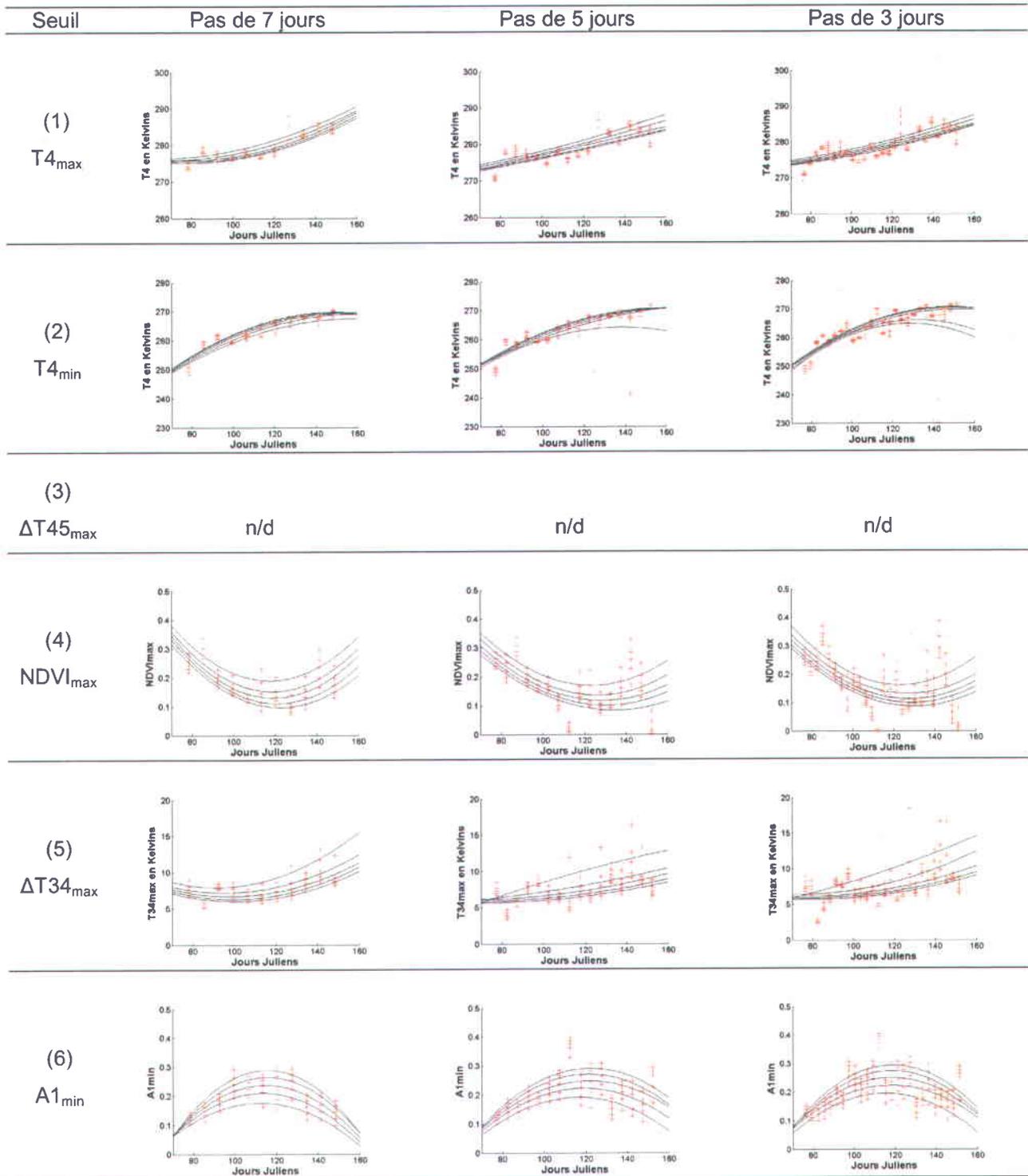
A.I. 2. Simulation des différents modèles de percentiles et de pas de temps sur le calcul des seuils dans l'algorithme d'estimation d'ensemble à partir des images AVHRR de l'automne avec la bande 3A.

Seuil	Pas de 7 jours	Pas de 5 jours	Pas de 3 jours
(1) $T4_{max}$			n/d
(2) $T4_{min}$			n/d
(3) $\Delta T45_{max}$	n/d	n/d	n/d
(4) $NDVI_{max}$			n/d
(5) $A3_{max}$			n/d
(6) $A1_{min}$			n/d

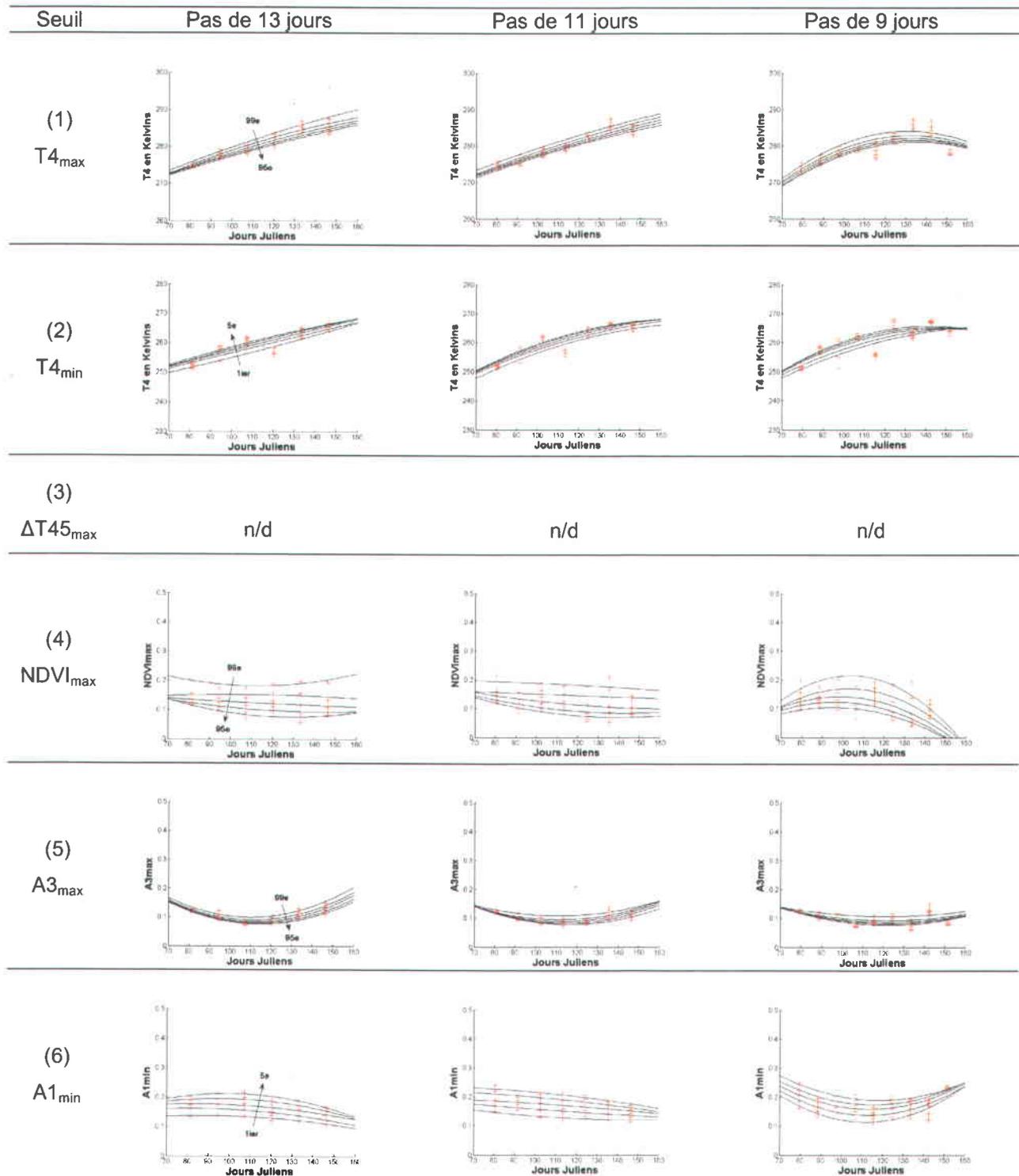
(Continuation).



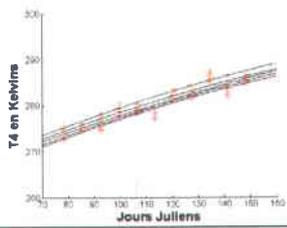
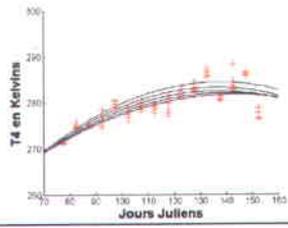
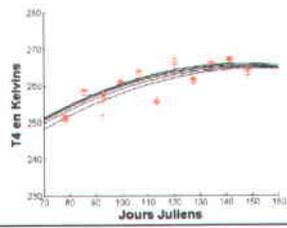
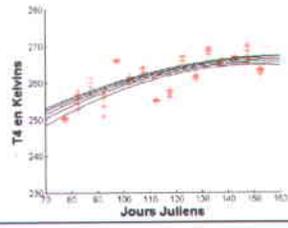
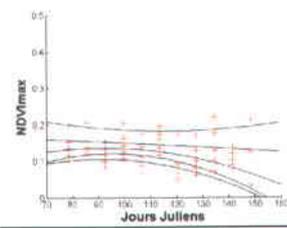
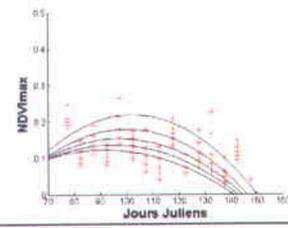
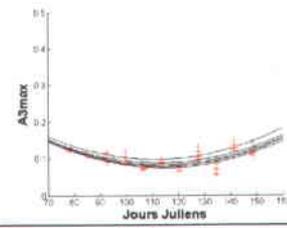
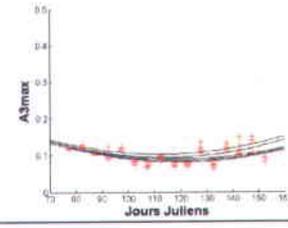
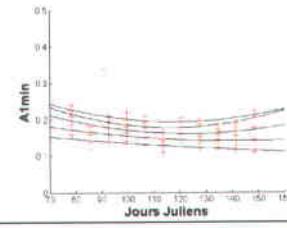
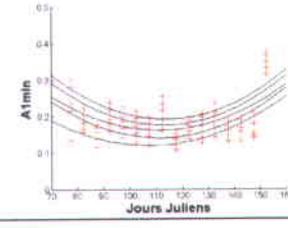
A.I. 3. Simulation des différents modèles de percentiles et de pas de temps sur le calcul des seuils dans l'algorithme d'estimation d'ensemble à partir des images AVHRR du printemps avec la bande 3B.



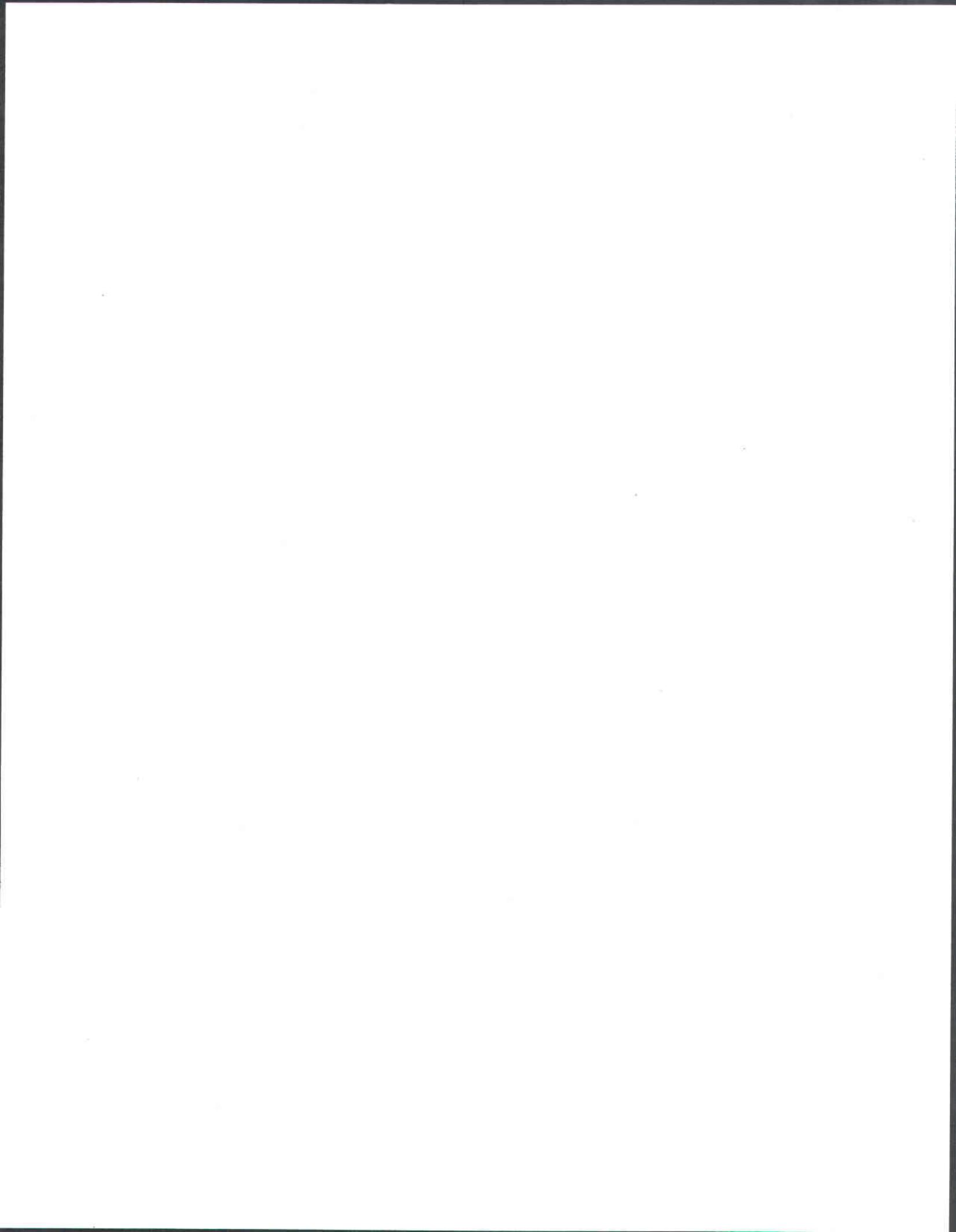
(Continuation).



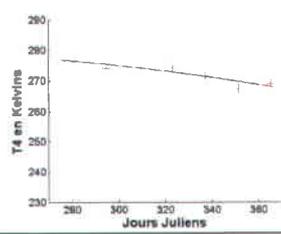
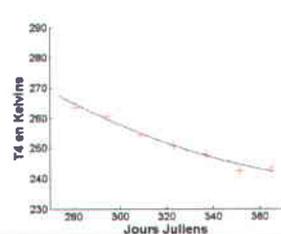
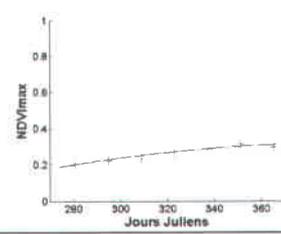
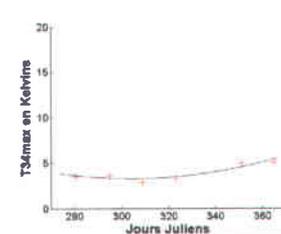
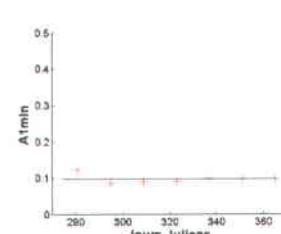
A.I. 4. Simulation des différents modèles de percentiles et de pas de temps sur le calcul des seuils dans l'algorithme d'estimation d'ensemble à partir des images AVHRR du printemps avec la bande 3A.

Seuil	Pas de 7 jours	Pas de 5 jours	Pas de 3 jours
(1) $T4_{max}$			n/d
(2) $T4_{min}$			n/d
(3) $\Delta T45_{max}$	n/d	n/d	n/d
(4) $NDVI_{max}$			n/d
(5) $A3_{max}$			n/d
(6) $A1_{min}$			n/d

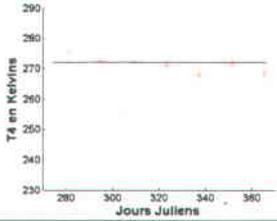
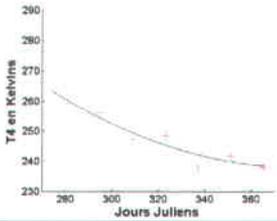
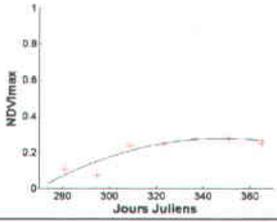
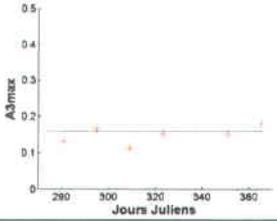
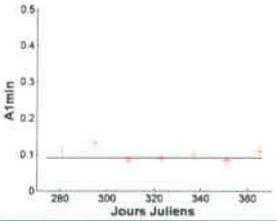
(Continuation).



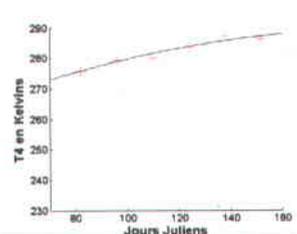
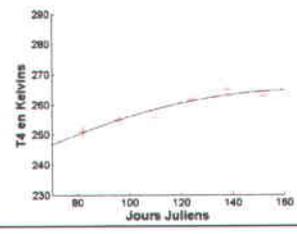
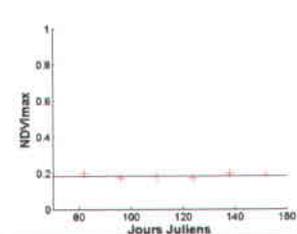
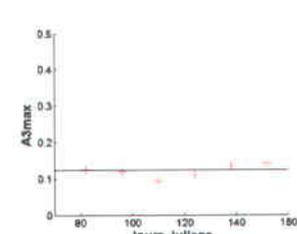
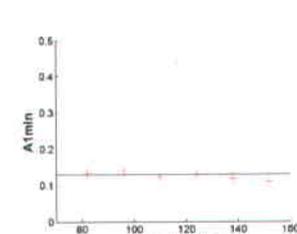
## Annexe II

Seuil	Équation (en fonction du jour julien)	Graphique
(1) $T4_{\max}$	$T4_{\max} = -3,6678 \cdot 10^{-4} \cdot J^2 + 0,1383 \cdot J + 266,3408$ p-value=0,0257	
(2) $T4_{\min}$	$T4_{\min} = 1,5 \cdot 10^{-3} \cdot J^2 - 1,2071 \cdot J + 488,4182$ p-value=0,0004	
(3) $\Delta T45_{\max}$	$\Delta T45_{\max} = 2^\circ K$	n/d
(4) $NDVI_{\max}$	$NDVI_{\max} = -8,4577 \cdot 10^{-6} \cdot J^2 + 0,067 \cdot J - 1,0103$ p-value=0,0048	
(5) $\Delta T34_{\max}$	$\Delta T34_{\max} = 5,7757 \cdot 10^{-4} \cdot J^2 - 0,3517 \cdot J + 56,8214$ p-value=0,0202	
(6) $A1_{\min}$	$A1_{\min} = 0,0965$	

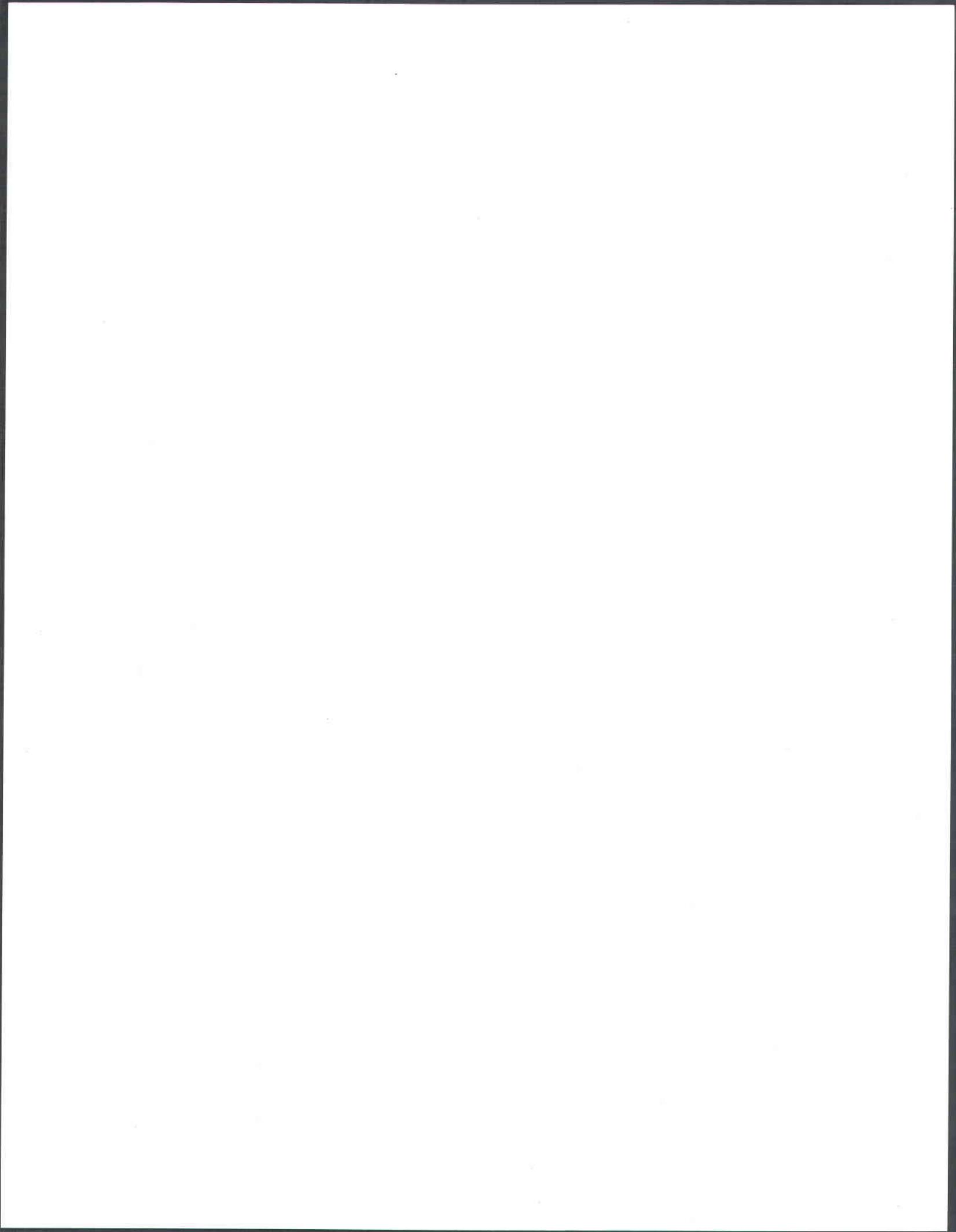
A.II. 1. Valeurs des seuils de détection des catégories de surfaces sur les images AVHRR de l'automne avec la bande 3B.

Seuil	Équation (en fonction du jour julien)	Graphique
(1) $T4_{\max}$	$T4_{\max}=272,1184$	
(2) $T4_{\min}$	$T4_{\min}=8,4784 \cdot 10^{-4} \cdot J^2 - 1,7142 \cdot J + 564,0185$ p-value=0,0108	
(3) $\Delta T45_{\max}$	$\Delta T45_{\max}=2^{\circ}K$	n/d
(4) $NDVI_{\max}$	$NDVI_{\max}=-4,5469 \cdot 10^{-5} \cdot J^2 + 0,0316 \cdot J - 5,2290$ p-value=0,0359	
(5) $A3_{\max}$	$A3_{\max}=0,1598$	
(6) $A1_{\min}$	$A1_{\min}=0,0912$	

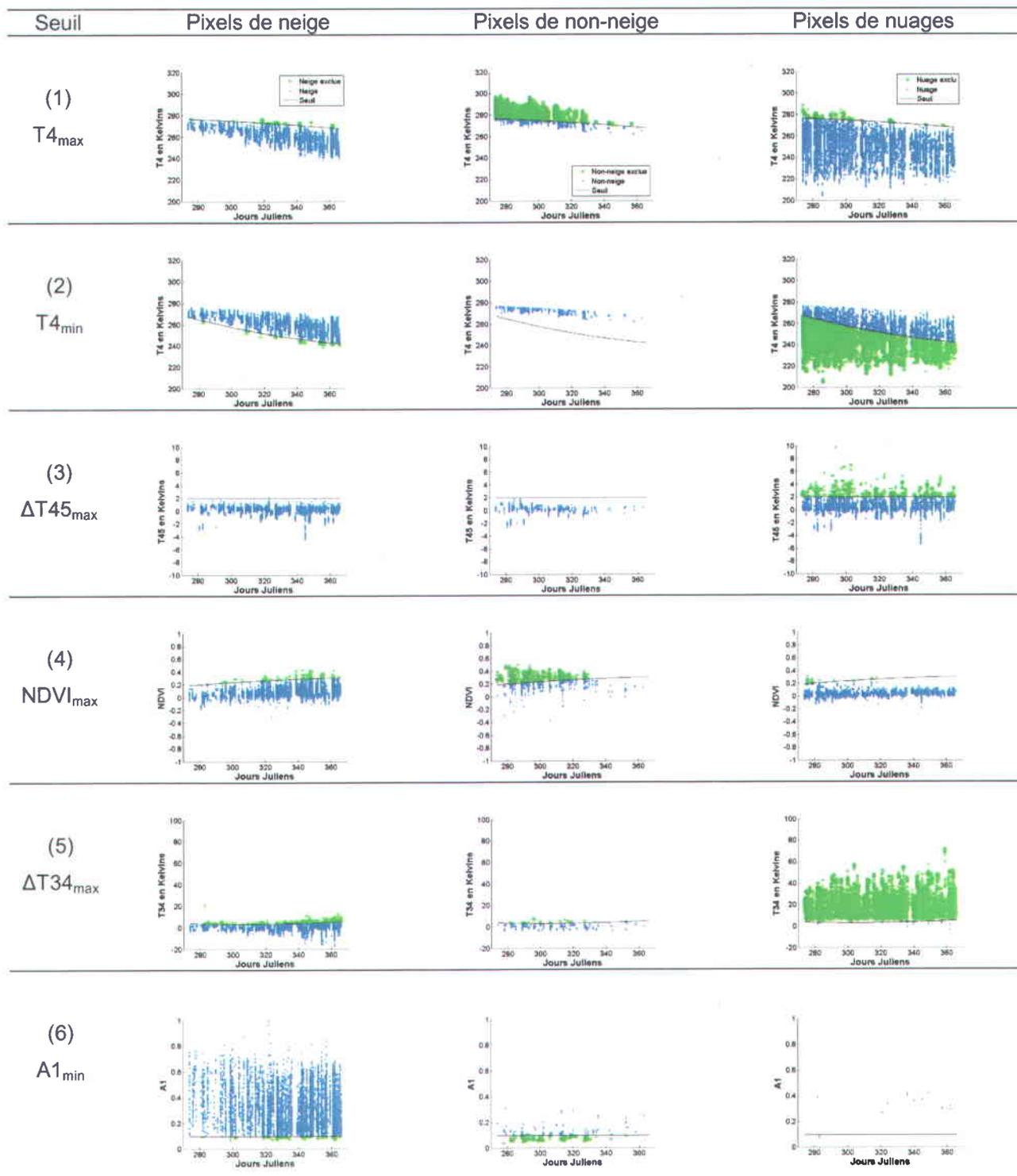
**A.II. 2. Valeurs des seuils de détection des catégories de surfaces sur les images AVHRR de l'automne avec la bande 3A.**

Seuil	Équation (en fonction du jour julien)	Graphique
(1) $T4_{\max}$	$T4_{\max} = -0,0010 \cdot J^2 + 0,3982 \cdot J + 249,9841$ $p\text{-value} = 0,0142$	
(2) $T4_{\min}$	$T4_{\min} = -0,0019 \cdot J^2 + 0,6368 \cdot J + 211,2251$ $p\text{-value} = 0,0256$	
(3) $\Delta T45_{\max}$	$\Delta T45_{\max} = 2^{\circ}\text{K}$	n/d
(4) $\text{NDVI}_{\max}$	$\text{NDVI}_{\max} = 0,1850$	
(5) $A3_{\max}$	$A3_{\max} = 0,1234$	
(6) $A1_{\min}$	$A1_{\min} = 0,1295$	

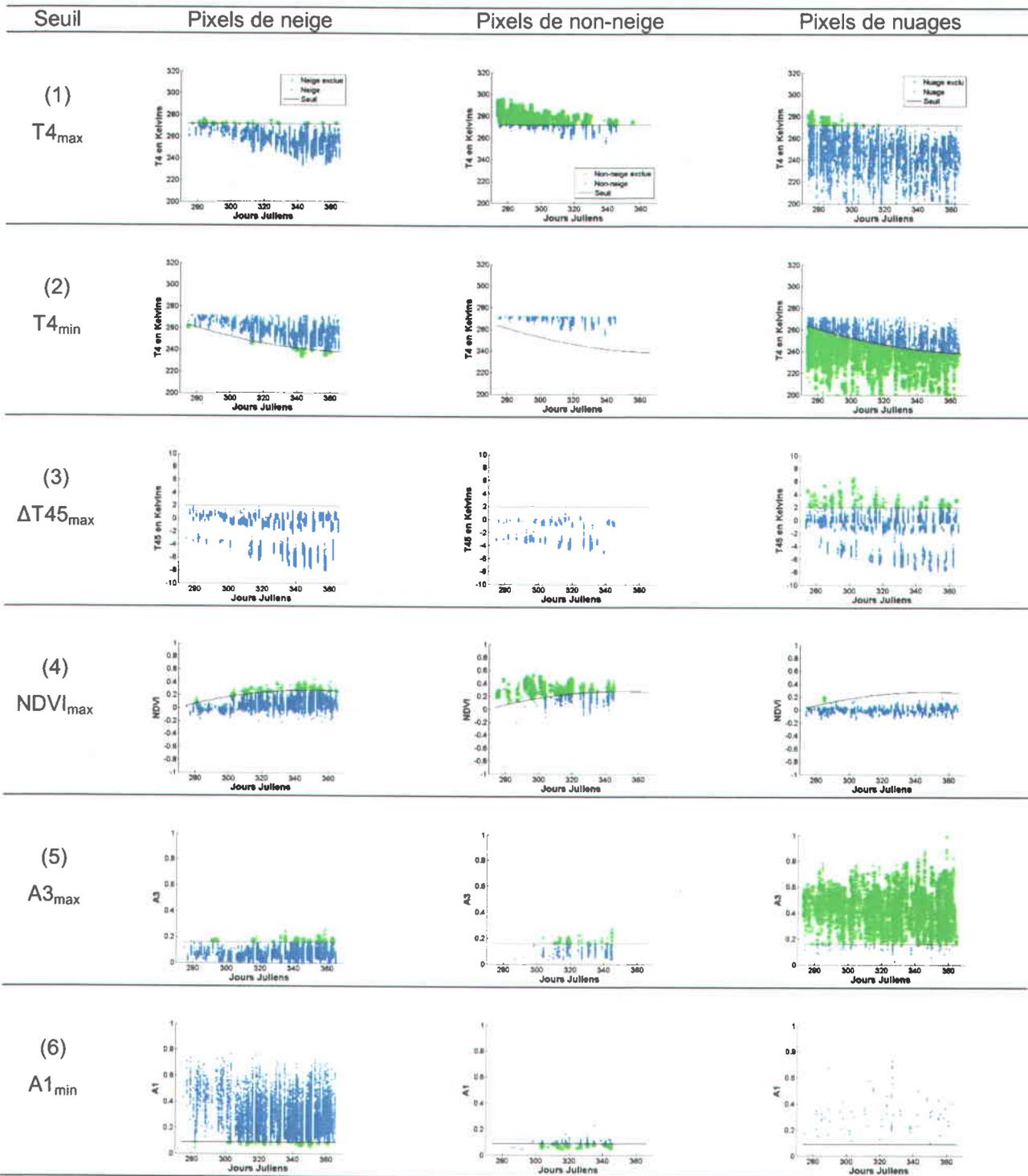
A.II. 3. Valeurs des seuils de détection des catégories de surfaces sur les images AVHRR du printemps avec la bande 3A.



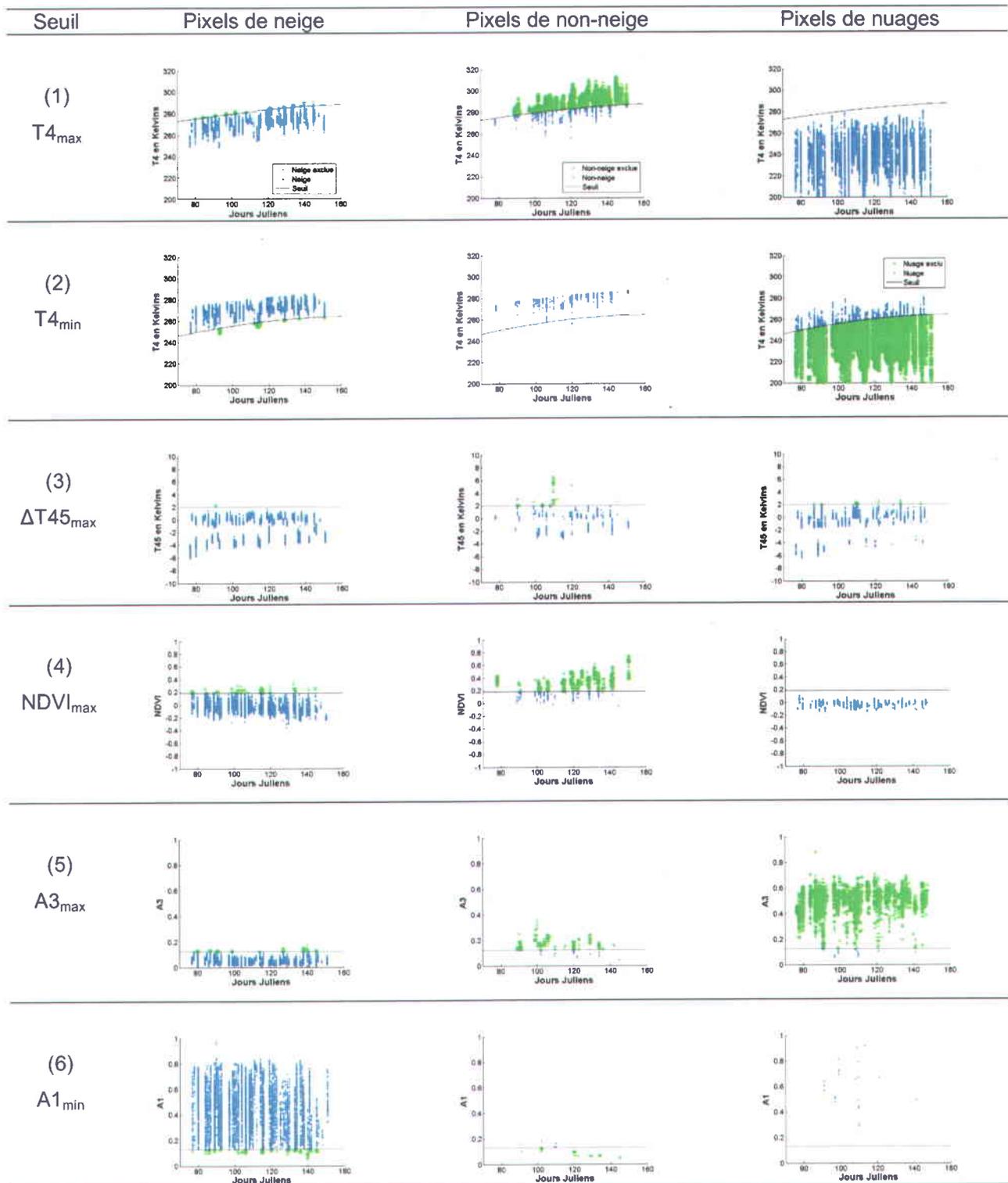
# Annexe III



A.III. 1. Suivi de la classification des échantillons de pixels de validation de neige, de non-neige et des nuages par l'algorithme de classification pour les images AVHRR de l'automne avec la bande 3B.



A.III. 2. Suivi de la classification des échantillons de pixels de validation de neige, de non-neige et des nuages par l'algorithme de classification pour les images AVHRR de l'automne avec la bande 3A.



A.III. 3. Suivi de la classification des échantillons de pixels de validation de neige, de non-neige et des nuages par l'algorithme de classification pour les images AVHRR du printemps avec la bande 3A.

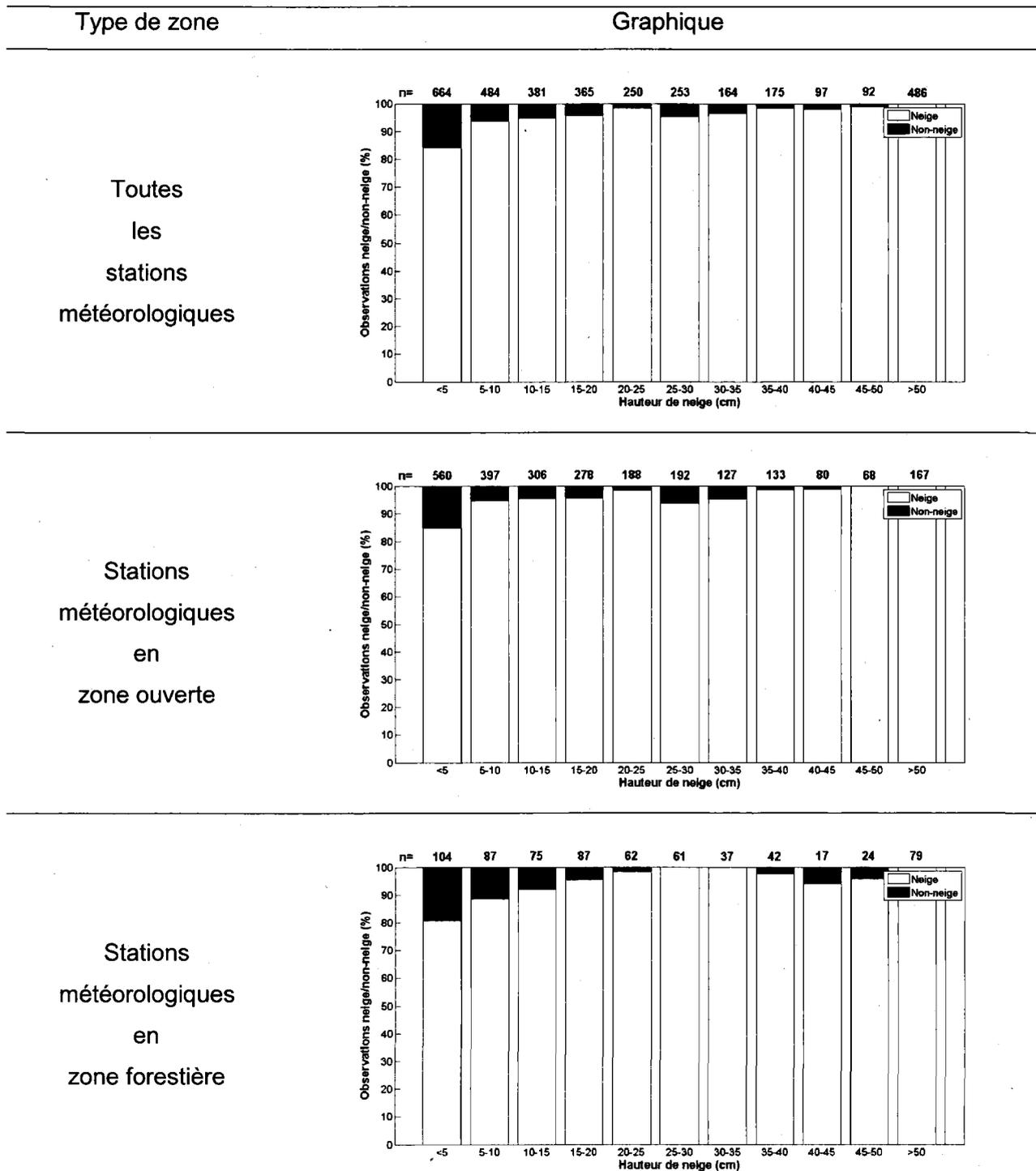
**A.III. 4. Matrice d'erreur de la classification des échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR de l'automne pour la période 1988 à 2011.**

		Bande 3B		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	8917	313	643	9873	90%	10%
	Non-neige	146	10210	21	10377	98%	2%
	Nuages	13	230	16251	16494	99%	1%
	Total	9076	10753	16915	36744		
	Erreur de commission	2%	5%	4%			
		$\kappa=0,94$		Taux de succès global		96%	
		Bande 3A		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	13369	462	345	14176	94%	6%
	Non-neige	206	12977	65	13248	98%	2%
	Nuages	82	326	13235	13643	97%	3%
	Total	13657	13765	13654	41067		
	Erreur de commission	2%	6%	3%			
		$\kappa=0,95$		Taux de succès global		96%	

**A.III. 5. Matrice d'erreur de la classification des échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps pour la période 1988 à 2011.**

		Bande 3A		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	7868	231	199	8298	95%	5%
	Non-neige	4	4105	152	4261	96%	4%
	Nuages	21	0	17102	17123	100%	0%
	Total	7893	4336	17543	29682		
	Erreur de commission	0%	5%	2%			
		$\kappa=0,96$		Taux de succès global		98%	

# Annexe IV

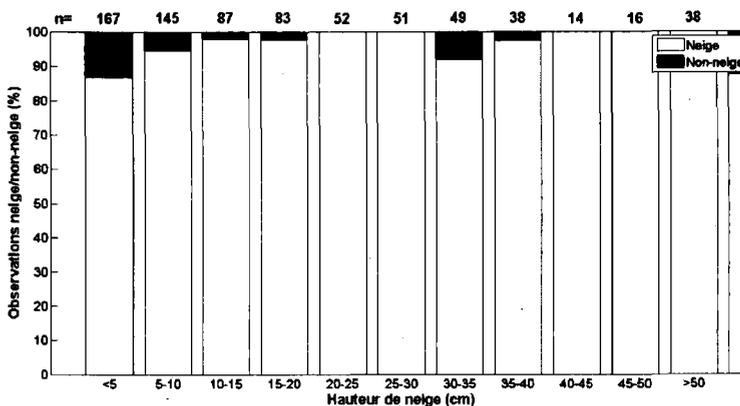


A.IV. 1. Déteçtabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3B de l'algorithme de l'automne.

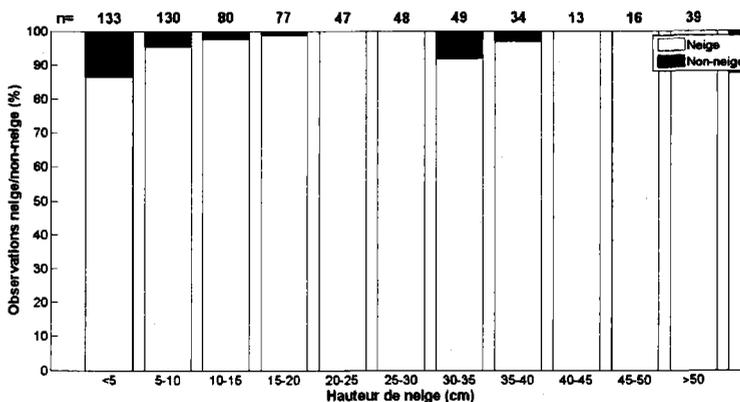
Type de zone

Graphique

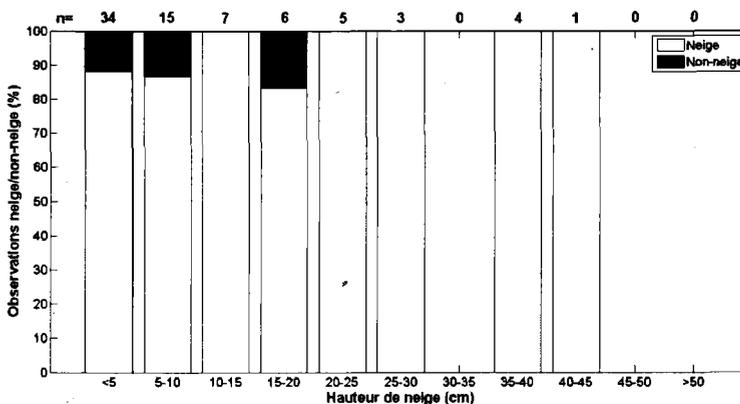
Toutes  
les  
stations  
météorologiques



Stations  
météorologiques  
en  
zone ouverte



Stations  
météorologiques  
en  
zone forestière



A.IV. 2. Déteçtabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3A de l'algorithme de l'automne.

**A.IV. 3. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR de l'automne comparée aux observations de neige au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.**

<b>Bande 3B</b>		Neige		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	2979	201		3180	94%	6%
	Non-neige	682	2632		3314	79%	21%
	Nuages			24321	24321		
	Total	3661	2833	24321	30815		
	Erreur de commission	19%	7%				
		$\kappa=0,92$		Taux de succès global		97%	
<b>Bande 3A</b>		Neige		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	701	40		741	95%	5%
	Non-neige	151	595		746	80%	20%
	Nuages			4605	4605		
	Total	852	635	4605	6092		
	Erreur de commission	18%	6%				
		$\kappa=0,92$		Taux de succès global		97%	

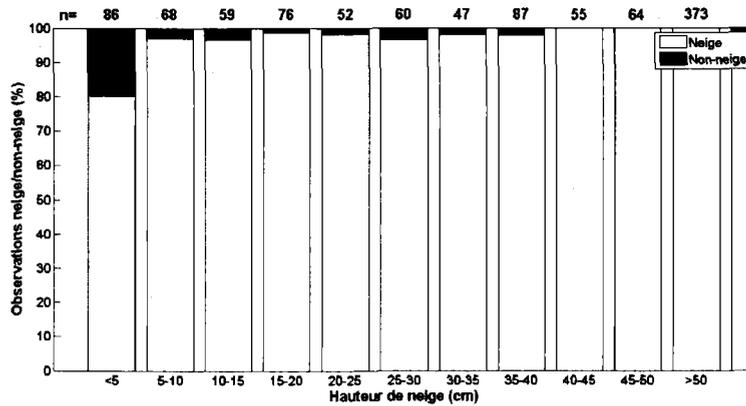
**A.IV. 4. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.**

<b>Bande 3A</b>		Neige		Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	997	30		1027	97%	3%
	Non-neige	66	498		564	88%	12%
	Nuages			3914	3914		
	Total	1063	528	3914	5505		
	Erreur de commission	6%	6%				
		$\kappa=0,96$		Taux de succès global		98%	

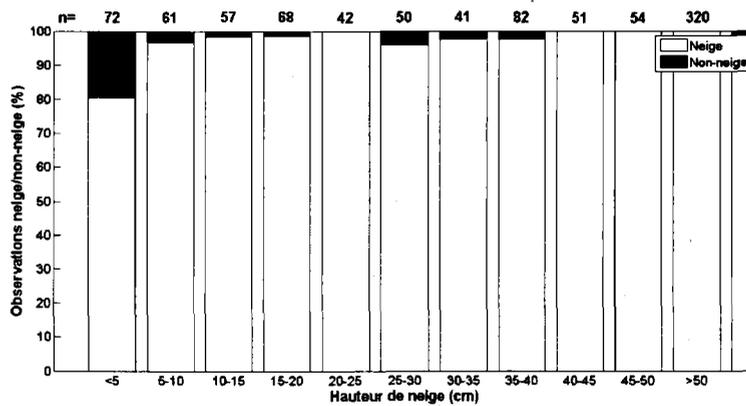
Type de zone

Graphique

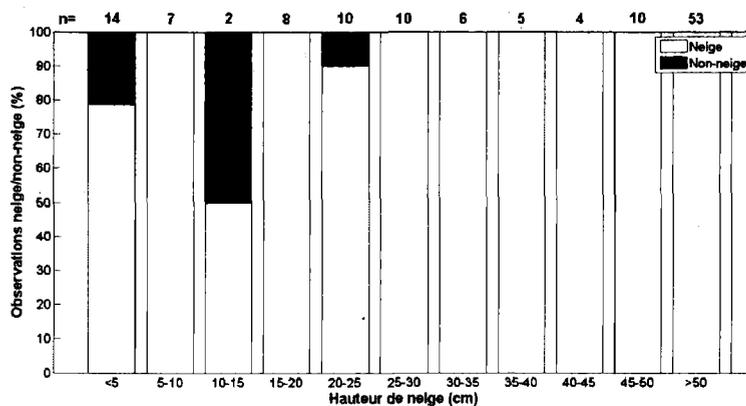
Toutes  
les  
stations  
météorologiques



Stations  
météorologiques  
en  
zone ouverte



Stations  
météorologiques  
en  
zone forestière

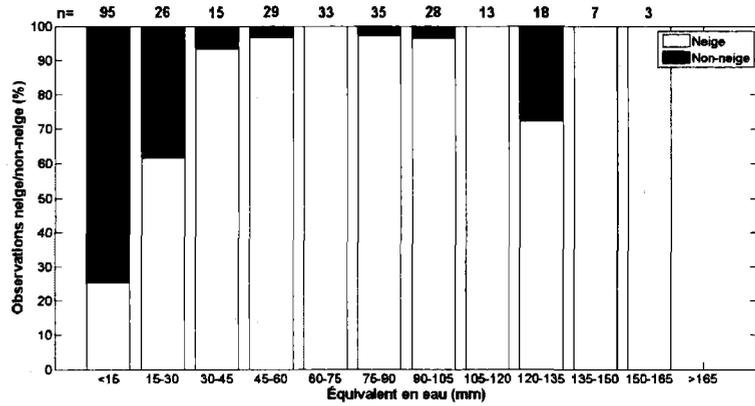


A.IV. 5. Déteçtabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3A de l'algorithme du printemps.

# Annexe V

Type de zone	Graphique
--------------	-----------

Stations GMON  
en  
zone forestière



A.V. 1. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3B de l'algorithme de l'automne.

**A.V. 2. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR de l'automne comparée aux observations de neige au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.**

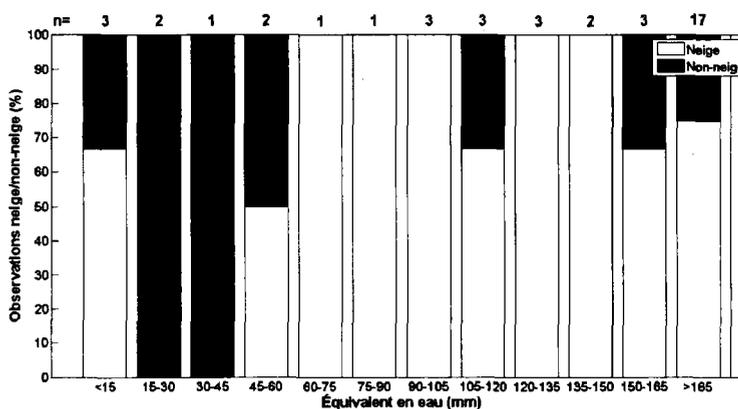
<b>Bande 3B</b>		Neige	Non-neige	Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	212	105		317	67%	33%
	Non-neige	11	276		287	96%	4%
	Nuages			2312	2312		
	Total	223	381	2312	2916		
	Erreur de commission	5%	28%				
		$\kappa=0,89$		Taux de succès global		96%	
<b>Bande 3A</b>		Neige	Non-neige	Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	9	2		11	82%	18%
	Non-neige	1	26		27	96%	4%
	Nuages			160	160		
	Total	10	28	160	198		
	Erreur de commission	10%	7%				
		$\kappa=0,95$		Taux de succès global		98%	

**A.V. 3. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR de l'automne comparée aux observations de neige au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011, avec un seuil de détection de 15 mm d'équivalent en eau de la neige.**

<b>Bande 3B</b>		Neige	Non-neige	Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	189	21		210	90%	10%
	Non-neige	34	360		394	91%	9%
	Nuages			2312	2312		
	Total	223	381	2312	2916		
	Erreur de commission	15%	6%				
		$\kappa=0,95$		Taux de succès global		98%	
<b>Bande 3A</b>		Neige	Non-neige	Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	9	0		9	100%	0%
	Non-neige	1	28		29	97%	3%
	Nuages			160	160		
	Total	10	28	160	198		
	Erreur de commission	10%	0%				
		$\kappa=0,98$		Taux de succès global		99%	

Type de zone	Graphique
--------------	-----------

Stations GMON  
en  
zone forestière



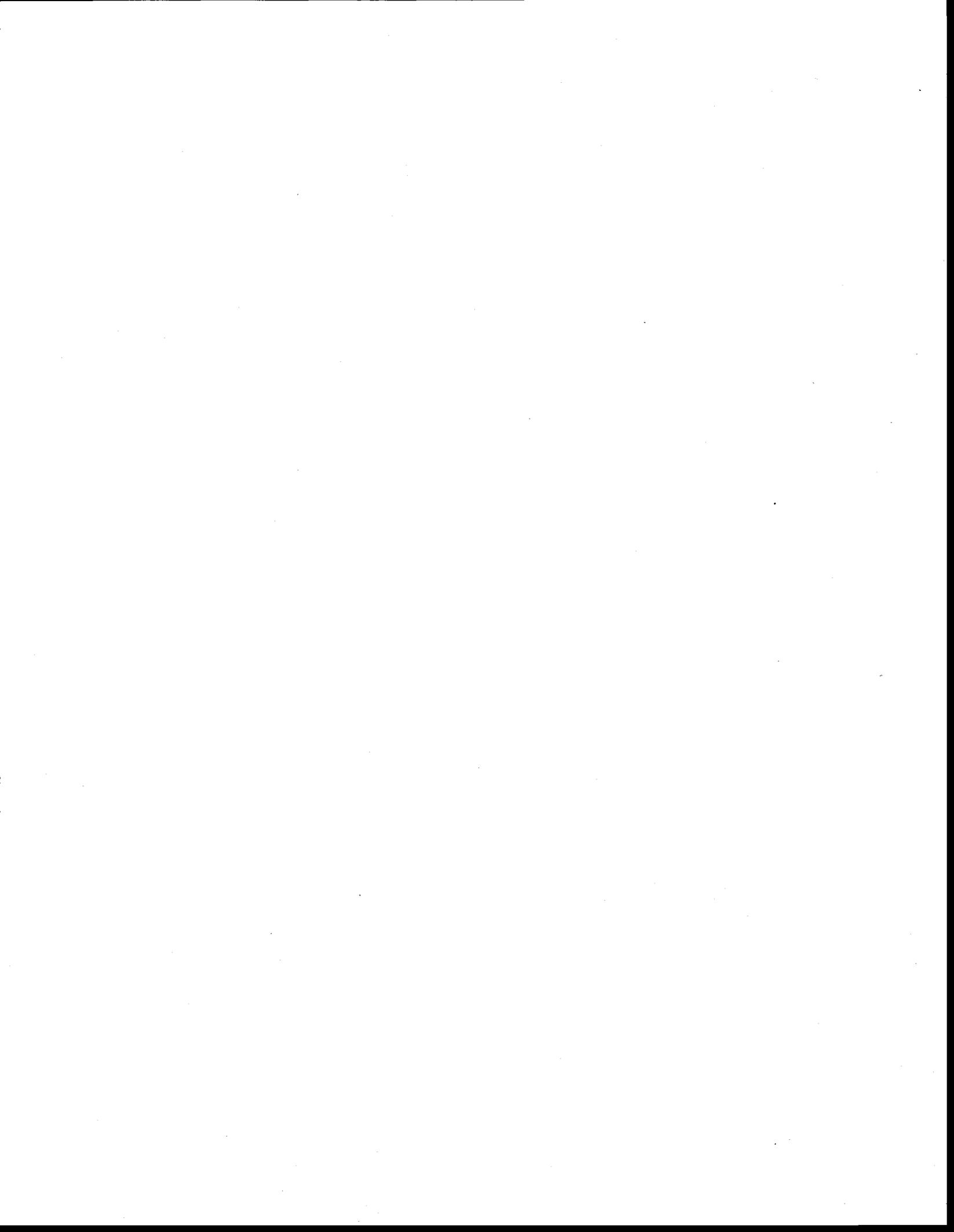
A.V. 4. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3A de l'algorithme du printemps.

A.V 5. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.

Bande 3A		Neige	Non-neige	Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	33	9		42	79%	21%
	Non-neige	9	48		55	84%	16%
	Nuages			144	144		
	Total	42	55	144	241		
	Erreur de commission	21%	16%				
		$\kappa=0,87$		Taux de succès global		93%	

A.V. 6. Matrice d'erreur de la classification des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011, avec un seuil de détection de 60 mm d'équivalent en eau de la neige.

Bande 3A		Neige	Non-neige	Classification		Taux de succès	Erreur d'omission
				Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	30	3		33	91%	9%
	Non-neige	12	52		64	81%	19%
	Nuages			144	144		
	Total	42	55	144	241		
	Erreur de commission	29%	5%				
		$\kappa=0,89$		Taux de succès global		94%	



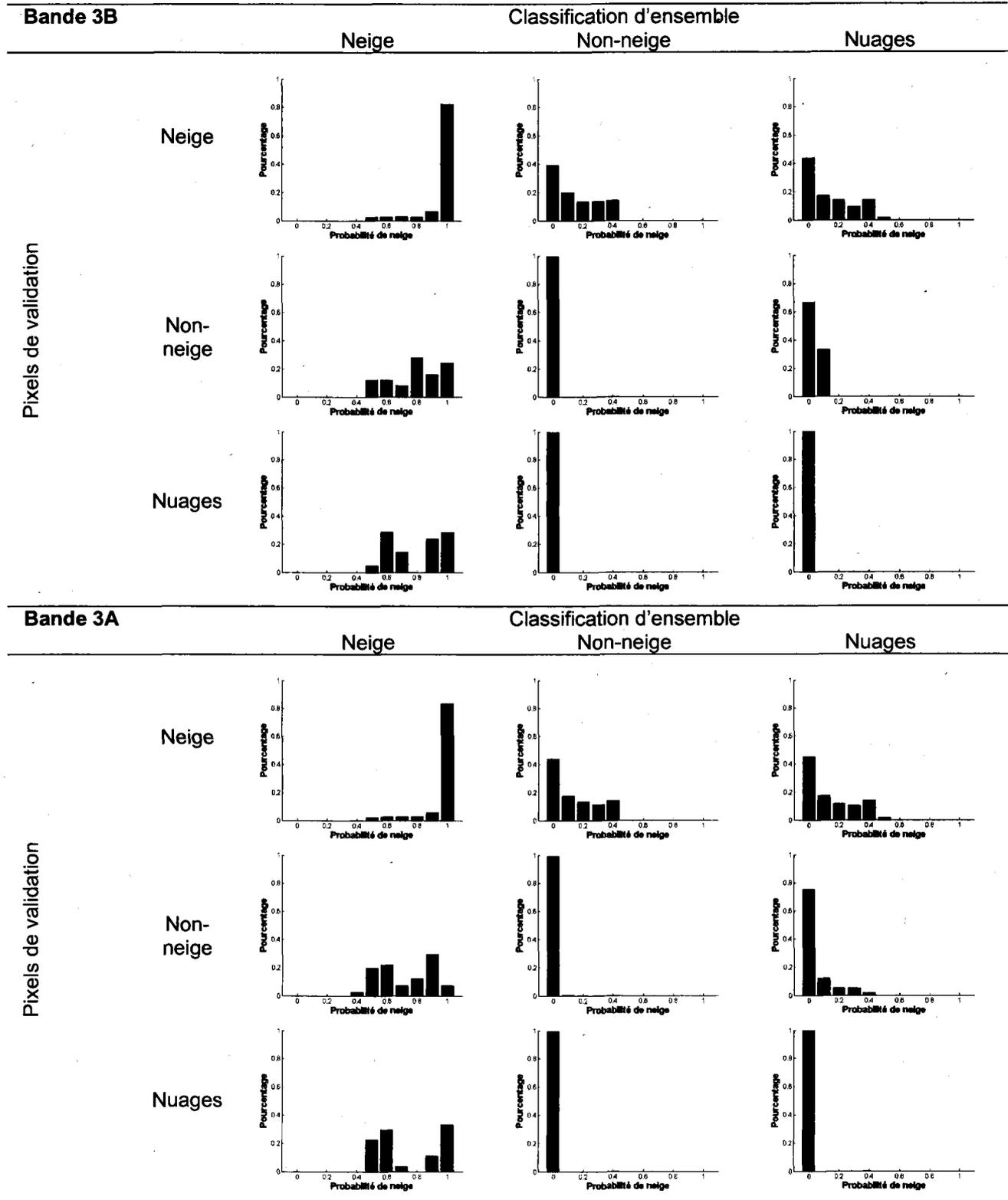
## Annexe VI

A.VI. 1. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR de l'automne pour la période 1988 à 2011.

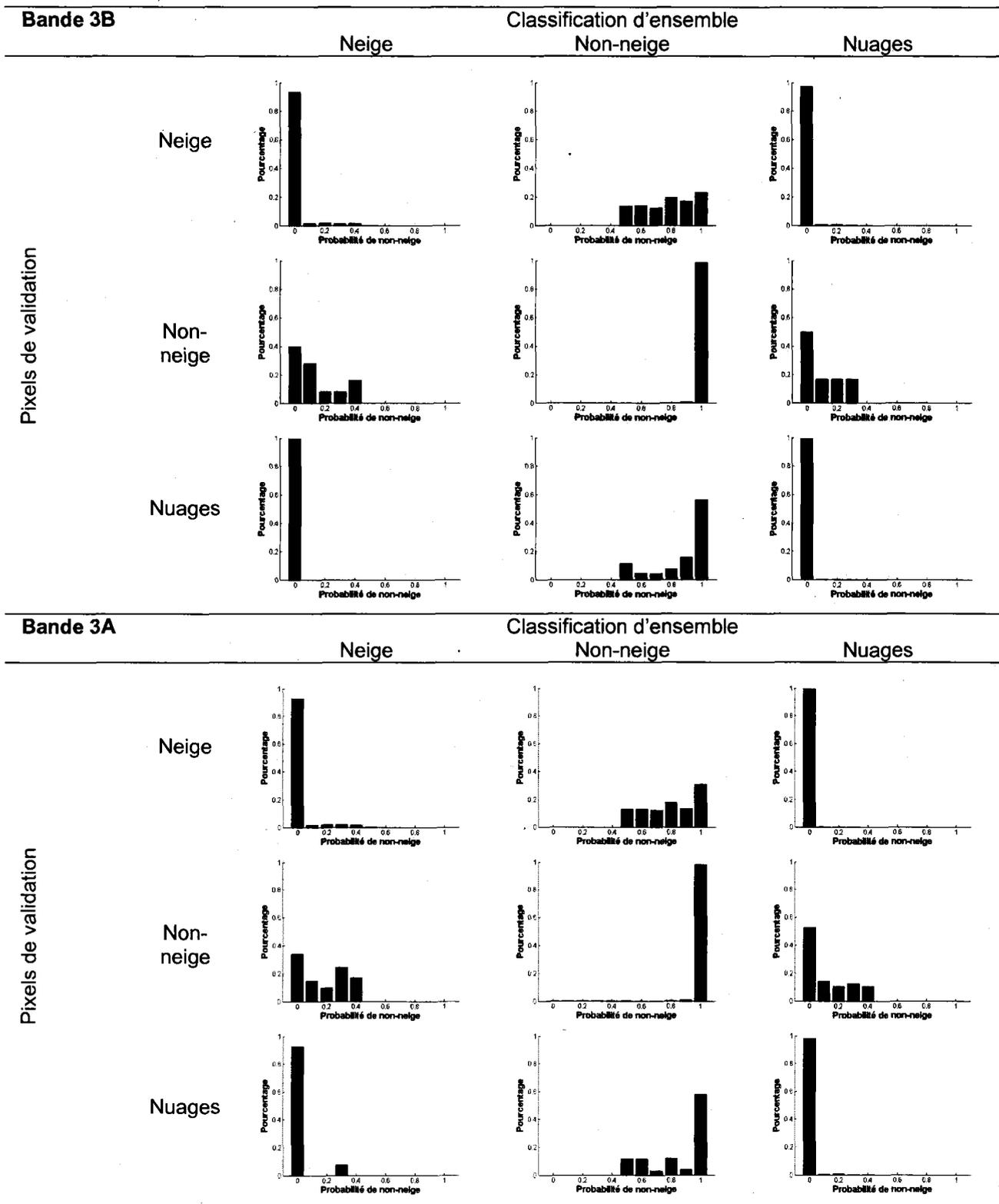
Bande 3B		Classification d'ensemble					
		Neige	Non-neige	Nuages	Total	Taux de succès	Erreur d'omission
Pixels de validation	Neige	8195	959	719	9873	83%	17%
	Non-neige	25	10346	6	10377	100%	0%
	Nuages	21	365	16108	16494	98%	2%
	Total	8241	11670	16833	36744		
	Erreur de commission	1%	11%	4%			
		$\kappa=0,91$		Taux de succès global		94%	
Bande 3A		Classification d'ensemble					
		Neige	Non-neige	Nuages	Total	Taux de succès	Erreur d'omission
Pixels de validation	Neige	11850	1351	975	14176	84%	16%
	Non-neige	41	13150	57	13248	99%	1%
	Nuages	27	391	13225	13643	97%	3%
	Total	11918	14892	14257	41067		
	Erreur de commission	1%	12%	7%			
		$\kappa=0,90$		Taux de succès global		93%	

A.VI. 2. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps pour la période 1988 à 2011.

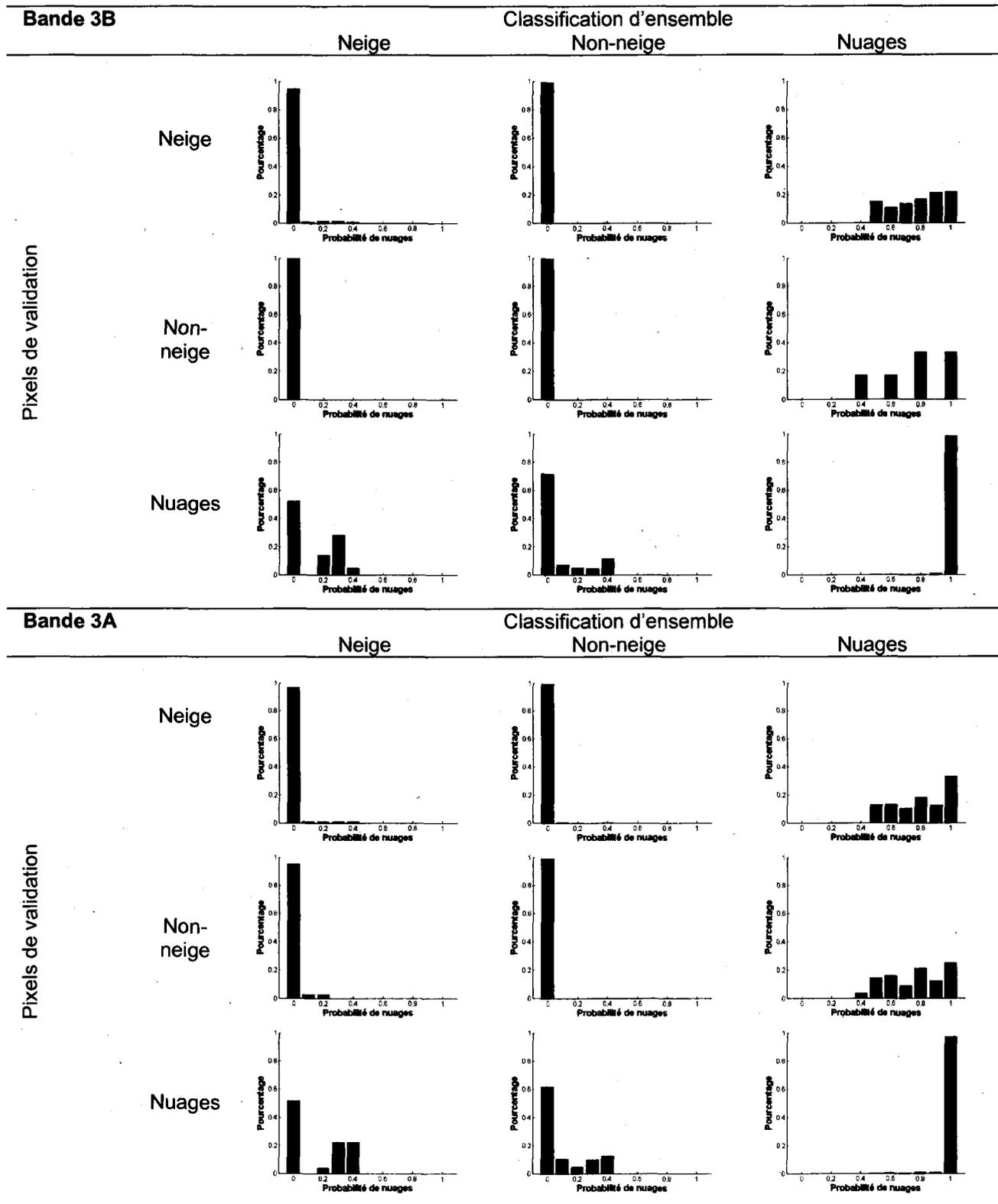
Bande 3A		Classification d'ensemble					
		Neige	Non-neige	Nuages	Total	Taux de succès	Erreur d'omission
Pixels de validation	Neige	7209	673	416	8298	87%	13%
	Non-neige	1	4188	72	4261	98%	2%
	Nuages	2	0	17121	17123	100%	0%
	Total	7212	4861	17609	29682		
	Erreur de commission	0%	14%	3%			
		$\kappa=0,93$		Taux de succès global		96%	



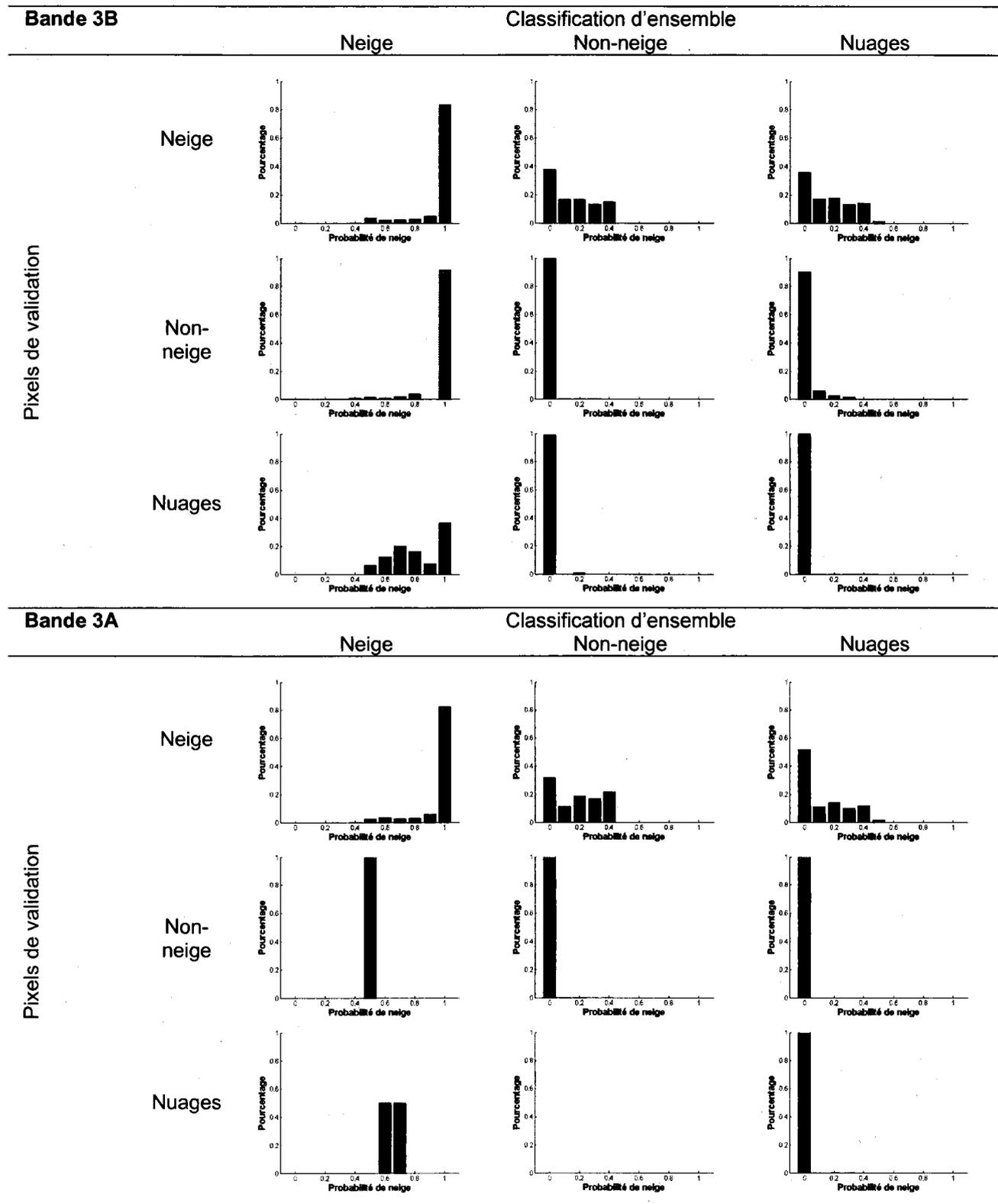
A.VI. 3. Matrice de confusion des probabilités d'appartenance à la classe majoritaire « neige » de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR de l'automne.



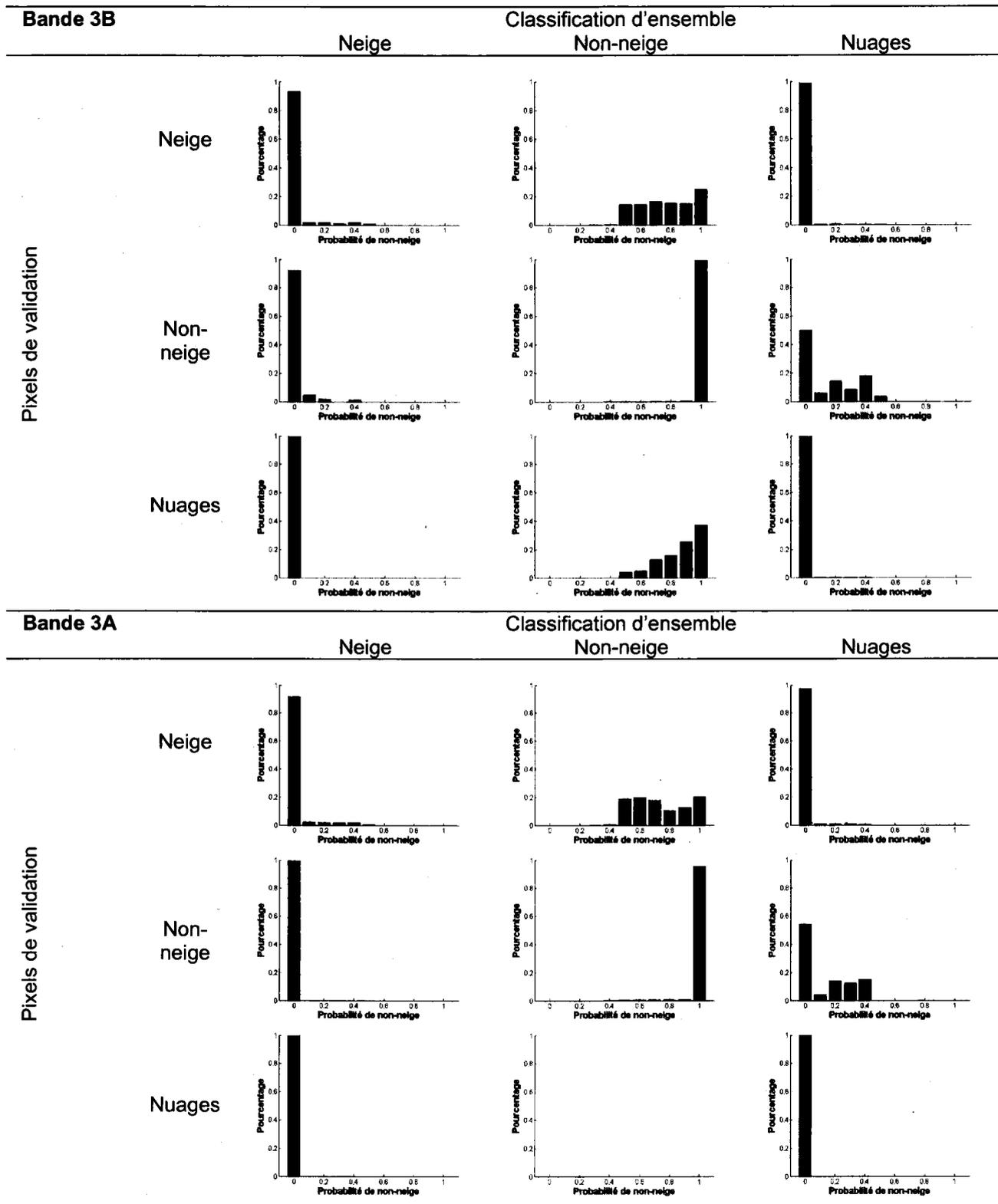
A.VI. 4. Matrice de confusion des probabilités d'appartenance à la classe majoritaire « non-neige » de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR de l'automne.



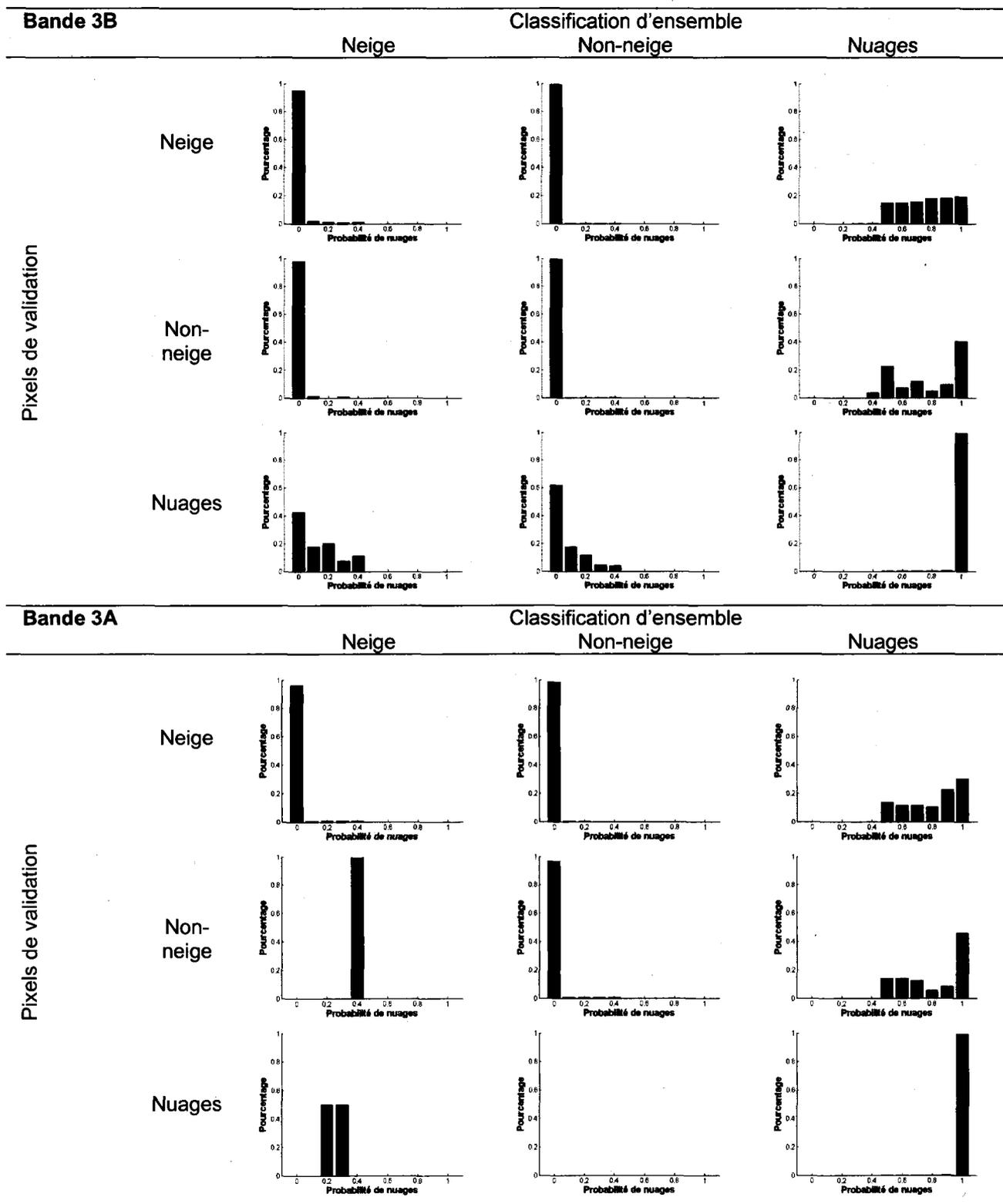
A.VI. 5. Matrice de confusion des probabilités d'appartenance à la classe majoritaire « nuages » de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR de l'automne.



A.VI. 6. Matrice de confusion des probabilités d'appartenance à la classe majoritaire « neige » de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps.



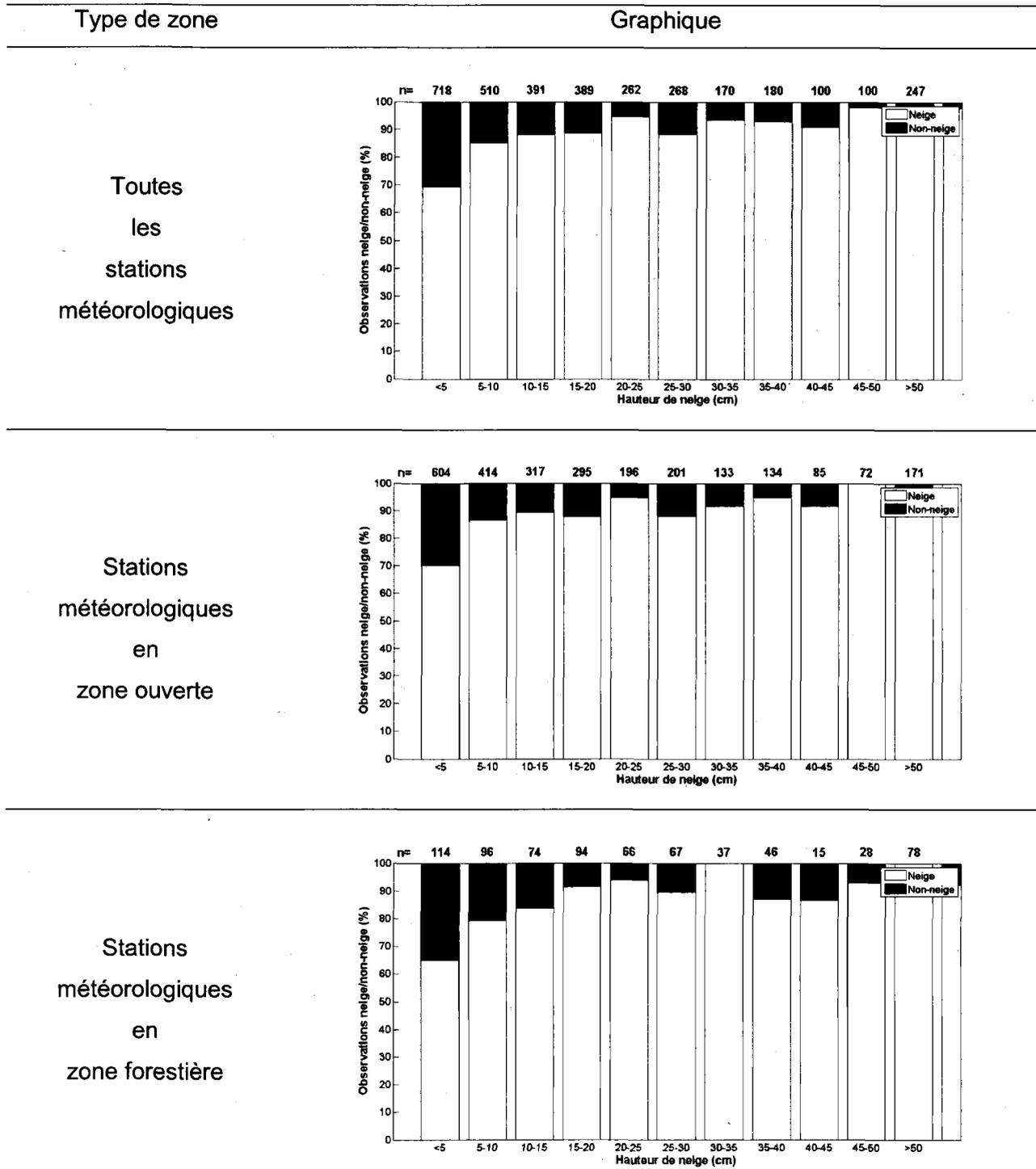
A.VI. 7. Matrice de confusion des probabilités d'appartenance à la classe majoritaire « non-neige » de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps.



A.VI. 8. Matrice de confusion des probabilités d'appartenance à la classe majoritaire « nuages » de la classification d'ensemble sur les échantillons de pixels qui ont servi à la validation de l'algorithme de cartographie des images AVHRR du printemps.



# Annexe VII

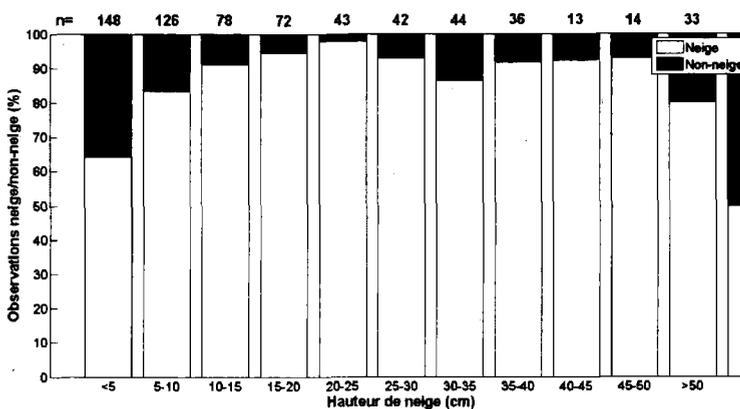


A.VII. 1. Déteçtabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3B de l'algorithme d'estimation d'ensemble de l'automne.

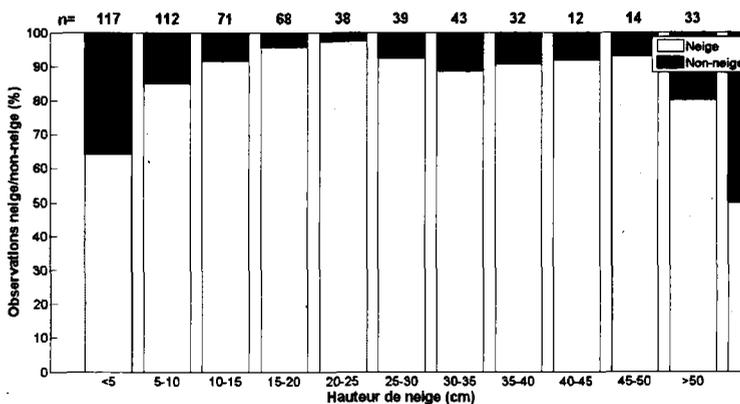
Type de zone

Graphique

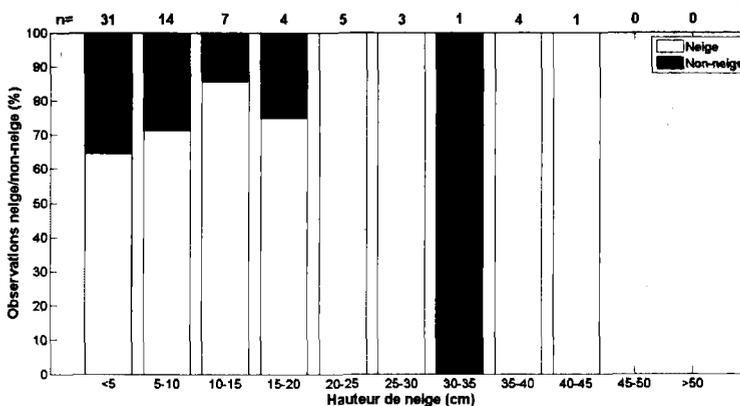
Toutes  
les  
stations  
météorologiques



Stations  
météorologiques  
en  
zone ouverte



Stations  
météorologiques  
en  
zone forestière



A.VII. 2. Détectabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3A de l'algorithme d'estimation d'ensemble de l'automne.

**A.VII. 3. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR de l'automne comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.**

<b>Bande 3B</b>		<b>Classification d'ensemble</b>					
		<b>Neige</b>	<b>Non-neige</b>	<b>Nuages</b>	<b>Total</b>	<b>Taux de succès</b>	<b>Erreur d'omission</b>
Pixels de validation	Neige	2895	201		3096	94%	6%
	Non-neige	667	2632		3299	80%	20%
	Nuages			23587	23587		
	Total	3562	2833	23587	29982		
	Erreur de commission						
		$\kappa=0,92$		<b>Taux de succès global</b>		<b>97%</b>	
<b>Bande 3A</b>		<b>Classification d'ensemble</b>					
		<b>Neige</b>	<b>Non-neige</b>	<b>Nuages</b>	<b>Total</b>	<b>Taux de succès</b>	<b>Erreur d'omission</b>
Pixels de validation	Neige	596	39		635	94%	6%
	Non-neige	105	582		687	85%	15%
	Nuages			4760	4760		
	Total	701	621	4760	6082		
	Erreur de commission	15%	6%				
		$\kappa=0,93$		<b>Taux de succès global</b>		<b>98%</b>	

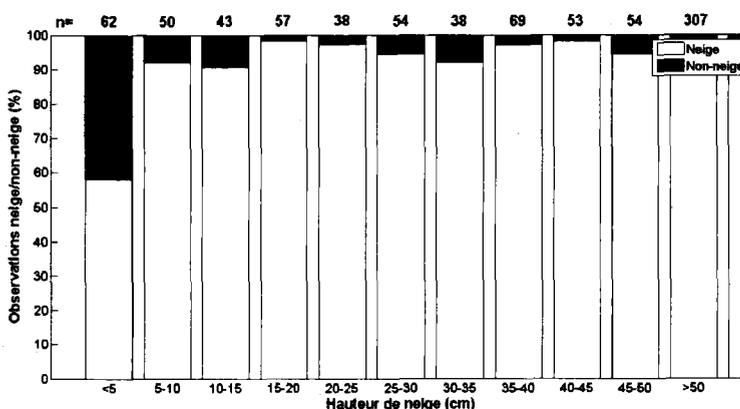
**A.VII. 4. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des 20 stations météorologiques pour la période 1988 à 2011.**

<b>Bande 3A</b>		<b>Classification d'ensemble</b>					
		<b>Neige</b>	<b>Non-neige</b>	<b>Nuages</b>	<b>Total</b>	<b>Taux de succès</b>	<b>Erreur d'omission</b>
Pixels de validation	Neige	794	30		824	96%	4%
	Non-neige	45	495		540	92%	8%
	Nuages			4110	4110		
	Total	839	525	4110	5474		
	Erreur de commission	5%	6%				
		$\kappa=0,97$		<b>Taux de succès global</b>		<b>99%</b>	

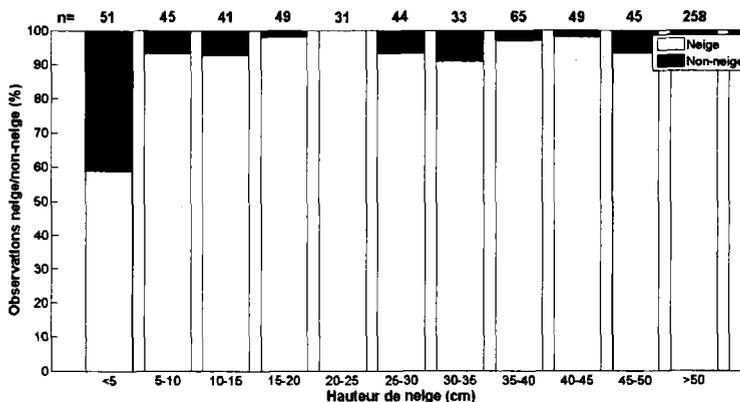
Type de zone

Graphique

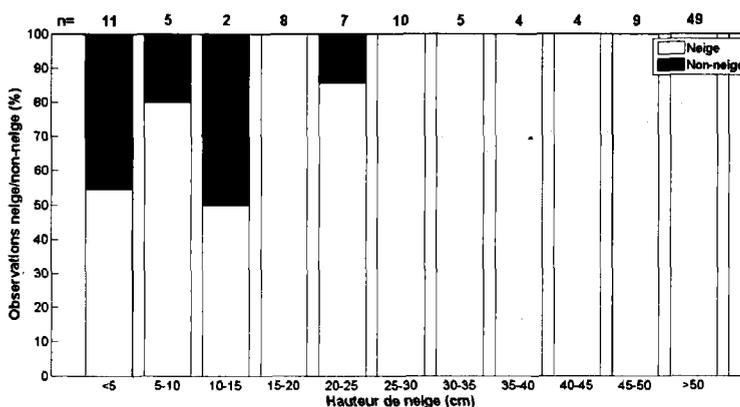
Toutes  
les  
stations  
météorologiques



Stations  
météorologiques  
en  
zone ouverte

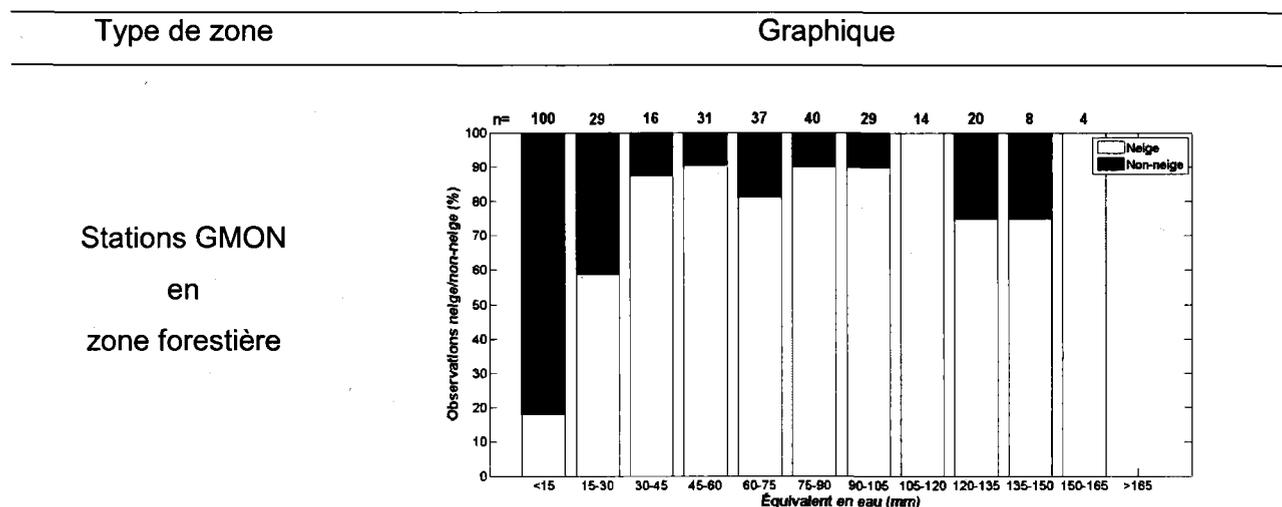


Stations  
météorologiques  
en  
zone forestière



A.VII. 5. Détectabilité de la neige aux stations météorologiques par la version bande 3A de l'algorithme d'estimation d'ensemble du printemps.

## Annexe VIII



### A.VIII. 1. Détectabilité de la neige aux stations GMON par la version bande 3B de l'algorithme d'estimation d'ensemble de l'automne.

### A.VIII. 2. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR de l'automne comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.

Bande 3B		Classification d'ensemble		Taux de succès	Erreur d'omission		
		Neige	Non-neige			Nuages	Total
Pixels de validation	Neige	212	105		317	67%	33%
	Non-neige	11	276		287	96%	4%
	Nuages			2227	2227		
	Total	223	381	2227	2831		
	Erreur de commission	5%	28%				
		$\kappa=0,89$		Taux de succès global		96%	
Bande 3A		Classification d'ensemble		Taux de succès	Erreur d'omission		
		Neige	Non-neige			Nuages	Total
Pixels de validation	Neige	8	2		10	80%	20%
	Non-neige	0	25		25	100%	0%
	Nuages			162	162		
	Total	8	27	162	197		
	Erreur de commission	0%	7%				
		$\kappa=0,97$		Taux de succès global		99%	

**A.VIII. 3. Matrice d'erreur de la classification d'ensemble des images AVHRR du printemps comparée aux observations de neige au sol au niveau des sept stations GMON pour la période 2007 à 2011.**

Bande 3A		Classification d'ensemble				Taux de succès	Erreur d'omission
		Neige	Non-neige	Nuages	Total		
Pixels de validation	Neige	32	9		41	78%	22%
	Non-neige	7	46		53	87%	13%
	Nuages			144	144		
	Total	39	55	144	238		
	Erreur de commission	18%	16%				
		$\kappa=0,88$		Taux de succès global		93%	