

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

**Développement de nouvelles stratégies de cartographie de
l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-
Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-
AVHRR**

Par
Sophie Roberge
Thèse présentée pour l'obtention du grade de
Philosophia doctor (Ph.D.) en Sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Directeur de recherche	Karem Chokmani, INRS-ETE
Co-directeur de recherche	Danielle De Sève, Institut de Recherche sur l'Électricité du Québec (IREQ)
Co-directeur de recherche	Jean-Pierre Fortin, INRS-ETE
Examineur interne	Monique Bernier, INRS-ETE
Examineur externe	Christophe Kinnard, Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR)
Examineur externe	Kalifa Goita, Université de Sherbrooke

Avril 2023

Résumé

Le couvert nival joue un rôle important dans le cycle hydrologique du Québec. Les approches par télédétection satellitaire du suivi quotidien du couvert nival saisonnier ont atteint divers degrés de maturité et certaines d'entre elles nécessitent d'être améliorées. Les provinces du Québec-et-Labrador (Est du Canada) constituent un défi pour l'élaboration de telles approches en raison des conditions particulières d'enneigement (un couvert nival épais) et de la nature très diversifiée de la couverture végétale (toundra, taïga, forêt boréale, forêt de feuillus, forêt mixte, perturbations, terres humides, zones agricoles et zones urbaines).

Le sujet de la présente thèse concerne le développement et la validation de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données optiques et infrarouge thermique du capteur NOAA-AVHRR (1 km). Les objectifs de recherche sont : (1) développer un algorithme de classification à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol à partir des données du capteur AVHRR pour le suivi quotidien des catégories de surfaces neige, non-neige et nuage; (2) d'adapter l'algorithme de classification à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol aux approches de logique floue et (3) d'estimation d'ensemble pour obtenir des probabilités d'appartenance aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage et réduire des erreurs de classification (erreurs d'omission et/ou de commission); (4) de valider les algorithmes de cartographie ainsi développés avec les images de haute résolution spatiale LANDSAT (30 m) et d'y réaliser une analyse comparative de validation avec les produits de neige disponibles sur la région d'étude, c'est-à-dire IMS (4 km), MODIS (500 m) et la version de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien (AVHRR DOY) développé par Chokmani *et al.* (2009) quelques années plus tôt.

L'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien est un algorithme régional où les paramètres de seuil évoluent en fonction de la moyenne historique pour un jour julien donné. L'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) est un algorithme local où les paramètres de seuil évoluent en fonction de la température de l'air et de l'occupation du sol, ces deux variables étant plus aptes à saisir les particularités spectrales et thermiques de la neige sous diverses conditions contrairement au jour julien. L'algorithme AVHRR TAIR a été adapté à une approche de logique floue, qui consiste à ajuster des fonctions d'appartenance sur les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR et de construire un système d'équations permettant de calculer la probabilité d'appartenance aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage. L'algorithme AVHRR TAIR a été adapté à une approche d'estimation d'ensemble. Le *boosting*

consiste à calibrer de manière séquentielle trois classificateurs comportant chacun des erreurs de classification et de les combiner de telle sorte à obtenir un classificateur fort.

Les résultats de l'analyse comparative indiquent une amélioration significative de la qualité de la cartographie du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador à l'aide de l'algorithme AVHRR TAIR par rapport à la version précédente. Pour la période de fonte printanière 2006 à 2014, le taux de succès global de classification (TSG) est de 0,92 pour AVHRR TAIR et 0,78 pour AVHRR DOY. Un écart de 0,14 est considéré significatif. Les catégories d'occupation du sol forestières (forêt de conifères, de feuillus et mixte) sont les occupations du sol ayant connu la plus forte amélioration entre les algorithmes. L'amélioration observée pour l'algorithme AVHRR TAIR s'explique par la qualité des échantillons de pixels de calibration et par la flexibilité des seuils de s'ajuster aux conditions locales du couvert nival saisonnier en fonction de la température de l'air et de l'occupation du sol. L'analyse comparative indique un TSG de 0,93 pour MODIS et 0,88 pour IMS sur la région d'étude. L'algorithme AVHRR TAIR possède une performance relativement similaire à MODIS en ce qui concerne la cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador et surpasse celle de IMS. En ce qui concerne les approches de logique floue et de *boosting* qui ont été implantées sur l'algorithme AVHRR TAIR, celles-ci ont permis de maintenir son niveau de performance, sinon la dégrader un peu. L'analyse comparative enregistre un TSG de 0,92 pour l'approche de logique floue et 0,91 pour les approches de *boosting* avec ou sans logique floue respectivement. La contribution de la cartographie par logique floue permet de restituer les probabilités d'appartenance aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage, comprises entre 0 et 1. La présence de valeurs continues dans la cartographie permet d'offrir une certaine flexibilité à l'utilisateur sur l'interprétation du contenu de la carte. La cartographie de logique floue est une classification souple en comparaison avec l'algorithme AVHRR TAIR où la classification est faite selon une approche de tout ou rien (classification dure). La contribution de la cartographie de *boosting* est l'ajout de robustesse sur la classification obtenue par l'algorithme AVHRR TAIR.

Mots-clés : cryosphère; télédétection; algorithme de classification; logique floue; appartenance; probabilités d'appartenance; estimation d'ensemble; boosting; validation; AVHRR; LANDSAT; MODIS; IMS; Québec; Labrador; Est du Canada.

Abstract

Seasonal snow cover plays an important role in Quebec's hydrological cycle. Satellite remote sensing approaches to perform daily monitoring of seasonal snow cover have reached varying degrees of maturity and some of them need to be improved. The provinces of Quebec and Labrador (Eastern Canada) are a challenge in developing such approaches due to the particular snow conditions (thick snow cover) and the very diverse nature of the vegetation cover (tundra, taiga, boreal forest, deciduous forest, mixed forest, disturbances, wetlands, agricultural areas and urban areas).

The subject of this thesis concerns the development and validation of new strategies for mapping the spatial extent of seasonal snow cover in Quebec and Labrador using optical and thermal infrared data from the NOAA-AVHRR sensor (1 km). The research objectives are: (1) to develop a classification algorithm with adaptive thresholds based on air temperature and land cover from AVHRR sensor data for daily monitoring of snow, no-snow and cloud; (2) adapt the adaptive threshold classification algorithm to air temperature and land cover approaches to fuzzy logic and (3) ensemble approaches to obtain probabilities of belonging to snow, no-snow and cloud and reduce classification errors (errors of omission and/or commission); (4) to validate the mapping algorithms thus developed with LANDSAT images (30 m) and to carry out a comparative validation analysis with the snow products available in the study area, i.e. IMS (4 km), MODIS (500 m) and the version of the AVHRR algorithm with adaptive thresholds based on Day-of-Year (AVHRR DOY) developed by Chokmani *et al.* (2009) a few years earlier.

The AVHRR algorithm with adaptive thresholds based on Day-of-Year is a regional algorithm where the threshold parameters evolve according to the historical average for a given Day-of-Year. The adaptive threshold algorithm based on air temperature and land cover (AVHRR TAIR) is a local algorithm where threshold parameters evolve as a function of air temperature and land cover, these two variables being better able to capture the spectral and thermal peculiarities of snow under various conditions unlike the Day-of-Year. The AVHRR TAIR algorithm has been adapted to a fuzzy logic approach, which consists of adjusting membership functions on the empirical thresholds of the AVHRR algorithm and constructing a system of equations to calculate the probability of belonging to snow, no-snow and cloud. The AVHRR TAIR algorithm has been adapted to an ensemble approach. Boosting consists of sequentially calibrating three classifiers, each with classification errors, and combining them in such a way as to obtain a strong classifier.

The results of the comparative analysis indicate a significant improvement in the quality of seasonal snow cover mapping in the Quebec and Labrador region using the AVHRR TAIR algorithm compared to the previous version. For the spring melt period 2006 to 2014, the overall classification success rate (TSG) is 0.92 for AVHRR TAIR and 0.78 for AVHRR DOY. A deviation of 0.14 is considered significant. Forest land cover categories (coniferous, deciduous and mixed forest) are the land use with the greatest improvement between the algorithms. The improvement observed for the AVHRR TAIR algorithm is explained by the quality of the calibration pixel samples and the flexibility of the thresholds to adjust to local snow cover conditions depending on air temperature and land cover. The comparative analysis indicates a TSG of 0.93 for MODIS and 0.88 for IMS on the study area. The AVHRR TAIR algorithm has a relatively similar performance to MODIS in terms of daily seasonal snow cover mapping in the Quebec and Labrador region and surpasses that of IMS. As for the fuzzy logic and boosting approaches that have been implemented on the AVHRR TAIR algorithm, these have made it possible to maintain its level of performance, if not degrade it a little. Comparative analysis records a TSG of 0.92 for the fuzzy logic approach and 0.91 for boosting approaches with or without fuzzy logic respectively. The contribution of mapping by fuzzy logic makes it possible to restore the probabilities of belonging to the categories of snow, no-snow and cloud, between 0 and 1. The presence of continuous values in the map allows for flexibility in interpreting the contents of the map. Fuzzy logic mapping is a flexible classification in comparison with the AVHRR TAIR algorithm where the classification is made according to an all-or-nothing approach (hard classification). The contribution of boosting mapping is the addition of robustness on the classification obtained by the AVHRR TAIR algorithm.

Keywords: cryosphere; remote sensing; classification algorithm; fuzzy logic; membership; probabilities of belonging; ensembles; boosting; validation; AVHRR; LANDSAT; MODIS; IMS; Quebec; Labrador; Eastern Canada.

Remerciements

Je tiens à remercier personnellement mon directeur de thèse Pr. Karem Chokmani ainsi que mes co-directeurs Mme Danielle De Sève et M. Jean-Pierre Fortin de m'avoir fait confiance durant ces années pour mener à bien ce projet de recherche. Leurs judicieux conseils ont été cruciaux pour le bon déroulement de cette étude et la rédaction de ma thèse de doctorat.

Je tiens à remercier le Fonds de Recherche du Québec sur la Nature et les Technologies (FRQNT) qui ont soutenu financièrement ce projet. Je remercie Jean-Pierre Dedieu de m'avoir accueillie dans son équipe de recherche afin de découvrir ses travaux de recherche sur le suivi de la neige par télédétection micro-actives dans la région des Alpes française. Je remercie Dominic Thériault pour la préparation et le traitement de la base de données de validation. Ça a été un plaisir de travailler avec toi, j'ai apprécié ta motivation et ta débrouillardise. Je remercie mes examinateurs, Mme Monique Bernier, M. Kalifa Goita et M. Christophe Kinnard, pour avoir accepté de lire cette thèse de doctorat. Leurs précieux commentaires et suggestions m'ont permis de mieux expliquer mes travaux de recherche.

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

--- Page vide ---

TABLE DES MATIÈRES

1.	Introduction	1
1.1	Problématique.....	1
1.2	Hypothèses	8
1.3	Objectifs	9
1.4	Structure de la thèse	10
2.	Synthèse bibliographique	13
2.1	Télédétection optique de la neige.....	13
2.1.1	Caractéristiques physiques du couvert nival saisonnier.....	13
2.1.2	Caractéristiques spectrales du couvert nival saisonnier	16
2.1.3	Discrimination de la neige des autres surfaces.....	18
2.1.4	Discrimination des nuages dans les bandes thermiques	19
2.2	Produits de neige disponibles pour la cartographie globale et/ou régionale du couvert nival saisonnier	21
2.2.1	Méthodes de cartographie de la cryosphère.....	21
2.2.2	Présentation des produits opérationnels de neige	24
2.2.2.1	IMS	24
2.2.2.2	GOES+SSM/I.....	25
2.2.2.3	NOHSRC	27
2.2.2.4	MODIS	27
2.2.2.5	GlobSnow	29
2.2.3	Validation des produits de neige	30
2.2.3.1	En Amérique du Nord.....	30
2.2.3.2	En Europe	32
2.2.3.3	En Asie	32
2.2.3.4	SNOWPEX.....	34
2.2.4	Études régionales de climatologie de la neige.....	35

2.3	Méthodes de classification des images de télédétection	36
2.3.1	Méthodes de seuillage	36
2.3.2	Méthodes de logique floue	38
2.3.3	Méthodes d'estimation d'ensemble	40
3.	Zone d'étude et données satellitaires	45
3.1	Présentation de la zone d'étude	45
3.2	Données satellitaires NOAA-AVHRR	46
3.2.1	Caractéristiques du capteur AVHRR	46
3.2.2	Constitution d'une série historique d'images quotidiennes	48
3.2.3	Prétraitement automatique des images AVHRR.....	49
3.2.4	Intégration des données auxiliaires de température de l'air.....	50
3.2.5	Intégration des données auxiliaires de l'occupation du sol	52
3.3	Observations de neige au sol.....	56
3.4	Données satellitaires LANDSAT.....	62
3.4.1	Caractéristiques du capteur LANDSAT	62
3.4.2	Caractéristiques de la série de réflectance de surface	64
3.4.3	Constitution d'une série historique d'images de validation.....	65
3.5	Autres produits satellitaires de neige.....	70
3.5.1	IMS	70
3.5.2	MODIS	71
4.	Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador	73
4.1	Introduction	73
4.2	Méthodologie.....	73
4.2.1	Présentation de l'algorithme SNOWMAP et son adaptation pour la classification de la neige sur les images de validation LANDSAT.....	73
4.2.2	Extraction de statistiques zonales de classification de la neige sur des grilles de validation à 1 km et 4 km de résolution spatiale	76

4.2.3	Sélection des pixels de validation.....	79
4.2.4	Définition de la matrice de confusion.....	80
4.2.5	Analyse de détectabilité de la neige.....	83
4.3	Résultats.....	84
4.3.1	Validation de la classification des images LANDSAT avec les observations de neige au sol aux stations météorologiques d'Environnement Canada.....	84
4.3.2	Présentation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien.....	86
4.3.3	Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR DOY.....	88
4.3.4	Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige MODIS.....	94
4.3.5	Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige IMS.....	100
4.3.6	Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador.....	106
4.4	Discussion.....	112
4.5	Sommaire.....	115
5.	Développement et validation spatiale de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la classification des images NOAA-AVHRR.....	117
5.1	Introduction.....	117
5.2	Méthodologie.....	117
5.2.1	Définition de l'algorithme de classification.....	117
5.2.2	Étalonnage des échantillons de pixels.....	120
5.2.3	Définition des seuils empiriques de l'algorithme de classification.....	122
5.3	Résultats.....	127
5.3.1	Caractéristiques des seuils empiriques.....	127
5.3.1.1	Intervalle de température de l'air.....	130
5.3.1.2	Sélection de modèles de percentiles.....	130
5.3.1.3	Particularités des seuils empiriques.....	132
5.3.2	Validation et comparaison qualitative des résultats cartographiques obtenus par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR.....	138

5.3.3	Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR TAIR.....	141
5.3.4	Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador	151
5.3.5	Analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air.....	158
5.4	Discussion.....	159
5.4.1	Contributions de la méthode de seuillage locale vs régionale.....	159
5.4.2	Améliorations possibles de l'algorithme AVHRR TAIR	163
5.4.3	Contributions de la méthode de seuillage locale vs globale.....	164
5.5	Sommaire.....	165
6.	Développement et validation spatiale de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue pour la classification des images NOAA-AVHRR	167
6.1	Introduction	167
6.2	Méthodologie.....	167
6.2.1	Conceptualisation de l'algorithme de classification en logique floue	167
6.2.2	Définition des seuils empiriques en mode de logique floue	168
6.2.3	Système d'équations pour le calcul des probabilités d'appartenance	176
6.2.4	Calcul de la matrice de confusion.....	179
6.3	Résultats.....	179
6.3.1	Caractéristiques des seuils empiriques et des intervalles de prédiction.....	179
6.3.2	Interprétation du contenu d'une cartographie de logique floue	182
6.3.3	Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR TAIR+LF	186
6.3.4	Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador	196
6.3.5	Analyse de détectabilité de la neige selon les probabilités d'appartenance	200
6.4	Discussion.....	204
6.5	Sommaire.....	205

7.	Développement et validation spatiale de l’algorithme à seuils adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol combiné à une approche d’estimation d’ensemble pour la classification des images NOAA-AVHRR	207
7.1	Introduction	207
7.2	Méthodologie.....	207
7.2.1	Constitution d’un ensemble de classificateurs	207
7.2.2	Combinaison des classificateurs pour la classification de boosting	208
7.2.3	Application de l’approche de logique floue	209
7.2.4	Calcul de la matrice de confusion.....	209
7.3	Résultats	210
7.3.1	Caractéristiques des classificateurs	210
7.3.2	Interprétation du contenu d’une cartographie de boosting	211
7.3.3	Analyse de détectabilité de la neige des produits de neige AVHRR TAIR boostés (AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF).....	212
7.3.4	Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador	224
7.3.5	Analyse de détectabilité de la neige selon les probabilités d’appartenance	229
7.3.6	Analyse de la robustesse des algorithmes AVHRR TAIR	233
7.4	Discussion.....	237
7.5	Sommaire.....	239
8.	Conclusion générale.....	241
9.	Références bibliographiques	245
	ANNEXES	265
10.	Annexe I : Données de l’occupation du sol	267
11.	Annexe II : Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador.....	273
12.	Annexe III : Développement et validation de l’algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol.....	301

13.	Annexe IV : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue.....	329
14.	Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de <i>boosting</i>	335

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET SYMBOLES

AVHRR	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i>
AVHRR DOY	Algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien
AVHRR TAIR	Algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol
AVHRR TAIR+LF	Algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue
AVHRR TAIR+B	Algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche <i>boosting</i>
AVHRR TAIR+BLF	Algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné aux approches de <i>boosting</i> et de logique floue
CCT	Centre Canadien de Télédétection
DOY	<i>Day of Year</i> (jour de l'année)
DMSP	<i>Defense Meteorological Satellite Program</i>
ΔT_{34}	Différence de température entre les bandes 3 et 4 d'AVHRR
ΔT_{45}	Différence de température entre les bandes 4 et 5 d'AVHRR
EC	Erreur de commission pour une surface donnée
EEN	Équivalent en eau de la neige
EO	Erreur d'omission pour une surface donnée
EODM-NRT	<i>Earth Observation Data Manager-Near Real Time</i>
FSP	Fraction sous-pixel
GOES	<i>Geostationary Operational Environmental Satellite</i>
IGBP	<i>International Geosphere Biosphere Program</i>
IMS	<i>Ice Mapping System</i>
κ	Coefficient kappa
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
NARR	<i>North American Regional Reanalysis</i>
NCEP	<i>National Center for Environmental Prediction</i>
NDSI	<i>Normalized Difference Snow Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NOAA	<i>National Oceanographic and Atmospheric Administration</i>
POES	<i>Polar Operational Environmental Satellites</i>

R1	Réflectance (albédo) dans la bande 1 d'AVHRR (0,58-0,68 μm)
R2	Réflectance (albédo) dans la bande 2 d'AVHRR (0,72-1,00 μm)
R3	Réflectance (albédo) dans la bande 3 d'AVHRR (1,58-1,64 μm)
SDO	Seuil de détectabilité optimale
SDS	Seuil de détectabilité spécifique
SMF	<i>S-shaped membership function</i> (fonction d'appartenance en forme de S)
SSM/I	<i>Special Sensor Microwave Imager</i>
TSG	Taux de succès global de classification
T3	Température dans la bande 3 d'AVHRR (3,55-3,93 μm)
T4	Température dans la bande 4 d'AVHRR (10,3-11,3 μm)
T5	Température dans la bande 5 d'AVHRR (11,5-12,5 μm)
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
ZMF	<i>Z-shaped membership function</i> (fonction d'appartenance en forme de Z)
1-EC	Précision de l'utilisateur pour une surface donnée (<i>User's accuracy</i>)
1-EO	Précision du producteur pour une surface donnée (<i>Producer's accuracy</i>)

LISTE DES ÉQUATIONS

Équation 2-1. Densité de la neige en fonction du temps écoulé (Rees, 2006).	13
Équation 2-2. Équivalent en eau de la neige (Rees, 2006).	14
Équation 4-1. Le NDSI selon l'algorithme SNOWMAP de MODIS (Riggs <i>et al.</i> , 2006).	74
Équation 4-2. Le NDVI selon l'algorithme SNOWMAP de MODIS (Riggs <i>et al.</i> , 2006).	74
Équation 4-3. Coefficient kappa (k) (Jensen, 2005).	81
Équation 4-4. Taux de succès global de la classification.	82
Équation 4-5. Taux de succès de référence (1-EO) pour la surface neige.	82
Équation 4-6. Taux de succès de référence (1-EO) pour la surface non-neige.	82
Équation 4-7. Taux de succès de classification (1-EC) pour la surface neige.	82
Équation 4-8. Taux de succès de classification (1-EC) pour la surface non-neige.	82
Équation 6-1. Formule générale de la fonction d'appartenance ZMF (Mathworks, 2020).	172
Équation 6-2. Formule générale de la fonction d'appartenance SMF (Mathworks, 2020).	173
Équation 6-3. Probabilité d'appartenance d'un pixel à la catégorie neige.	177
Équation 6-4. Probabilité d'appartenance d'un pixel à la catégorie non-neige.	177
Équation 6-5. Probabilité d'appartenance d'un pixel à la catégorie nuage.	177
Équation 7-1. Moyenne des probabilités d'appartenance de neige, de non-neige et de nuages pour obtenir la probabilité d'appartenance finale de la classification d'ensemble lorsque les classificateurs C_1 et C_2 sont en accord sur la classe d'appartenance du pixel AVHRR à classifier.	209

--- Page vide ---

LISTE DES FIGURES

Figure 2-1. Réflectance de la neige en fonction de la dimension des cristaux de glace pour un angle d'incidence de 60° (tiré de Bonn <i>et al.</i> (1992)).	17
Figure 2-2. Réflectance de la neige et de la glace à divers stades de formation (tiré de König <i>et al.</i> (2001)).	17
Figure 2-3. Réflectance de la neige et des nuages pour des longueurs d'ondes comprises entre 0,4 et 2,5 µm du spectre électromagnétique (tiré de Jensen (2007)).	18
Figure 2-4. Fonctions d'appartenance de logique floue pairées pour la détection de la neige et de la non-neige à partir de données du capteur NOAA-AVHRR (tiré de Zhou <i>et al.</i> (2013)).	39
Figure 3-1. Localisation de la zone d'étude. La cartographie de l'occupation du sol affichée provient du <i>Land Cover 95</i> réalisée par le Centre Canadien de Télédétection.	45
Figure 3-2. Localisation des stations météorologiques d'Environnement Canada ($n=142$) ayant servi à la vérification des échantillons de pixels de neige choisis pour la calibration des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR.	60
Figure 3-3. Localisation des traces LANDSAT ($n=155$) ayant servi à la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS.	66
Figure 3-4. Scènes de validation LANDSAT du 17 mai 2010. Ces scènes ont été retenues en raison de leur disposition latitudinale (du nord vers le sud) pour la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS dans les différentes catégories d'occupation du sol.	68
Figure 3-5. Scènes de validation LANDSAT du 11 avril 2006, du 13 mai 2006, du 14 avril 2007 et du 16 mai 2007 en position colonne 14 et rangée 24. Les scènes d'avril 2006 et avril 2007 montrent un couvert nival saisonnier bien installé couvrant l'ensemble de la région observée. Les scènes de mai 2006 et mai 2007, qui ont été acquises avec un décalage de trois (3) jours entre les deux années, montrent des superficies enneigées de taille variable. Ces scènes de validation ont été retenues pour leur variabilité intra-saisonnière et interannuelle pour la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS dans les différentes catégories d'occupation du sol.	69
Figure 4-1. Algorithme de classification SNOWMAP de MODIS. La zone d'acceptation de la neige en milieu forestier L1 et L2 est illustrée dans la Figure 4-2.	75
Figure 4-2. Zone d'acceptation de la neige en milieu forestier (tiré de Klein <i>et al.</i> (1998)). La limite L1 est définie par l'équation $NDVI = -4,7861 * NDSI2 + 4,9095 * NDSI - 0,198$ et la limite L2 est définie par l'équation $NDVI = -0,5 * NDSI + 0,3$.	75
Figure 4-3. Extraction des statistiques zonales (décompte du nombre de pixels) pour les catégories <i>no-data</i> , non-neige, nuage et neige de la classification d'une image LANDSAT et d'un produit de neige donné. La grille d'extraction permet d'associer une fraction sous-pixel de neige estimée à partir des statistiques zonales de LANDSAT au produit de neige pour une résolution spatiale donnée (1 km ou 4 km).	78

Figure 4-4. Seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien développé pour la période de fonte printanière 1988 à 1999 (tiré de Chokmani <i>et al.</i> (2009)).....	87
Figure 4-5. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	91
Figure 4-6. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	92
Figure 4-7. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	93
Figure 4-8. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	97
Figure 4-9. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	98
Figure 4-10. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	99
Figure 4-11. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par IMS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	103
Figure 4-12. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par IMS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	104
Figure 4-13. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par IMS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	105
Figure 4-14. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	110
Figure 5-1. Algorithme de classification des images NOAA-AVHRR adapté à la série KLM : (a) pour une image avec la bande 3B (MIR) activée et (b) pour une image avec la bande 3A (SWIR) activée.....	119

Figure 5-2. Image NOAA-AVHRR de calibration du 17 mai 2010. Le couvert nival saisonnier est apparent sur l'image AVHRR avec des teintes bleues plus brillantes. Il est homogène spatialement d'après le composé fausses-couleurs et la classification de l'image LANDSAT (30 m) acquise la même date. 121

Figure 5-3. Image NOAA-AVHRR de calibration du 11 avril 2006. Le couvert nival saisonnier est plus difficile à identifier sur l'image AVHRR. Des pixels de neige et de non-neige les plus purs possibles ont pu être identifiés sur l'image AVHRR à l'aide de l'image LANDSAT (30 m) acquise la même date. Les pixels ainsi identifiés ont été intégrés dans la base de données de calibration et de validation de l'algorithme de classification. 121

Figure 5-4. Procédure de calcul des seuils empiriques $T_{4_{max}}$ et $T_{4_{min}}$ adaptatifs à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 124

Figure 5-5. Procédure de calcul du seuil empirique $\Delta T_{45_{max}}$ adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 125

Figure 5-6. Procédure de calcul du seuil empirique $NDVI_{max}$ adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 125

Figure 5-7. Procédure de calcul du seuil empirique $\Delta T_{34_{max}}$ adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 126

Figure 5-8. Procédure de calcul du seuil empirique $R1_{min}$ adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 126

Figure 5-9. Échantillons de pixels de neige de calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol des catégories de l'occupation du sol – Forêt de conifères – Forêt de feuillus – Forêt mixte – Brûlis – de l'algorithme AVHRR TAIR développé pour les conditions particulières de fonte printanière. 128

Figure 5-10. Échantillons de pixels de neige de calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol des catégories de l'occupation du sol – Terres humides – Toundra et sols nus – Agriculture – Urbain et bâti – de l'algorithme AVHRR TAIR développé pour les conditions particulières de fonte printanière. 129

Figure 5-11. Échantillons de pixels de neige vérifiés et intégrés dans le jeu de données de calibration en vue d'une correction des seuils empiriques $T_{4_{max}}$, $NDVI_{max}$ et $R1_{min}$ dédiés à la discrimination de la non-neige de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol. Les échantillons de pixels de neige illustrés appartiennent à la catégorie de l'occupation du sol terres humides. 131

Figure 5-12. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 142

Figure 5-13. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 143

Figure 5-14. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 144

Figure 5-15. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 145

Figure 5-16. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014..... 146

Figure 5-17. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 147

Figure 5-18. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 148

Figure 5-19. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 149

Figure 5-20. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 150

Figure 5-21. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 156

Figure 6-1. Intervalle de prédiction sur les seuils empiriques (a) $T_{4_{\max}}$, (b) $T_{4_{\min}}$ et (c) $\Delta T_{45_{\max}}$ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 170

Figure 6-2. Intervalle de prédiction sur les seuils empiriques (a) $NDVI_{\max}$, (b) $\Delta T_{34_{\max}}$ et (c) $R1_{\min}$ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). 171

Figure 6-3. Ajustement de fonctions d'appartenance ZMF et SMF sur les limites de l'intervalle de prédiction des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol : (a) ZMF sur T_4 , (b) SMF sur T_4 et (c) ZMF sur ΔT_{45} pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). Les fonctions ZMF et SMF illustrées ont été estimées pour une température de l'air de 270K. 174

Figure 6-4. Ajustement de fonctions d'appartenance ZMF et SMF sur les limites de l'intervalle de prédiction des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol : (a) ZMF sur $NDVI$, (b) ZMF sur ΔT_{34} et (c) SMF sur $R1$ pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). Les fonctions ZMF et SMF illustrées ont été estimées pour une température de l'air de 270K. 175

Figure 6-5. Définition des probabilités de dépassement et de non-dépassement pour chaque seuil de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR pour une catégorie de l'occupation du sol donnée, pour une image avec la bande 3B (MIR) activée. 176

Figure 6-6. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol avec l'intervalle de prédiction des catégories de l'occupation du sol Forêt de conifères – Forêt de feuillus – Forêt mixte – Brûlis de l'algorithme AVHRR TAIR+LF développé pour les conditions particulières de fonte printanière. 180

Figure 6-7. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol avec l'intervalle de prédiction des

catégories de l'occupation du sol Terres humides – Toundra et sols nus – Agriculture – Urbain et bâti de l'algorithme AVHRR TAIR+LF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	181
Figure 6-8. Cartographie de logique floue obtenue par l'algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 19 avril 2009.	183
Figure 6-9. Agrandissement sur le sud du Québec de la carte de logique floue obtenue par l'algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 7 avril 2008.	185
Figure 6-10. Agrandissement sur le sud du Québec de la carte de logique floue obtenue par l'algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 19 avril 2008.	185
Figure 6-11. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. ..	187
Figure 6-12. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	188
Figure 6-13. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	189
Figure 6-14. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	190
Figure 6-15. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	191
Figure 6-16. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	192
Figure 6-17. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	193
Figure 6-18. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	194
Figure 6-19. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	195
Figure 6-20. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS à la résolution spatiale de 1 km par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	199
Figure 7-1. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	215

Figure 7-2. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	216
Figure 7-3. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	217
Figure 7-4. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. .	218
Figure 7-5. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	219
Figure 7-6. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	220
Figure 7-7. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	221
Figure 7-8. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	222
Figure 7-9. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	223
Figure 7-10. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS à la résolution spatiale de 1 km par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	228
Figure 7-11. Histogramme de fréquences des coefficients kappa calculés pour les algorithmes (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+LF, (c) AVHRR TAIR+B et (d) AVHRR TAIR+BLF.....	235
Figure 11-1. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	279
Figure 11-2. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	280

Figure 11-3. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories d'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	281
Figure 11-4. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	287
Figure 11-5. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	288
Figure 11-6. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	289
Figure 12-1. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2006.....	303
Figure 12-2. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2007.....	304
Figure 12-3. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2008.....	305
Figure 12-4. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2009.....	306
Figure 12-5. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2010.....	307
Figure 12-6. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2011.....	308
Figure 12-7. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2013.....	309
Figure 12-8. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2014.....	310
Figure 12-9. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	311
Figure 12-10. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	312
Figure 12-11. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	313

Figure 12-12. Échantillons de pixels de neige de validation avec une fraction sous-pixel de neige $\geq 50\%$ mal classés (marqués en rouge) en vue d'une correction des seuils empiriques $T4_{\max}$, $T4_{\min}$, $\Delta T45_{\max}$ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et de l'occupation du sol.	326
Figure 12-13. Échantillons de pixels de neige de validation avec une fraction sous-pixel de neige $\geq 50\%$ mal classés (marqués en rouge) en vue d'une correction des seuils empiriques $NDVI_{\max}$, $\Delta 3T4_{\max}$, $R1_{\min}$ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et de l'occupation du sol.	327
Figure 14-1. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	338
Figure 14-2. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	339
Figure 14-3. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	340
Figure 14-4. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	341
Figure 14-5. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	342
Figure 14-6. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	343
Figure 14-7. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	344
Figure 14-8. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	345
Figure 14-9. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	354
Figure 14-10. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de	

la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.....	355
Figure 14-11. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	356
Figure 14-12. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	357
Figure 14-13. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.....	358
Figure 14-14. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.....	359
Figure 14-15. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	360
Figure 14-16. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	361
Figure 14-17. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2006.....	362
Figure 14-18. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2007.....	364
Figure 14-19. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2008.....	366
Figure 14-20. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2009.....	368
Figure 14-21. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2010.....	370
Figure 14-22. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2011.....	372
Figure 14-23. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2013.....	374
Figure 14-24. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2014.....	376

--- Page vide ---

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3-1. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur NOAA-AVHRR.....	46
Tableau 3-2. Nombre d'images quotidiennes AVHRR incluses dans la série historique de suivi du couvert nival saisonnier.	48
Tableau 3-3. Correspondance des catégories de l'occupation du sol de la classification de l'IGBP et des produits de l'occupation du sol du Centre Canadien de Télédétection.	54
Tableau 3-4. Attribution des cartes de l'occupation du sol dans les images AVHRR.	55
Tableau 3-5. Liste des stations météorologiques d'Environnement Canada ($n=142$) ayant servi à la vérification des échantillons de pixels de neige choisis pour la calibration des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR.	56
Tableau 3-6. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur LANDSAT-5.....	62
Tableau 3-7. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur LANDSAT-8.....	63
Tableau 3-8. Liste des scènes LANDSAT ($n=155$) ayant servi à la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS, pour la période de suivi de 2006 à 2014.	66
Tableau 4-1. Présentation générale de la matrice de confusion avec k classes et N la taille de l'échantillon (Jensen, 2005).	81
Tableau 4-2. Présentation de la matrice de confusion pour la validation de deux catégories de surfaces. La neige et la non-neige sont les surfaces d'intérêt en validation.	81
Tableau 4-3. Matrice de confusion entre les observations de neige au sol aux stations météorologiques d'Environnement Canada et la classification de la neige par l'algorithme SNOWMAP appliquée sur les pixels de validation LANDSAT en conditions de ciel clair pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	85
Tableau 4-4. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige AVHRR DOY à 1 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	89
Tableau 4-5. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige MODIS à 1 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	95
Tableau 4-6. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige IMS à 4 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	101
Tableau 4-7. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	109
Tableau 5-1. Nombre d'images quotidiennes retenues pour l'étalonnage de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR.	120

Tableau 5-2. Percentiles et intervalle de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé pour les conditions particulières de fonte printanière.	122
Tableau 5-3. Percentiles et intervalle de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3A (SWIR) activé pour les conditions particulières de fonte printanière (version β).	123
Tableau 5-4. Percentiles et intervalle de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé pour les conditions particulières de l'établissement du couvert nival à l'automne (version β).	123
Tableau 5-5. Percentiles et intervalle de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3A (SWIR) activé pour les conditions particulières de l'établissement du couvert nival à l'automne (version β).	123
Tableau 5-6. Modèles de percentiles testés lors de la procédure de correction des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé.	132
Tableau 5-7. Matrice de confusion entre les échantillons de pixels qui ont été réservés pour la validation et la classification obtenue par l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la période de fonte printanière 1988 à 2014.	138
Tableau 5-8. Matrice de confusion entre les échantillons de pixels qui ont été réservés pour la validation et la classification obtenue par l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien pour la période de fonte printanière 1988 à 2014.	139
Tableau 5-9. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	155
Tableau 5-10. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	158
Tableau 6-1. Fonctions d'appartenance appliquées sur les seuils empiriques de l'algorithme pour les images NOAA-AVHRR avec la bande 3B (MIR) activée.	172
Tableau 6-2. Fonctions d'appartenance appliquées sur les seuils empiriques de l'algorithme pour les images NOAA-AVHRR avec la bande 3A (SWIR) activée.	172
Tableau 6-3. Synthèse de l'analyse comparative à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	198
Tableau 6-4. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+LF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	202
Tableau 7-1. Nombre d'échantillons de pixels de neige de calibration ayant servi à la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 de l'approche de <i>boosting</i> de l'algorithme AVHRR TAIR+B par catégories de l'occupation du sol.	211

Tableau 7-2. Synthèse de l'analyse comparative à 1 km réalisée sur les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	227
Tableau 7-3. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+BLF par catégories d'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	230
Tableau 7-4. Moyenne (μ) et écart-type (σ) de la distribution du coefficient kappa calculés pour les algorithmes AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF.	236
Tableau 7-5. Résultats des tests-t unilatéraux de comparaison de moyenne de la distribution des coefficients kappa pour les algorithmes AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF pour plusieurs combinaisons d'algorithmes	236
Tableau 10-1. Description des classes de l'occupation du sol incluses dans le produit <i>Land Cover</i> AVHRR à 1 km de résolution spatiale.....	267
Tableau 10-2. Description des classes de l'occupation du sol incluses dans le produit <i>Land Cover</i> MODIS à 250 m de résolution spatiale.	270
Tableau 11-1. Paramètres de seuil de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien pour la classification des images NOAA-AVHRR en période de fonte printanière (Chokmani <i>et al.</i> , 2009).....	273
Tableau 11-2. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	274
Tableau 11-3. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	276
Tableau 11-4. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige AVHRR DOY à 4 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	278
Tableau 11-5. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation rééchantillonnés à 1 km classés par le produit de neige MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	282
Tableau 11-6. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par le produit de neige MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	284
Tableau 11-7. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige MODIS à 4 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	286
Tableau 11-8. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par le produit de neige IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	290
Tableau 11-9. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	292

Tableau 11-10. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	293
Tableau 11-11. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	295
Tableau 11-12. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	296
Tableau 11-13. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50%de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.....	297
Tableau 11-14. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	298
Tableau 11-15. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	299
Tableau 12-1. Paramètres de seuil de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour les conditions particulières de fonte printanière.....	301
Tableau 12-2. Valeurs de percentile des seuils empiriques calculées par intervalle de température de l'air et par catégories d'occupation du sol de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol développés pour les conditions particulières de la fonte printanière.	302
Tableau 12-3. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	314
Tableau 12-4. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	315
Tableau 12-5. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.....	316
Tableau 12-6. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	317

Tableau 12-7. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	318
Tableau 12-8. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	319
Tableau 12-9. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.	320
Tableau 12-10. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	322
Tableau 12-11. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR par catégories d'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	324
Tableau 12-12. Validation de la correction des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR à l'aide des pixels de validation mal classés ayant une fraction sous-pixel de neige de 100% avec les quatre (4) modèles de calibration vs la calibration actuelle.	328
Tableau 13-1. Paramètres de l'intervalle de prédiction de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue pour les conditions particulières de fonte printanière.	329
Tableau 13-2. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	331
Tableau 13-3. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+LF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.	332
Tableau 14-1. Paramètres de seuil des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de <i>boosting</i> pour les conditions particulières de fonte printanière.	335
Tableau 14-2. Paramètres de seuil et des intervalles de prédiction des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à des approches de <i>boosting</i> et de logique floue développé pour les conditions particulières de fonte printanière.	346
Tableau 14-3. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR+BLF et MODIS par	

catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014..... 378

Tableau 14-4. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+BLF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. 380

1. Introduction

1.1 Problématique

Suivi quotidien du couvert nival saisonnier à partir des données de télédétection spatiale pour la région de l'Est du Canada

Le couvert nival saisonnier constitue une composante importante de la circulation atmosphérique globale, des bilans hydriques et des changements climatiques en réfléchissant un pourcentage considérable de rayonnement solaire (König *et al.*, 2001; Romanov *et al.*, 2003; AMAP, 2017; IPCC, 2021). Le couvert nival saisonnier s'établit et disparaît à l'intérieur d'une période de six mois et il peut occuper entre 7% et 40% de la surface continentale de l'Hémisphère Nord pendant l'hiver (Evora *et al.*, 2008). Au Canada et la province du Québec en particulier, le couvert nival saisonnier représente une source d'eau importante étant donné que sa fonte est le mécanisme responsable de la recharge de la nappe dans le sud du Québec et de la majorité des crues printanières (Evora *et al.*, 2008; Bergeron *et al.*, 2013). Il offre une protection contre la pénétration du gel dans le sol par ses propriétés isolantes, ce qui joue un rôle déterminant sur le rendement annuel des cultures agricoles, et agit aussi comme un facteur limitant dans la répartition spatiale de certaines espèces animales et végétales (Goodison *et al.*, 1999).

La source conventionnelle d'informations sur l'état du couvert nival saisonnier est le réseau de stations météorologiques où des observations locales de la présence et de l'épaisseur de la neige y sont relevées quotidiennement. L'*équivalent en eau de la neige* (EEN) est estimé sur une base hebdomadaire ou bihebdomadaire sur un réseau de lignes de neige réalisés en périphérie des stations. En raison de sa faible densité et de sa distribution spatiale non-optimale au Canada, le réseau d'observations locales d'Environnement Canada ne permet pas de fournir des données assez précises pour cartographier l'étendue spatiale et l'équivalent en eau de la neige de manière spatialement consistante sur de grandes superficies avec une résolution spatiale adéquate (Derksen & LeDrew, 2000; Brown & Armstrong, 2008; Chokmani *et al.*, 2009; Brown, 2010). Il en résulte alors une incapacité de suivre avec précision de l'état de la surface terrestre sur de longues périodes et de suivre l'évolution de l'état du couvert nival saisonnier pendant les périodes critiques de l'établissement du couvert nival saisonnier à l'automne et de sa disparition au printemps (Chokmani *et al.*, 2009).

La télédétection spatiale constitue une source alternative de données sur l'état du couvert nival saisonnier. Elle permet entre autres une couverture spatiale synoptique, une grande fréquence temporelle ainsi que des coûts d'acquisition par km² très avantageux (Derksen & LeDrew, 2000; Chokmani *et al.*, 2009; Deng *et al.*, 2015). Les approches par télédétection spatiale optique et micro-ondes (passives et actives) de suivi des propriétés du couvert nival saisonnier, en particulier son étendue spatiale et son équivalent en eau, ont atteint divers degrés de maturité et certaines nécessitent d'être améliorées (Clifford, 2010; Nolin, 2010; Dietz *et al.*, 2012a; Hall *et al.*, 2014; Snehmani *et al.*, 2014; Dumont & Gascoin, 2016; Shi *et al.*, 2016; Dong, 2018; Tsai *et al.*, 2019). Plus encore, les provinces du Québec-et-Labrador (Est du Canada) sont un véritable défi pour l'élaboration de telles approches en raison des conditions particulières d'enneigement (un couvert nival saisonnier épais) et de la nature très diversifiée de sa couverture végétale (toundra, taïga, forêt de conifères, forêt de feuillus, forêt mixte, terres humides, zones agricoles, zones urbaines, etc.) (Chokmani *et al.*, 2009).

Développement d'un algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier pour la région de l'Est du Canada

Il a été décidé de développer un algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier adapté aux conditions territoriales particulières des provinces du Québec-et-Labrador (Chokmani *et al.*, 2013). L'algorithme de classification combine les résultats de cartographie de la présence de neige provenant des capteurs *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) à bord du satellite du *National Oceanographic and Atmospheric Administration* (NOAA) (opérant dans le domaine du visible et de l'infrarouge thermique, 1 km de résolution spatiale) (Chokmani *et al.*, 2005; Chokmani *et al.*, 2006a; Chokmani *et al.*, 2006b; Chokmani *et al.*, 2009) et du *Special Sensor Microwave Imager* (SSM/I) à bord du satellite *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP) (opérant dans le domaine des micro-ondes passives, 25 km de résolution spatiale) (Langlois *et al.*, 2004; Mialon *et al.*, 2005; Chokmani *et al.*, 2009). Le choix de ces capteurs a reposé sur le fait qu'ils offrent une longue série d'observations quotidiennes de la surface terrestre d'une qualité constante, ce qui les rend appropriés pour le suivi temporel de l'état de la surface terrestre et les études de changements climatiques. L'algorithme AVHRR+SSM/I tire avantage des caractéristiques de ces deux capteurs tout en minimisant les limites à leur application (c'est-à-dire la combinaison de la résolution spatiale détaillée d'AVHRR à la capacité de SSM/I de passer à travers la couverture nuageuse). Il permet de produire une série de cartes quotidiennes de la neige durant les mois d'avril et de mai de chaque année pour les 12 années ciblées (1988 à 1999) (Chokmani *et al.*, 2009). La précision globale de l'algorithme AVHRR+SSM/I a été estimée

à 86% en comparaison avec les observations de la hauteur de neige au niveau des stations météorologiques d'Environnement Canada (Chokmani *et al.*, 2009; Chokmani *et al.*, 2013). Les cartes quotidiennes ainsi produites sont exemptes de nuages et possèdent une résolution spatiale au sol de 1 km x 1 km. Celles-ci ont rendu possible la production d'un atlas régional de neige interactif disponible en ligne (www.nival.ete.inrs.ca). Elles ont contribué également à la validation de la composante neige du *Modèle Régional Canadien du Climat* (MRCC) (Caya & Laprise, 1999) sur les provinces du Québec-et-Labrador (Chokmani *et al.*, 2010; Wirtensohn, 2010).

En ce qui concerne l'algorithme de classification AVHRR, l'algorithme est constitué de six seuils séquentiels pour la détection de la neige, de la non-neige et des nuages dont les valeurs de seuils évoluent en fonction de la date d'acquisition des images AVHRR. Il a été étalonné pour les conditions de fonte printanière de l'Est du Canada. L'algorithme de classification AVHRR tire son originalité du fait que ses seuils empiriques consistent en des fonctions polynomiales du second degré, ce qui permet de tenir compte de l'évolution de l'état du couvert nival saisonnier tout au long de la période de fonte printanière (Chokmani *et al.*, 2009; Chokmani *et al.*, 2013). L'algorithme de classification AVHRR a été réétalonné afin de pouvoir y intégrer les données du capteur AVHRR de nouvelle génération (série KLM) (Roberge *et al.*, 2010), ce qui a permis d'étendre la période de suivi quotidien qui se terminait initialement en 1999 jusqu'à récemment. La nouvelle calibration de l'algorithme de classification AVHRR permet non seulement le suivi quotidien du couvert nival saisonnier durant la période de fonte printanière, mais aussi durant la période de son établissement à l'automne (Roberge, 2013). Les modifications ont été réalisées dans un contexte de partenariat visant une implantation en mode pré-opérationnel à l'*Institut de Recherche sur l'Électricité du Québec* (IREQ) pour une meilleure connaissance du stock nival saisonnier et l'amélioration de l'estimation des volumes de crues à venir.

Pourquoi développer de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier s'il en existe déjà pour la région de l'Est du Canada?

Parmi les méthodes de classification disponibles en télédétection, les méthodes de seuillage sont souvent les plus utilisées les études de suivi quotidien du couvert nival saisonnier sur de vastes territoires et sur une longue période de temps en raison de leur simplicité, leur transparence et leur rapidité d'application (Hall *et al.*, 1995; Chokmani *et al.*, 2006b).

L'algorithme SNOWMAP de cartographie de la neige à partir du *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) est un exemple de ce type de méthode. Il permet la détection globale du couvert nival saisonnier (c'est-à-dire à l'échelle de l'Hémisphère Nord) à l'aide du *Normalized Difference Snow Index* (NDSI). Une valeur de NDSI de 0,4 est habituellement utilisée pour la détection de la neige. De la neige peut être présente pour des valeurs de NDSI inférieures à 0,4. Une correction qui combine le NDSI et le *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) est alors appliquée pour la détection de la neige en couvert forestier où les valeurs de NDSI sont inférieures à 0,4 en raison de la présence de la canopée forestière (Hall *et al.*, 1995; Klein *et al.*, 1998; Hall *et al.*, 2002). Les seuils de détection de l'algorithme SNOWMAP permettent de détecter la neige dans une variété de conditions de végétation ou d'altitude (Riggs *et al.*, 2006; Riggs *et al.*, 2016), mais aucun ne varient en fonction du temps. L'algorithme SNOWMAP est généralement efficace pour la cartographie à l'échelle globale mais il est possible que le couvert nival saisonnier ne soit pas détecté correctement dans certaines régions du globe ou pour certaines périodes de l'année (Romanov *et al.*, 2000; Hall *et al.*, 2001; Bitner *et al.*, 2002; Vikhamar & Solberg, 2002; Klein & Barnett, 2003; Simic *et al.*, 2003; Simic *et al.*, 2004; Metsämäki *et al.*, 2005; Poon & Valeo, 2006; Hall & Riggs, 2007; Liang *et al.*, 2008a; Frei & Lee, 2010). Les études de validation des produits globaux de neige ont indiqué des performances plus faibles pour les régions de montagnes ainsi que les régions de forêts denses incluant celles présentes au Canada. La présence de ces erreurs ont notamment justifié le développement de cartes de neige *customisées* pour des applications régionales (Bormann *et al.*, 2012).

L'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien est une méthode de seuillage régionale (Chokmani *et al.*, 2009; Chokmani *et al.*, 2013). Il a été développé pour un contexte régional de suivi du couvert nival saisonnier afin de minimiser les limitations associées aux seuils globaux en ce qui concerne la détection de la neige dans certains milieux (les forêts denses entre autres). Les seuils de l'algorithme AVHRR sont adaptatifs au jour julien, c'est-à-dire qu'ils s'adaptent à la variation temporelle des conditions spectrales et thermiques du couvert nival saisonnier tout au long de la période hivernale (contrairement aux seuils de MODIS qui sont fixes dans le temps) et ils ont été calibrés à partir d'échantillons de pixels de neige pour refléter les conditions de neige spécifiques au territoire du Québec-et-Labrador. L'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien a été validé. Les résultats de la validation ont indiqué qu'il est affecté par l'erreur d'omission en ce qui concerne la détection de la neige. Ainsi, la précision globale de la classification a été estimée à 79% pour les milieux forestiers et à 95% pour les milieux ouverts (Roberge, 2013). Ceci suggère que des seuils régionaux sont plus ou moins efficaces pour détecter correctement le couvert nival saisonnier en fonction de l'occupation du sol. Une méthode de seuillage locale serait

alors plus appropriée pour la détection du couvert nival saisonnier sur le territoire du Québec-et-Labrador. Il est prévu de développer un algorithme de classification à seuils adaptatifs pour lequel les seuils s'ajusteraient à la variation géographique des conditions spectrales et thermiques du couvert nival saisonnier en fonction de l'occupation du sol. Ainsi, la méthode de seuillage serait orientée sur les conditions locales plutôt que régionales.

Par ailleurs, le couvert nival saisonnier est une composante de la surface terrestre se caractérisant par une forte variabilité intra-saisonnière et interannuelle. Il dépend entre autres de la circulation atmosphérique globale et des températures globales, ce qui affecte les quantités de neige reçues, les dates de mise en place et de disparition du couvert nival saisonnier et sa durée (Brown, 2000; Robinson & Frei, 2000; Armstrong & Brodzik, 2001; Dye, 2002; Bamzai, 2003; Brown *et al.*, 2007; Déry & Brown, 2007; Brown, 2010; Gan *et al.*, 2013; Vincent *et al.*, 2015; Hori *et al.*, 2017; Beniston *et al.*, 2018; Mudryk *et al.*, 2018; Bevington *et al.*, 2019; Brown *et al.*, 2019; Lievens *et al.*, 2019; Thackeray *et al.*, 2019; Mudryk *et al.*, 2020). Avec les changements climatiques anticipés (IPCC, 2021), les températures moyennes annuelles globales vont augmenter d'au moins 2,5°C, ce qui aura pour effet de réduire la durée de la période hivernale et de modifier les dates de mise en place et de disparition du couvert nival saisonnier (AMAP, 2017). **Les tendances historiques observées au niveau de la durée de la saison hivernale et les dates de mise en place et de disparition du couvert nival saisonnier sont contrôlées par la température de l'air** (Brown *et al.*, 2017). Les tendances historiques suggèrent une diminution de la durée de la saison hivernale de 2 à 4 jours par décade au cours des 30 à 40 dernières années où les plus grandes variations ont été observées pour le printemps. Un retard de 2 jours par décade pour la date de mise en place du couvert nival a été observé pour la région de l'Arctique Canadien (Brown *et al.*, 2017).

En raison de la variabilité du couvert nival saisonnier associée aux oscillations climatiques (ex. El Niño et La Niña, etc.) et des changements climatiques anticipés, l'algorithme de classification AVHRR doit être en mesure de saisir cette variabilité. Or, dans sa version actuelle, les seuils de l'algorithme de classification AVHRR évoluent en fonction du jour julien (DOY). Ils représentent une moyenne des conditions historiques attendues pour un jour particulier de l'année. Une date exceptionnelle s'éloignant trop des conditions historiques attendues pourrait donc être classifiée de manière erronée par l'algorithme. Dans le but de corriger cette limitation (liée aux conditions historiques attendues) il est proposé de substituer la date des jours juliens par la température de l'air correspondant à chaque jour julien afin que les seuils empiriques de l'algorithme de classification AVHRR s'ajustent aux conditions actuelles du jour à cartographier plutôt qu'aux conditions historiques attendues pour ce même jour.

Pourquoi s'intéresser aux méthodes de classification modernes et plus particulièrement à la logique floue et à l'estimation d'ensemble?

Les seuils empiriques d'un algorithme de classification sont généralement établis en fonction des connaissances et de l'expérience d'un observateur. Il existe une part de subjectivité (incertitude) dans les échantillons de pixels réservés pour la calibration de l'algorithme de classification. Ainsi, un autre observateur pourrait répéter l'exercice de numérisation des échantillons de calibration et obtenir une cartographie complètement différente.

Il est possible qu'un pixel d'une image à classifier puisse présenter des similitudes spectrales avec d'autres catégories de surfaces. Ceci provient du fait que les données de télédétection possèdent une part d'imprécision; cette imprécision peut provenir de la conceptualisation de l'information (ex. critère de définition des catégories de l'occupation du sol), de la variation naturelle ou provenir des mesures originales et du traitement des données (Wang, 1990). Les capteurs satellitaires de résolution spatiale grossière sont particulièrement affectés par l'imprécision en raison du fait que les pixels de l'image sont des pixels mixtes. Le contenu spectral d'un pixel est un portrait de la contribution spectrale individuelle de toutes les surfaces présentes dans ce pixel (eau, neige, forêt, roche, etc.) (Jensen, 2005; Lu & Weng, 2007).

La classification de la neige est une représentation « dure » du phénomène de neige. Le pixel de l'image se voit attribuer une classe d'appartenance à une surface donnée selon ses paramètres spectraux : le pixel est de la neige ou ne l'est pas. Le pixel possède une appartenance totale ou nulle à la surface neige dans ce type de représentation de l'information. Par contre, dans la réalité, le phénomène de neige correspond plutôt à une représentation « souple ». Le concept de fraction sous-pixel est le plus proche exemple. De la neige peut être présente dans le pixel peu importe la superficie qu'elle occupe. Une classification dure est une approche de « tout ou rien » parce qu'elle indique la présence de neige ou non (la présence de neige est détectée lorsqu'elle occupe plus de 50% de la superficie du pixel). En présence de pixels mixtes, une classification dure a pour effet d'introduire des erreurs de classification (erreur d'omission et/ou de commission). Une classification souple est reconnue pour réduire les erreurs de classification. La logique floue est une représentation de l'information où le pixel possède une appartenance partielle à une surface donnée (Wang, 1990; Lu & Weng, 2007; Pepe *et al.*, 2007; Pepe *et al.*, 2010). Zhou *et al.* (2013) ont implanté une approche de logique floue pour réaliser la classification de la neige à partir des données AVHRR. D'après les auteurs, cette approche a permis de corriger certaines erreurs de détection de neige par l'algorithme SPARC.

Par ailleurs, une approche d'estimation d'ensemble est tout aussi appropriée pour établir la classe d'appartenance d'un pixel. Cette approche de classification est plus robuste dans la mesure où elle tient compte du résultat de plusieurs classificateurs pour la classification finale, ce qui permet de réduire les erreurs de classification (Polikar, 2006; Benediktsson *et al.*, 2007; Waske & Braun, 2009; Du *et al.*, 2012; Ghimire *et al.*, 2012; Kuncheva, 2014; Belgiu & Drăgu, 2016).

Quelques études ont appliqué ce type d'approche en télédétection de la neige. Les approches se rapprochant le plus de l'estimation d'ensemble sont les approches de combinaison de capteurs. Ainsi, le produit automatique GOES+SMM/I de Romanov *et al.* (2000) pourrait être considéré comme une application intuitive des principes de l'estimation d'ensemble. En effet, la combinaison des capteurs GOES et SSM/I se fait selon des règles bien définies, où celles-ci tiennent compte des avantages et des limitations associées aux capteurs optiques et de micro-ondes passives, en donnant priorité à un type de capteur pour des cas spécifiques. Une approche de combinaison de capteurs permet d'améliorer la qualité de la cartographie de la neige en tirant avantage des caractéristiques des capteurs comparativement à une cartographie obtenue à partir d'un seul capteur. Roberge (2013) ont développé une cartographie d'estimation d'ensemble adaptée aux données du capteur AVHRR pour la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. Une méthode d'ensachage (*bagging*) et une règle de vote de la majorité ont été implantée dans la procédure d'ensemble. L'ensachage est certainement la méthode d'ensemble la plus facile à implanter dans un langage de programmation en raison de sa simplicité et sa capacité à produire de bons résultats. Elle est moins sensible à la présence de bruit dans les données d'apprentissage contrairement au *boosting* et à l'*Adaboost* (Breiman, 2001; Gislason *et al.*, 2006; Polikar, 2006; Kotsiantis, 2014; Belgiu & Drăgu, 2016; Zhang *et al.*, 2022), d'où la sélection de cette approche par Roberge (2013). Ainsi, le premier test de la cartographie d'ensemble réalisé à partir de 100 scénarios a donné des résultats encourageants. Il est pertinent de mentionner que la cartographie d'estimation d'ensemble nécessite environ huit heures de traitement sous MATLAB par image. Donc, dans le cas où un plus grand nombre de classificateurs individuels serait nécessaire afin de minimiser l'erreur (ex. 1 000, 10 000 ou 25 000), le temps de traitement serait davantage plus long. Dans le cadre de la présente thèse, il s'agit d'explorer une autre stratégie de cartographie d'estimation d'ensemble basée sur une approche de *boosting*. Il est attendu que cette approche sera plus rapide en temps de calcul car elle requiert l'étalonnage de trois classificateurs seulement. Il est aussi attendu que l'adaptation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs aux techniques de l'estimation d'ensemble permettrait d'améliorer sa précision globale et par le fait même de réduire les erreurs de classification, en particulier dans les milieux forestiers.

1.2 Hypothèses

- (1) Actuellement, les seuils empiriques de la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données satellitaires du capteur optique NOAA-AVHRR sont déterminés en fonction des jours juliens afin de tenir compte de l'évolution durant la saison hivernale des propriétés spectrales et thermiques du couvert nival saisonnier. Cependant, malgré que ceci constitue une amélioration par rapport à la version antérieure à seuils fixes, la cartographie qui en résulte reflète plutôt les conditions moyennes de la variabilité inter et intra-saisonnière du couvert nival saisonnier sur le territoire à l'étude. Par conséquent, **utiliser des seuils adaptatifs de classification en fonction des conditions locales en termes de température de l'air et de l'occupation du sol permettrait d'éliminer ce biais de classification et de réduire les erreurs de commission et/ou d'omission lorsque les conditions du couvert nival saisonnier s'écarte des conditions moyennes. Les résultats de classification seraient comparables au(x) meilleur(s) produit(s) opérationnel(s) de cartographie de la neige à partir des images satellitaires.** Cette étape nécessite alors d'identifier le ou les produits opérationnels de cartographie de la neige disponibles sur la région d'étude et de réaliser une analyse comparative de validation.
- (2) Les seuils empiriques de la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données satellitaires du capteur NOAA-AVHRR sont entachés d'erreurs. Ils sont utilisés selon une approche de tout ou rien. Ainsi, **introduire un facteur de probabilité d'appartenance à une classe ou à une autre par logique floue permettrait de prendre en compte cette incertitude et d'apporter une certaine flexibilité dans la représentation de la cartographie et l'interprétation des résultats. Les résultats pourraient être ajustés selon les besoins des décideurs (e.g. faire un choix conservateur vs permissif).**
- (3) Les seuils empiriques de la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données satellitaires du capteur NOAA-AVHRR sont dotés d'incertitude qui dépendent entres autres de l'expérience de l'observateur qui réalise l'identification et la numérisation des échantillons de pixels de calibration, de la taille et de la qualité des échantillons. Ainsi, un changement de données ou d'observateur peuvent contribuer à le dégrader. **Les méthodes d'estimation d'ensemble comme le *boosting* permettraient d'améliorer la robustesse des résultats de classification.**

Ultimement la validation spatiale et l'analyse comparative de validation des nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données satellitaires du capteur optique NOAA-AVHRR ainsi développées servira à identifier la méthodologie de cartographie la plus propice à implanter dans l'atlas régional de neige. La mise à jour de l'atlas avec la nouvelle cartographie permettra d'établir une climatologie de la neige plus précise pour les provinces du Québec-et-Labrador. L'atlas régional de neige, qui est basé sur une approche d'analyse fréquentielle (Badreddine, 2013; Gignac, 2018), permet de représenter spatialement les dates probables d'établissement et de fonte printanière du couvert nival pour divers niveaux de probabilités requis par un utilisateur (ex. 50% de neige probable, 90% de neige probable, etc.). L'atlas régional de neige pourrait supporter la production d'une cartographie sans nuages. Il pourrait être possible de substituer l'information de l'image masquée par les nuages à partir de méthodes traditionnelles d'interpolation spatiale et/ou temporelle et par l'exploitation des probabilités obtenues par analyse fréquentielle pour les portions de l'image AVHRR contaminées par la présence de nuages sans devoir recourir aux données de micro-ondes passives.

1.3 Objectifs

L'objectif de ce projet de recherche est le développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données de télédétection optique. Cet objectif se décline en quatre sous-objectifs :

- (1) **Développer un algorithme de classification à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données satellitaires du capteur optique et infrarouge thermique NOAA-AVHRR.**
- (2) **Faire une analyse comparative entre l'algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol et les meilleurs produits opérationnels de neige disponibles pour la région d'étude.**
- (3) **D'adapter l'algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol à une approche de logique floue.**
- (4) **D'adapter l'algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol à une approche d'estimation d'ensemble.**

1.4 Structure de la thèse

La thèse s'organise comme suit :

Le chapitre 2 consiste en une synthèse bibliographique sur le suivi de la cryosphère par les outils de télédétection optique.

Le chapitre 3 présente les données qui seront utilisées dans le cadre de cette thèse. Il est question de la zone d'étude, des données du capteur optique NOAA-AVHRR utilisées pour bâtir la série historique de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier et des principaux traitements réalisés sur les images AVHRR ainsi que les données de température de l'air et de l'occupation du sol qui seront intégrées dans la procédure de classification des images AVHRR. Les images LANDSAT utilisées pour bâtir la série historique de validation spatiale et les principaux traitements réalisés sur les images LANDSAT y seront abordés ainsi que les caractéristiques générales des produits opérationnels de neige IMS et MODIS.

Le chapitre 4 présente la méthodologie concernant la validation spatiale et l'analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador. Les produits de neige qui ont été retenus pour ce volet sont : (1) l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien (AVHRR DOY) développé pour cette région d'étude, (2) MODIS et (3) IMS. Dans un premier temps, il est question de présenter l'algorithme de classification de la neige SNOWMAP appliqué sur les images LANDSAT, la méthode d'extraction de statistiques zonales à la résolution spatiale de 1 km et 4 km pour l'analyse comparative de validation des produits de neige (1 km : analyse comparative d'AVHRR et MODIS, 4 km : analyse comparative d'AVHRR, MODIS et IMS) et la méthode de sélection des pixels de validation en conditions de ciel clair. Dans un deuxième temps, il est question de réaliser une analyse de détectabilité de la neige sur les produits de neige pour établir leur sensibilité respective à la variation de la *fraction sous-pixel* (FSP) de neige lors du calcul de la matrice de confusion. Cette analyse vise à identifier le produit de neige le plus optimal pour la classification de la neige sur la région du Québec-et-Labrador à partir duquel les autres produits de neige sont comparés dans le cadre de l'analyse comparative. Cette analyse comparative sera réalisée pour chaque catégorie d'occupation du sol afin d'établir un portrait détaillé de la performance des produits de neige sur la région d'étude.

Le chapitre 5 présente la méthodologie spécifique au développement de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) sur la région du Québec-et-Labrador. Les résultats de l'analyse de détectabilité de la neige de l'algorithme AVHRR TAIR et de l'analyse comparative de validation des produits de neige aux résolutions spatiales de 1 km et 4 km sont présentés et discutés.

Le chapitre 6 présente la méthodologie spécifique au développement de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue (AVHRR TAIR+LF) sur la région du Québec-et-Labrador. Les résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur cette approche et de l'analyse comparative de validation des produits de neige à la résolution spatiale de 1 km sont présentés et discutés. Une méthode d'interprétation des cartes de probabilités d'appartenance y est présentée également.

Le chapitre 7 présente la méthodologie spécifique au développement de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) combiné à une approche d'estimation d'ensemble sur la région du Québec-et-Labrador, avec ou sans l'approche de logique floue. Les résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur cette approche et de l'analyse comparative de validation des produits de neige à la résolution spatiale de 1 km sont présentés et discutés.

Les chapitres 5, 6 et 7 de la présente thèse ont été organisés de sorte à montrer successivement l'apport de l'intégration de plusieurs approches méthodologiques sur l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) sur la région du Québec-et-Labrador.

Le chapitre 8 clos la thèse en présentant l'originalité et la contribution scientifique du projet ainsi que les retombées et les avancements futurs prévus pour le projet.

--- Page vide ---

2. Synthèse bibliographique

2.1 Télédétection optique de la neige

2.1.1 Caractéristiques physiques du couvert nival saisonnier

Le couvert nival est constitué de cristaux de glace, d'air et d'eau. Il est donc un milieu diffusant à cause de sa structure granulaire (Bonn *et al.*, 1992; Snehmani *et al.*, 2014).

Il se caractérise par les paramètres physiques suivants : la densité, la dimension des cristaux de glace et le contenu en eau liquide (Rees, 2006; Fierz *et al.*, 2009).

Densité. La densité de la neige augmente avec l'âge du couvert nival en raison de sa compaction sous l'effet de la gravité, de l'action des vents ainsi que par la métamorphose thermique (cycle de gel-dégel). La relation empirique traduisant l'augmentation de la densité de la neige en fonction du temps écoulé s'exprime sous la forme (Équation 2-1) :

$$\rho(t) = \rho_0(1+t)^{0,3}$$

Équation 2-1. Densité de la neige en fonction du temps écoulé (Rees, 2006).

Où t est le temps écoulé en jours depuis sa tombée et $\rho_0 = 0,1 \text{ Mg/m}^3$. La neige fraîche possède une densité d'environ $0,1 \text{ Mg/m}^3$. Elle atteint une densité de $0,3 \text{ Mg/m}^3$ après un mois et $0,6 \text{ Mg/m}^3$ après une année (Rees, 2006).

Dimension des cristaux. La dimension des cristaux est comprise entre 0,1 et 3 mm (Rees, 2006). Un couvert nival peut montrer une forte hétérogénéité verticale dans la dimension des cristaux de glace en raison de la présence d'un gradient thermique entre les couches du couvert nival et l'air. Les températures plus chaudes (entre 0°C et -10°C) accélèrent le processus de métamorphose du couvert nival, donc de la croissance des cristaux de glace (Armstrong *et al.*, 1993; Painter *et al.*, 1998). Par exemple, en forêt boréale, la partie inférieure du couvert nival est chaude (près de 0°C) alors que la température de l'air est froide. Ce gradient thermique favorise la croissance des cristaux de glace en raison du processus de métamorphose se produisant dans le couvert nival. Les couches inférieures du couvert nival se réchauffent pour atteindre une température de 0°C . De la vapeur d'eau remonte vers les couches supérieures et se fige au contact d'une couche plus froide conduisant ainsi à la formation de croûtes de glace ou de givre de profondeur (*depth hoar*) (Armstrong *et al.*, 1993) alors que l'eau de fusion percole à l'intérieur des couches inférieures et contribue ainsi à l'agglutinement des cristaux. Il s'agit donc du phénomène expliquant la présence

de gros grains (gobelets) en profondeur dans un profil de neige en forêt boréale. En milieu arctique par contre, le profil de neige est plus homogène en comparaison à la forêt boréale. La température du sol et de l'air sont froides, ce qui implique un faible gradient thermique. Les cristaux de glace sont fins et le couvert nival est très dur en raison de l'action du vent (M. Bernier, communication personnelle, 2014).

Contenu en eau liquide. Lorsque la température du couvert nival est inférieure à 0°C, celui-ci a peu de chances de contenir de l'eau liquide. On parle alors de neige sèche. Par contre, pour des températures avoisinant 0°C ou légèrement supérieures, une quantité significative d'eau peut être présente dans le couvert nival. On parle alors de neige humide. Le contenu en eau est souvent défini par la proportion de volume du couvert nival sous forme liquide (Rees, 2006; Fierz *et al.*, 2009; Snehmani *et al.*, 2014; Tsai *et al.*, 2019). Le volume d'eau peut atteindre jusqu'à 8% mais au-delà de ce pourcentage le couvert nival n'est plus cohésif (Fierz *et al.*, 2009). La quantité d'eau totale présente dans le couvert nival correspond à la *teneur en eau liquide* (TEL). L'*équivalent en eau de la neige* (EEN) équivaut à la hauteur de l'eau liquide qui serait produite suite à la fonte complète du couvert nival et s'exprime sous la forme (Équation 2-2) :

$$EEN = H\rho_n$$

Équation 2-2. Équivalent en eau de la neige (Rees, 2006).

H est la hauteur de neige et ρ_n la densité de la neige (Rees, 2006; Brown & Armstrong, 2008).

Les mesures de l'épaisseur de neige ont longtemps été effectuées par un observateur qui lisait l'accumulation de neige au sol sur une règle graduée. Les mesures en continu sont maintenant possible grâce aux systèmes automatisés munis de capteurs ultrasons. Les capteurs ultrasons tels que les SR50 de *Campbell Scientific Inc.* (www.campbellsci.ca) sont placés au-dessus d'une surface de neige et estiment la distance séparant le capteur de la surface de neige par le temps écoulé entre l'émission de la pulsation sonore et son retour à l'instrument (Brown & Armstrong, 2008). La variable « épaisseur de neige » permet de tirer des statistiques intéressantes sur la durée de la neige au sol pour une variété de seuils, les dates de début et de fin d'un couvert nival continu, l'épaisseur maximale de la neige et sa date d'occurrence (Brown & Armstrong, 2008).

La méthode la plus commune pour déterminer l'EEN est la méthode gravimétrique. Cette approche implique la collecte d'un échantillon vertical dans le couvert nival par un carottier et, soit par pesée ou fonte, de déterminer l'équivalent en eau de la neige. Ces mesures sont effectuées à des intervalles réguliers le long d'un sentier balisé, appelé ligne de neige, afin d'assurer la représentativité des mesures de l'équivalent en eau de la neige. La principale limitation associée

à l'utilisation de carottiers est la compaction de la neige à l'intérieur du carottier lorsque celui-ci traverse le couvert nival, ce qui influence la précision des mesures de l'équivalent en eau de la neige (Brown & Armstrong, 2008). Des capteurs gamma comme les GMON (*Gamma MONitor*) de *Campbell Scientific Inc.* (<http://www.campbellsci.com/gmon3-article>) permettent 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 donne l'équivalent en eau de la neige sur une surface de 100 m² pour un compte numérique de 24h (Choquette *et al.*, 2008).

L'information détaillée concernant la stratigraphie du couvert nival (densité des couches, dureté, taille et type de grains, température, chimie) est requise pour les activités dites critiques telles que les projets de recherche et le suivi du risque d'avalanche (Fierz *et al.*, 2009). Cette information est obtenue par une fosse à neige, creusée manuellement dans le couvert nival, et par l'observation et la mesure des propriétés de neige (Brown & Armstrong, 2008; Fierz *et al.*, 2009). Les fosses à neige étant longues et coûteuses à réaliser, elles supportent principalement les activités de validation des modèles multicouches (ex. CROCUS) simulant le développement des couches de neige, l'évolution de la taille des grains ainsi que la fonte du couvert nival, d'où la nécessité d'avoir de l'information détaillée sur les propriétés de la neige (Brown & Armstrong, 2008).

L'évolution de la structure interne du couvert nival est contrôlée par l'historique de la température et les quantités de précipitations liquides et solides reçues ainsi que les conditions locales du site (exposition au soleil et/ou au vent, degré d'ouverture de la couverture végétale, altitude, latitude). Elle joue un rôle important sur les interactions qu'elle a avec le rayonnement électromagnétique.

Par ailleurs, Sturm *et al.* (1995) ont proposé une classification des couverts de neige saisonniers. Il existe six classes de neige : tundra, taïga, alpine, prairie, maritime et éphémère. Chaque classe de neige se définit par un ensemble de caractéristiques texturales et stratigraphiques uniques, qui incluent la séquence des couches de neige, leur épaisseur, la densité, la morphologie des cristaux et les caractéristiques des grains dans chaque couche. Ces classes de neige ont été dérivées à partir de trois variables climatiques, c'est-à-dire le vent, les précipitations et la température de l'air (Sturm *et al.*, 1995). Les couverts de neige de la classification de Sturm présents au Québec-et-Labrador sont tundra, taïga et maritime. Leurs caractéristiques sont les suivantes :

Tundra. Couvert de neige mince, froid, soufflé par le vent. Son épaisseur maximale est d'environ 75 cm. Il est présent au nord de la ligne des arbres. Il comporte à sa base une couche de givre de profondeur sur lequel se superpose plusieurs couches de neige compressées par le vent (*wind slab*). Les structures de fonte sont rares (Sturm *et al.*, 1995).

Taïga. Couvert de neige mince à modérément profond, froid et de faible densité. Son épaisseur maximale peut atteindre 120 cm. Présent dans les climats froids de forêts où le vent, la densité initiale de neige et les températures moyennes hivernales sont basses. À la fin de l'hiver le couvert de neige est composé de 50% à 80% de givre de profondeur et recouvert d'une couche de neige fraîche de faible densité (Sturm *et al.*, 1995).

Maritime. Couvert de neige chaud de forte épaisseur. Son épaisseur maximale peut dépasser les 300 cm. Les structures de fonte sont très fréquentes (couches de glace, colonnes de percolation). Présence de neige à gros grains en raison en raison de l'humidification omniprésente. Fusion de la base du couvert de neige commune (Sturm *et al.*, 1995).

2.1.2 Caractéristiques spectrales du couvert nival saisonnier

La réflectance de la neige dans le visible et le proche infrarouge dépend de la taille des cristaux de glace composant le couvert nival saisonnier (Figure 2-1), en particulier par leur microstructure et leur transparence. Ainsi, au fur et à mesure que le couvert nival saisonnier vieillit, la taille des cristaux de glace augmente et celui-ci possède un plus fort contenu en impuretés et en particules comme la poussière, la suite, la litière forestière, le pollen et des faibles quantités d'anions et de cations, ce qui a pour effet de diminuer sa réflectance. La réflectance de la neige fraîche est d'environ 90% mais peut chuter à 40% et parfois jusqu'à 20% dans le cas de la neige sale. Aussi, la présence d'eau liquide a un impact indirect sur les propriétés optiques de la neige parce qu'elle contribue à l'agglomération des cristaux de glace, ce qui augmente leur dimension et par le fait même diminue leur réflectance (Dozier, 1989; Bonn *et al.*, 1992; König *et al.*, 2001; Rees, 2006; Aoki *et al.*, 2007; Dumont & Gascoin, 2016; Hannula & Pulliainen, 2019). La diminution de la réflectance du couvert nival induite par l'augmentation de la dimension des cristaux de glace est observable dans la région du visible et de l'infrarouge du spectre électromagnétique. La réflectance du couvert nival devenant très faible en période de fonte, il devient alors difficile à le détecter. Avec la Figure 2-1 et la Figure 2-2 on comprend pourquoi la neige fraîche a un albédo (réflectance) plus élevé que la neige granuleuse (plus âgée) ou la neige de névé (*firn*), qui est plus réfléchissante que la glace (Bonn *et al.*, 1992).

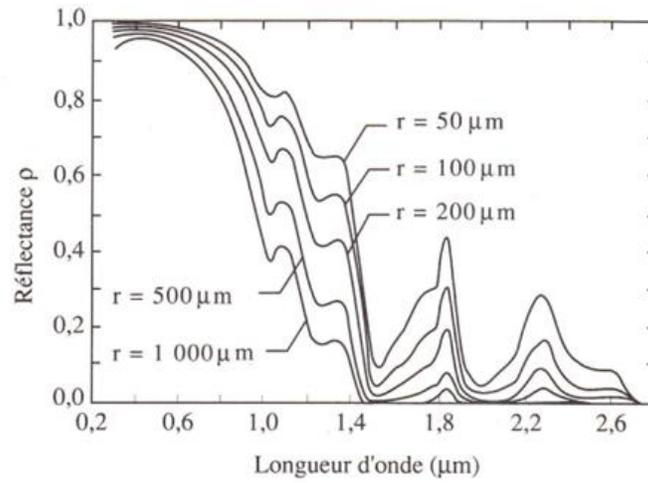


Figure 2-1. Réflectance de la neige en fonction de la dimension des cristaux de glace pour un angle d'incidence de 60° (tiré de Bonn *et al.* (1992)).

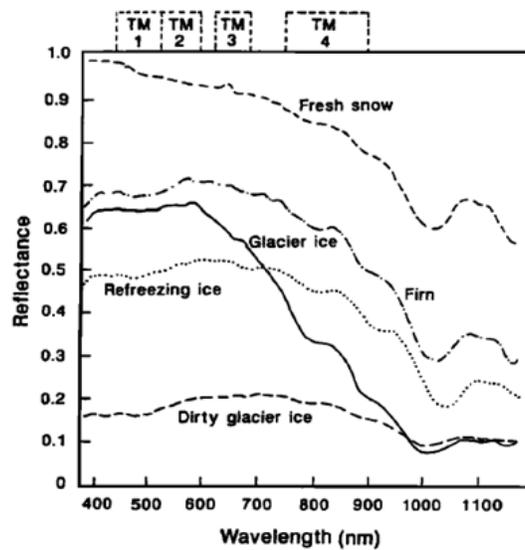


Figure 2-2. Réflectance de la neige et de la glace à divers stades de formation (tiré de König *et al.* (2001)).

2.1.3 Discrimination de la neige des autres surfaces

La neige et les nuages, qui sont deux surfaces blanches, présentent un fort albédo (réflectance) dans le visible, ce qui occasionne une confusion entre ces deux surfaces. Il est possible de mieux les différencier dans l'infrarouge à ondes courtes, c'est-à-dire pour des longueurs d'ondes comprises entre 1,4 et 2,5 μm (Figure 2-3). La réflectance de la neige est de loin inférieure à la réflectance des nuages dans cette portion du spectre électromagnétique. Plus particulièrement, dans cette région du spectre électromagnétique, la réflectance de la neige varie entre 0 et 20% (selon la longueur d'onde) alors que la réflectance des nuages varie entre 40 et 60% (Jensen, 2007). La différence de réponse spectrale observée entre la neige et les nuages s'explique par la taille plus grossière des grains de neige, variant entre 100 et 300 μm , et celle beaucoup plus fine des cristaux de glace ou des gouttelettes d'eau des nuages, variant entre 10 et 40 μm (Dozier, 1989). Par conséquent, ces caractéristiques physiques particulières impliquent que la neige est plus absorbante (moins réfléchissante) dans l'infrarouge alors que les nuages le sont moins (ils ont plus réfléchissants) (Riggs *et al.*, 1994).

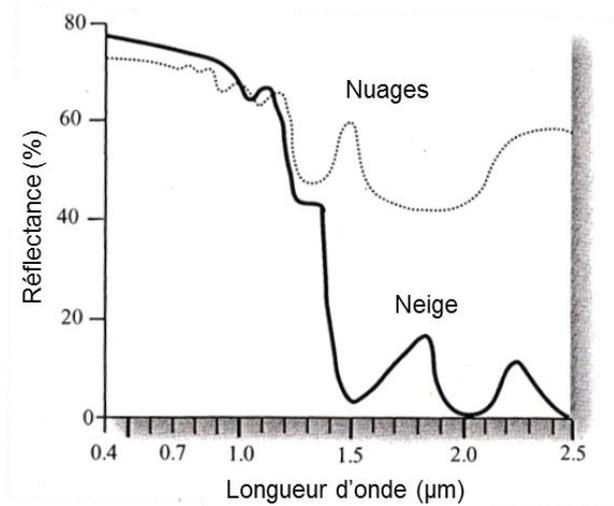


Figure 2-3. Réflectance de la neige et des nuages pour des longueurs d'ondes comprises entre 0,4 et 2,5 μm du spectre électromagnétique (tiré de Jensen (2007)).

Historiquement la bande spectrale de l'infrarouge à ondes courtes est disponible sur le capteur LANDSAT depuis le début de la mission. Elle a été rendue disponible à partir des années 2000 sur les capteurs de résolution spatiale grossière tels que AVHRR (série -KLM) et MODIS.

Généralement, la neige est plus chaude que les nuages. La température de la neige varie entre 0°C et la température minimale de l'air, qui peut dépasser les -30°C dans le sud du Québec et les -40°C dans les régions subarctiques et arctiques. La température des nuages dépend de leur altitude dans la troposphère. Les nuages les plus froids peuvent atteindre des températures aussi extrêmes que -80°C (Fierz *et al.*, 2009).

La neige se distingue aussi des surfaces non-enneigées par sa réflectance (albédo) plus élevée et sa température plus froide parce que la neige réfléchit davantage le rayonnement solaire qu'elle ne l'absorbe (Jensen, 2007). La réflectance (albédo) des surfaces enneigées varie habituellement entre 0,40 et 0,95 alors que celle des sols varie entre 0,05 et 0,40 et celle de la végétation entre 0,05 et 0,26 (Tait *et al.*, 2000).

2.1.4 Discrimination des nuages dans les bandes thermiques

Les tests de détection des nuages présentés dans les prochains paragraphes ont été développés à partir du capteur NOAA-AVHRR (Saunders & Kriebel, 1988; Gesell, 1989; Key & Barry, 1989; Allen *et al.*, 1990; Derrien *et al.*, 1993; Kriebel, 1996; Baum *et al.*, 1997; Baum & Trepte, 1999; Kangas *et al.*, 2001). Les tests de détection des nuages sont basés sur les bandes thermiques d'AVHRR et étaient appliqués comme tel jusqu'à l'intégration de la bande spectrale de l'infrarouge à ondes courtes (1,58-1,64 μm) sur le capteur AVHRR de nouvelle génération (série-KLM) (voir §3.2). Les tests thermiques sont encore d'actualité selon le contenu spectral du canal 3 dans les images AVHRR.

Le test $T_{11\ \mu\text{m}} - T_{12\ \mu\text{m}}$ a été conçu pour la détection des nuages de glace qui se caractérisent par une forte différence de température entre les bandes thermiques d'AVHRR centrées sur 11 μm et 12 μm (bandes 4 et 5). Il est possible d'assumer que la différence de température (ΔT) observée entre ces bandes dépend de l'atmosphère, donc de la présence des nuages ou des inversions du profil de température (Saunders & Kriebel, 1988; Derrien *et al.*, 1993). La bande centrée sur 12 μm est plus sensible à la vapeur d'eau (Key & Barry, 1989). Les surfaces terrestres en conditions de ciel ont une faible différence de température, qui se situe aux alentours de 1°K. La présence des nuages implique une différence de température plus élevée (Kriebel, 1996; Baum & Trepte, 1999). Une valeur typique de détection des nuages de glace est $\Delta T_{45} = 2^\circ\text{K}$. La détection des nuages de glace dépend de leur épaisseur optique. Par exemple, si la valeur de détection est établie à 1,5°K, la plupart des cirrus (minces ou épais) sont identifiés comme des nuages de glace mais par contre, avec une valeur de détection de 3°K il est plus difficile de les identifier parce que seuls les cirrus les plus épais sont détectés (Voigt *et al.*, 1999).

Le test $T_{3,7\ \mu\text{m}} - T_{11\ \mu\text{m}}$ a été conçu pour la détection des nuages d'eau de faible altitude. L'efficacité de ce test repose sur la variation spectrale de l'émissivité des nuages d'eau, qui est plus faible à $3,7\ \mu\text{m}$ (infrarouge moyen) qu'à $11\ \mu\text{m}$ (infrarouge thermique) (Saunders & Kriebel, 1988; Allen *et al.*, 1990; Derrien *et al.*, 1993; Kriebel, 1996). La différence de température observée entre les bandes AVHRR centrées sur $3,7\ \mu\text{m}$ (bande 3) et $11\ \mu\text{m}$ (bande 4) est très forte pour les nuages d'eau où celle-ci peut atteindre plus de 20°K alors que les surfaces terrestres en conditions de ciel clair ont des températures similaires dans ces mêmes bandes. La valeur de seuil de ΔT_{34} doit être minimalement supérieure à $1,5^\circ\text{K}$ afin d'éviter d'introduire le bruit associé aux surfaces terrestres froides sans nuages (Derrien *et al.*, 1993). Certains nuages comme les cirrus, les stratus et les stratocumulus peuvent avoir une différence de température entre les bandes centrées sur $3,7\ \mu\text{m}$ et $11\ \mu\text{m}$ inférieure à 10°K , ce qui représente une possible de confusion avec les surfaces terrestres enneigées.

Il est possible de détecter la plupart des cirrus par leur forte différence de température entre les bandes thermiques centrées sur $11\ \mu\text{m}$ et $12\ \mu\text{m}$ (qui peut atteindre jusqu'à 6°K), mais les stratus et les stratocumulus sont d'ordinaire plus difficiles à détecter en raison de leurs températures similaires dans les bandes thermiques centrées sur $11\ \mu\text{m}$ et $12\ \mu\text{m}$ (Derrien *et al.*, 1993). Ainsi, l'utilisation des deux tests de détection des nuages (c'est-à-dire ΔT_{45} : test des nuages de glace et ΔT_{34} : test des nuages d'eau) ne sont pas toujours efficaces pour la détection des nuages sur les images NOAA-AVHRR.

Par exemple, Baum and Trepte (1999) ont proposé des valeurs de ΔT_{34} de 6°K , 8°K et 10°K pour la détection de la fumée, des feux de forêt, des nuages et de la neige à partir des images NOAA-AVHRR. Selon notre compréhension de la littérature sur le sujet, il existe aucun consensus sur la valeur de différence de température ΔT_{34} pour une discrimination efficace entre les nuages et la neige. La problématique entourant le choix des valeurs de seuil de ΔT_{34} provient du fait qu'elles sont très variables selon les régions (ex. polaires, tempérées et tropicales) et la période de l'année (Kriebel, 1996; Kriebel *et al.*, 2003). Des méthodes à seuils dynamiques sont plus appropriées pour la détection des nuages (Li *et al.*, 2007).

Les tests de détection des nuages tels que présentés ci-dessus sont encore utilisés de nos jours dans les procédures de détection des nuages. Par exemple, le masque de nuages du capteur MODIS utilise l'information provenant de 22 bandes spectrales parmi les 36 bandes disponibles pour ce capteur. Bien que plus nombreuses que sur le capteur AVHRR en raison de l'étroitesse des bandes spectrales de MODIS, les tests de détection des nuages consistent en des différences de températures et des ratios de bandes de réflectances. Aussi, le masque de nuages de MODIS

et de VIIRS donne de l'information sur le niveau de confiance que le pixel de l'image est sous un ciel clair, partiellement en ciel clair, partiellement obstrué par les nuages ou complètement obstrué par les nuages (Ackerman *et al.*, 1998; Ackerman *et al.*, 2010; Key *et al.*, 2013).

En télédétection optique, la principale limitation demeure la confusion entre la neige, les cirrus semi-transparents et les nuages à surface froide en raison de leur réflectance similaire dans le visible et de leur faible contraste dans l'infrarouge thermique (Allen *et al.*, 1990; Kriebel, 1996; Hutchison *et al.*, 1997; Baum & Trepte, 1999; Li *et al.*, 2007; Romanov, 2014). La réflectance des cirrus est plus faible que celle observée pour les autres types de nuages. Ce phénomène est plus marqué lorsque les cirrus sont minces et que le sol sous-jacent est visible à travers du voile nuageux (Hall *et al.*, 1995; Hutchison *et al.*, 1997). Cette problématique demeure d'actualité dans les algorithmes de classification des images issues des capteurs satellitaires optiques (Li *et al.*, 2007; Ackerman *et al.*, 2010; Metsämäki *et al.*, 2011; Zhu & Woodcock, 2012; Justice *et al.*, 2013; Metsämäki *et al.*, 2014; Zhu *et al.*, 2015).

2.2 Produits de neige disponibles pour la cartographie globale et/ou régionale du couvert nival saisonnier

2.2.1 Méthodes de cartographie de la cryosphère

Les algorithmes de classification permettent de cartographier les propriétés physiques du couvert nival saisonnier (c'est-à-dire l'étendue spatiale, l'épaisseur, l'équivalent en eau de la neige sèche, l'albédo, la dimension des cristaux de neige et le contenu en eau de la neige humide) à partir des capteurs satellitaires opérant dans le domaine du visible et des micro-ondes passives et actives (König *et al.*, 2001; Dozier & Painter, 2004; Clifford, 2010; Nolin, 2010; Dietz *et al.*, 2012a; Hall *et al.*, 2014; Snehmani *et al.*, 2014; Dumont & Gascoin, 2016; Shi *et al.*, 2016; Dong, 2018; Tsai *et al.*, 2019).

Certains de ces algorithmes de classification combinent deux capteurs (et parfois 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. Voir les études de Koskinen *et al.* (1999), Appel *et al.* (2005), Storvold *et al.* (2005), Liang *et al.* (2008b) et Rondeau-Genesse *et al.* (2016) pour la combinaison de capteurs optiques et de micro-ondes actives. Voir les études de Romanov *et al.* (2000), Tait *et al.* (2000), Tait *et al.* (2001), Chokmani *et al.* (2006a), Kongoli *et al.* (2007), Chokmani *et al.* (2009), Akyürek *et al.* (2010), Gao *et al.* (2010), Bergeron *et al.* (2013), Chokmani *et al.* (2013) et Deng *et al.* (2015) pour la combinaison de capteurs optiques et de micro-ondes passives. Voir les études de Tedesco and Miller (2007) et Foster *et al.* (2011) pour la combinaison de capteurs optiques et

de micro-ondes passives et actives. La combinaison de capteurs 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. Les données de micro-ondes passives permettent de prendre une décision sur la présence ou l'absence d'un couvert nival saisonnier en présence de nuages sur les images optiques. Les données optiques permettent quant à elles de prendre une décision sur la présence d'un couvert nival saisonnier en période de fonte, les micro-ondes passives n'étant pas en mesure d'effectuer cette distinction en raison de la présence d'eau dans le couvert nival saisonnier (Tait *et al.*, 2000). Ainsi, Tait *et al.* (2000) ont observé une amélioration de 9% sur la détection de la neige avec ce type d'approche (MODIS+SSM/I) comparativement à la cartographie obtenue à l'aide du capteur MODIS uniquement.

D'autres algorithmes de classification optent pour les images composites, c'est-à-dire par la fusion de plusieurs orbites pour une seule date d'acquisition ou la fusion de plusieurs dates d'acquisition (Romanov *et al.*, 2000; Hall *et al.*, 2002; Parajka & Blöschl, 2008; Gafurov & Bárdossy, 2009; Wang & Xie, 2009; Wang *et al.*, 2009; Gao *et al.*, 2010; Mhawej *et al.*, 2014; Hao *et al.*, 2019). Cette approche tire avantage de la présence de plusieurs prises de vue et du déplacement des masses nuageuses pour obtenir des images à ciel clair. Ainsi, Parajka and Blöschl (2008), Gao *et al.* (2010) et Mhawej *et al.* (2014) ont observé une réduction de la présence du couvert nuageux de l'ordre de 10% à 13% à l'aide d'images composites quotidiennes TAC combinant les orbites des capteurs TERRA et AQUA de MODIS (TAC : TERRA and AQUA Composites). Certaines approches combinent la combinaison de capteurs et la fusion temporelle (Liang *et al.*, 2008b; Gao *et al.*, 2010; Bergeron *et al.*, 2013; Chokmani *et al.*, 2013; Deng *et al.*, 2015; Hao *et al.*, 2019).

Les approches de désagrégation spatiale tirent avantage de la haute résolution spatiale des bandes MODIS à 250 m afin de produire une cartographie détaillée du couvert nival saisonnier. Dans ce type d'approche, les bandes spectrales de MODIS à 500 m sont alors rééchantillonnées à 250 m pour tirer avantage de la résolution spatiale plus détaillée des bandes 1 et 2 (Notarnicola *et al.*, 2013a; Notarnicola *et al.*, 2013b; Touati, 2014).

Les procédures de réduction de la présence des nuages reposent sur la reclassification des pixels obstrués par les nuages à l'aide de l'information des pixels non-obstrués par les nuages en vue de réduire leur effet d'obstruction sur les images optiques. Elles consistent habituellement en une série de modules permettant la combinaison d'images pour un même capteur et l'application de filtres spatiaux et de filtres temporels; ces procédures ont été développées à partir du capteur de MODIS. L'application de filtres repose sur le fait que la présence de neige ou son absence persiste dans l'espace (notion de voisinage spatial) et dans le temps (notion de voisinage temporel). Ainsi,

Parajka and Blöschl (2008) ont développé une procédure de réduction de la présence des nuages qui repose sur la combinaison des capteurs TERRA et AQUA de MODIS, l'application d'un filtre spatial (voisinage de 3 x 3) et l'application de filtres temporels de 1, 3, 5 et 7 jours. La couverture nuageuse est passée de 63% à 52% après la combinaison des images TERRA et AQUA, à 46% pour le filtre spatial, à 34% pour le filtre temporel de 1 jour et à 4% pour le filtre temporel de 7 jours. Les précisions globales correspondantes sont de 95,5%, 94,9%, 94,2%, 94,4% et 92,1% respectivement (Parajka & Blöschl, 2008). Ces procédures ont été perfectionnées et exploitent la présence de corrélations spatiale et/ou temporelle de la présence du couvert nival saisonnier par des méthodes d'interpolation spatiale, spatio-temporelle et météorologique (Gafurov & Bárdossy, 2009; Hall *et al.*, 2010; Parajka *et al.*, 2010; Lopez-Burgos *et al.*, 2013; Gafurov *et al.*, 2015; Dong & Menzel, 2016a; Dong & Menzel, 2016b; Gafurov *et al.*, 2016; Dariane *et al.*, 2017; Li *et al.*, 2017; Huang *et al.*, 2018; Hall *et al.*, 2019; Li *et al.*, 2019a; Li *et al.*, 2019b). Ces procédures sont efficaces pour réduire la présence des nuages et peuvent améliorer dans certains cas la précision globale et corriger (réduire) les erreurs d'omission et/ou de commission présentes dans les produits d'origine (Dong & Menzel, 2016a; Dong & Menzel, 2016b; Huang *et al.*, 2018).

Plus récemment, certains auteurs ont proposé une combinaison de produits de neige pour obtenir des images à ciel clair. Il s'agit d'une combinaison des TAC quotidiens de MODIS avec le produit de neige IMS pour obtenir des composites TAI (TAI : TERRA-AQUA-IMS). Ainsi, Yu *et al.* (2016) ont obtenu une précision globale de 94% pour le nouveau produit TAI, qui est significativement plus élevée que la précision globale de 64% obtenue pour les TAC et de 55% et 50% pour les produits originaux TERRA et AQUA de MODIS. Li *et al.* (2019b) ont estimé que le taux d'extraction des observations de neige en conditions de ciel clair est de 31,5% supérieur pour le produit TAI par rapport aux produits conventionnels de MODIS. Également, Hao *et al.* (2019) ont validé quatre (4) produits de neige sans nuages sur le plateau tibétain, c'est-à-dire IMS, MOD+SSM/I, MOD+B (méthode de fusion temporelle) et TAI (méthode de fusion temporelle et de combinaison de produits). Ils ont obtenu une précision globale de 76,0% pour IMS, 89,3% pour MOD+SSM/I, 92,0% pour MOD-B et 92,0% pour TAI. Les produits MOD-B et TAI sont similaires en termes de précision globale mais le TAI est le plus efficace pour éliminer la présence des nuages (Hao *et al.*, 2019). Par contre, avec ce type d'approche, il est possible d'observer un transfert de l'erreur de commission provenant de IMS dans le TAI (Hao *et al.*, 2019; Li *et al.*, 2019b).

2.2.2 Présentation des produits opérationnels de neige

Cette section de chapitre vise à présenter les produits opérationnels de neige disponibles pour la cartographie globale et/ou régionale du couvert nival saisonnier. Elle présente les avantages et les inconvénients de chacun et permet au lecteur de comprendre certains choix méthodologiques qui ont été effectués dans le cadre de la présente thèse.

2.2.2.1 IMS

Jusqu'en 1997, les produits opérationnels de neige ont été les cartes hebdomadaires manuelles IMS (*Interactive Multisensor snow and ice System*) couvrant l'Hémisphère Nord produites par le NESDIS (*National Environmental Satellite Data and Information Service*) (Ramsay, 1998; Estilow *et al.*, 2015). Ces cartes étaient réalisées manuellement à partir d'images des satellites géostationnaires GOES (*Geostationary Operational Environmental Satellite*), METEOSAT et GMS et des satellites à orbite polaire AVHRR et POES (*Polar Operational Environmental Satellites*). L'analyste-météorologue se basait sur la dernière image à ciel clair pour délimiter manuellement l'étendue de la neige. Le résultat était ensuite numérisé à une résolution nominale de 190 km en projection stéréographique polaire. La série historique de cartes hebdomadaires manuelles IMS couvre la période de 1966 à 1997 (Ramsay, 1998; Estilow *et al.*, 2015). Le système IMS a été amélioré en 1997 afin de produire de façon semi-automatique des couvertures journalières avec une résolution nominale de 24 km. Une procédure de classification automatisée combinant les données du visible et de l'infrarouge thermique GOES et de micro-ondes passives SSM/I développée par Romanov *et al.* (2000) (voir §2.2.2.2) a été intégrée dans le produit du NESDIS (Ramsay, 2000; Estilow *et al.*, 2015). L'intégration de cette procédure a permis d'éliminer une part de la subjectivité présente dans le produit et de réduire considérablement le temps de production des cartes IMS (Grody & Basist, 1996; Romanov *et al.*, 2000). L'analyste-météorologue a donc à sa disposition une carte préliminaire de neige qu'il peut modifier au besoin. La résolution nominale du produit IMS est passée à 4 km en 2004 (Helfrich *et al.*, 2007; Estilow *et al.*, 2015). Le système IMS intègre les capteurs de nouvelle génération (AVHRR-KLM, GOES-R, NPOESS) et les capteurs plus récents (MODIS, AMSR-E, ENVISAT-ASAR, QUIKSCAT, METOP-ASCAT, etc.); ainsi, jusqu'à 15 sources de données satellitaires différentes peuvent être utilisées pour une meilleure cartographie de la neige (Helfrich *et al.*, 2007; Chen *et al.*, 2012; Estilow *et al.*, 2015). Le produit IMS est disponible à trois résolutions spatiales : 1 km (2014-aujourd'hui), 4 km (2004-aujourd'hui) et 24 km (1997-aujourd'hui).

Au cours des prochaines années il est prévu de développer des procédures permettant la cartographie de la neige dans l'Hémisphère Sud (Romanov & Tarpley, 2003), la désagrégation spatiale des archives historiques (1997-aujourd'hui à 24 km) à 4 km pour générer une série historique avec une résolution spatiale constante, l'intégration de nouvelles variables sur les caractéristiques physiques du couvert nival saisonnier (ex. équivalent en eau, épaisseur, sous-fraction de neige) (Helfrich *et al.*, 2007) et l'implantation de la procédure GMASI (Romanov, 2014; Romanov, 2016; Romanov, 2017), procédure inspirée de l'algorithme GOES+SSM/I de Romanov *et al.* (2000) qui combine les données des capteurs AVHRR, GOES, SEVIRI et SSM/I.

2.2.2.2 GOES+SSM/I

La procédure combine les données du visible, du moyen infrarouge et de l'infrarouge thermique du capteur géostationnaire GOES et de micro-ondes passives SSM/I (Romanov *et al.*, 2000). Elle permet de tirer avantage de la haute fréquence de vue du capteur GOES (à chaque 30 min) et de la capacité de pénétrer les nuages du capteur de micro-ondes passives SSM/I.

Une procédure de *compositing* permet de combiner le maximum d'information sur un maximum de 12 paires d'images GOES-E et GOES-W et d'éliminer une partie de la couverture nuageuse. La condition de ciel clair correspond à l'observation qui possède la température T4 maximale et la réflectance R2 minimale. La procédure de classification d'une image composite GOES se fait en deux temps, pixel par pixel. Un pixel est déclaré neige s'il satisfait aux cinq critères suivants : (1) le pixel doit avoir un *Snow Index* supérieur à 4,5. Le SI est un ratio des bandes spectrales du visible et du moyen infrarouge ($SI = R1/R2$). (2) Le pixel doit avoir une réflectance $R1 \geq 10\%$ et (3) et une réflectance $R2 \leq 5\%$. La condition $R1 \geq 10\%$ permet d'éliminer les zones d'ombrage des nuages et les plans d'eau. Ces deux types de surfaces peuvent présenter des fortes valeurs de SI et être faussement identifiées comme étant de la neige. La condition $R2 \leq 5\%$ permet une meilleure discrimination de la neige de la plupart des types de nuages. Un critère de température est également présent pour la détection des nuages de glace et des cirrus semi-transparents. Les données NCEP (*National Center for Environmental Prediction*) sont alors utilisées. (4) Le pixel est déclaré neige lorsque sa température de brillance n'est pas inférieure à la température de surface du NCEP. (5) Le pixel doit avoir une température $T4 < 283^{\circ}K$. La neige sous couvert forestier peut persister même si la température est supérieure au point de congélation. Elle peut être présente au printemps pour des températures de 10 K à 15 K au-dessus du point de congélation (Romanov *et al.*, 2003). Le pixel ne répondant pas à ces cinq critères est alors déclaré nuage ou sol. Si le

pixel possède par contre une $R1 > 25\%$ ou une $R2 > 10\%$ et une température $T4 < 283^\circ\text{K}$, il est déclaré nuage. Sinon il est classé comme du sol (Romanov *et al.*, 2000).

L'image SSM/I est classifiée à l'aide de la procédure développée par Grody and Basist (1996). Il s'agit d'un arbre de décision en quatre étapes permettant de séparer la neige des autres surfaces ayant une forte diffusion (précipitations, déserts froids et sols nus) à l'aide de plusieurs filtres, qui consistent en des différences entre deux fréquences polarisées parmi les quatre disponibles (19, 22, 37 et 85 GHz) sur le capteur SSM/I (Grody & Basist, 1996). La cartographie SSM/I ainsi obtenue est ensuite rééchantillonnée à 4 km.

Les cartographies GOES et SSM/I sont ensuite fusionnées pour produire une cartographie sans nuages en suivant une série de critères de décision. Ainsi, dans la procédure de combinaison de capteurs GOES+SSM/I de Romanov *et al.* (2000), lorsque le capteur GOES indique la présence de neige, le pixel (résultant de la fusion de capteurs) est déclaré comme neige peu importe le résultat de SSM/I (neige, non-neige, absence de données). La règle de décision favorise GOES parce qu'il possède une résolution spatiale plus fine (4 km) que SSM/I (25 km). Lorsque le capteur GOES n'indique pas la présence de neige mais que le capteur SSM/I l'indique (les deux capteurs étant en désaccord sur la présence de neige), le pixel est déclaré comme neige si la température de brillance est suffisamment froide pour qu'un couvert nival puisse persister ($T4 < 283^\circ\text{K}$). Sinon, le pixel est déclaré comme non-neige ($T4 \geq 283^\circ\text{K}$). Le pixel est déclaré comme non-neige lorsque GOES indique de la non-neige et SSM/I indique l'absence de données. La règle de décision favorise alors la disponibilité de la donnée du capteur optique (en bordure des côtes, l'absence de données est plus fréquente parce que le capteur de micro-ondes passives est sensible à la présence d'eau. L'eau sera donc la classe dominante dans le pixel de 25 km malgré le fait que de la neige puisse être présente sur le continent). Lorsque le capteur GOES indique la présence de nuage et que le capteur SSM/I indique la présence de neige, le pixel est déclaré comme neige. La règle de décision favorise SSM/I étant donné qu'il est transparent à la présence de nuages. En raison de la nature conservatrice de l'algorithme de micro-ondes passives, un pixel possède un statut indéterminé si SSM/I indique la présence de non-neige ou l'absence de données lorsque GOES est obstrué par la présence de nuages. La carte du jour précédent est alors utilisée pour résoudre l'ambiguïté liée à ces deux cas particuliers (Romanov *et al.*, 2000).

2.2.2.3 NOHSRC

Parallèlement, dès 1986, le *National Operational Hydrologic Remote Sensing Center* (NOHRSC) mettait à la disposition des usagers une cartographie régionale de l'étendue journalière de la neige pour 3000 à 4000 bassins versants des États-Unis et dans le sud du Canada (Bitner *et al.*, 2002). Il s'agit d'un système d'assimilation de données quotidiennes d'observations de neige au sol, aéroportées et satellitaires disponibles pour les États-Unis et pour le sud des bassins de drainage situés au Canada (<http://www.noahsrc.noaa.gov/nsa/>). Les cartes satellitaires sont produites de façon semi-automatique à partir des données optiques AVHRR et GOES avec une résolution spatiale au sol de 1 km (Bitner *et al.*, 2002); la classification multispectrale des images est réalisée à l'aide de l'algorithme *Theta* où l'analyste doit initialiser les seuils de classification, identifier et classer subjectivement les pixels mixtes en cas de besoin (Klein & Barnett, 2003). Les diverses sources de données sont intégrées ensuite dans le modèle physique de neige SNODAS afin de produire une estimation de neuf caractéristiques du couvert nival saisonnier avec une résolution spatiale au sol de 1 km et une résolution temporelle de 24h pour l'ensemble de la nation; les neuf caractéristiques du couvert nival saisonnier sont l'équivalent en eau de la neige, l'épaisseur du couvert nival, la température moyenne du couvert nival, la variation de l'équivalent en eau de la neige, les précipitations neigeuses, les autres formes de précipitations, la fonte, la sublimation de la neige par l'action des vents et la sublimation de surface. Les sorties *National Snow Analyses* (NSA) sont distribuées dans une variété de formats : des cartes quotidiennes nationales et régionales, des animations saisonnières, bihebdomadaires et aux 24h, des sommaires numériques, etc. (<http://www.noahsrc.noaa.gov/nsa/>).

2.2.2.4 MODIS

Les produits MODIS sont disponibles depuis le début des années 2000 avec le lancement des plateformes TERRA et AQUA en 1999 et en 2002 respectivement. Les produits de neige MODIS générés par l'algorithme SNOWMAP sont disponibles à des fréquences temporelles variées (quotidienne, hebdomadaire et mensuelle) et à des échelles spatiales variées (500 m et 0,05 degré (environ 5 km)). Le NDSI est l'élément central de l'algorithme SNOWMAP. Une valeur de $NDSI > 0,4$ est utilisée pour cartographier la présence de neige sur les images MODIS. Cette valeur a été proposée par Hall *et al.* (1995) à la suite d'une étude extensive des États-Unis. L'analyse de sensibilité effectuée sur les valeurs de NDSI a démontré qu'il n'y a pas de valeur de seuil exacte : une cartographie est jugée acceptable pour des valeurs de NDSI comprises entre 0,25 et 0,45, mais une valeur de NDSI de 0,40 optimise la détection de la neige de la plupart des

nuages (Hall *et al.*, 1995). Ainsi, Klein and Barnett (2003) ont validé les cartes quotidiennes et ils ont démontré que le seuil du NDSI de 0,4 indique effectivement la présence de neige. Toutefois, dans les régions forestières denses, des erreurs de sous-estimation et de surestimation peuvent se produire. Afin de prévenir la sous-estimation de neige, le seuil du NDSI a été abaissé parce que les forêts denses ont tendance à masquer la neige sous-jacente. Par ailleurs, Hall *et al.* (2002) ont trouvé que des valeurs de $NDSI < 0,4$ peuvent indiquer la présence de neige même lorsque le NDVI est d'environ 0,1. La neige ayant pour effet d'abaisser le NDVI (Klein *et al.*, 1998). Donc, 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 de neige, la réflectance d'une surface dans la bande 4 de MODIS doit être supérieure à 10% pour être cartographiée comme étant de la neige. Ce test supplémentaire est nécessaire parce que les surfaces foncées telles que les forêts denses réduisent la réflectance (Klein *et al.*, 1998).

L'algorithme SNOWMAP est efficace pour des pixels avec une sous-fraction de neige supérieure à 50%, sinon la couverture du couvert nival saisonnier n'est pas suffisante pour sa détection. Une sous-fraction de neige inférieure à 50% peut conduire à des erreurs de classification des surfaces non-enneigées, pouvant être interprétées comme de la neige. Les techniques d'estimation de la sous-fraction de neige sont alors plus appropriées, en particulier dans les régions montagneuses (Rosenthal & Dozier, 1996; Vikhamar & Solberg, 2002; Painter *et al.*, 2003; Vikhamar & Solberg, 2003; Salomonson & Appel, 2004; Salomonson & Appel, 2006; Painter *et al.*, 2009; Sirguey *et al.*, 2009; Rittger *et al.*, 2013; Masson *et al.*, 2018). Les régions montagneuses sont plus sujettes aux erreurs en raison de l'effet d'ombrage qui obscurcit la neige, mais également par la forte variabilité spatiale de la dimension des cristaux de neige qui varie en fonction de l'altitude, de la pente et de l'orientation (Painter *et al.*, 1998).

Les produits MODIS fournissent l'information sur l'étendue spatiale du couvert nival sous forme binaire (présence ou absence de neige) et de la sous-fraction de neige présente dans chacun des pixels (en pourcentage). L'information concernant la sous-fraction de neige est incluse depuis la collection 5 (Riggs *et al.*, 2006; Hall & Riggs, 2007). La sous-fraction de neige est estimée à l'aide de l'approche développée par Salomonson and Appel (2004) et Salomonson and Appel (2006). Cette approche repose sur le principe que le signal du NDSI est représentatif de la sous-fraction de neige présente dans un pixel. Les valeurs de la sous-fraction de neige varient entre 0 et 1 (Salomonson & Appel, 2004).

Par contre, pour la collection 6, l'information de neige est reportée en NDSI au lieu de la sous-fraction de neige. L'algorithme de détection de neige est sensiblement le même que la collection 5 à l'exception des équations de l'estimation de la sous-fraction de neige qui ont été éliminées. Il est possible pour l'utilisateur de restituer la sous-fraction de neige à l'aide de ces équations. Des nouveaux tests ont été ajoutés. Un pixel avec un $0 < \text{NDSI} < 0,1$ est réassigné à la non-neige. Un pixel avec une élévation < 1300 m et une température de brillance dans la bande 31 ≥ 281 K est réassigné à la non-neige. Un pixel avec une élévation ≥ 1300 m et une température de brillance ≥ 281 K est considéré comme un pixel anormalement chaud. Si un pixel a une réflectance dans l'infrarouge à ondes courtes comprise entre 0,25 et 0,45 il est considéré comme un pixel avec une réflectance anormalement élevée. Si pixel a une réflectance supérieure 0,45 il est réassigné à la non-neige (Riggs & Hall, 2015; Riggs *et al.*, 2017).

2.2.2.5 GlobSnow

Plus récemment, en 2008, l'Agence Spatiale Européenne (ESA) a démarré le projet *GlobSnow* (www.globsnow.info) (Luojus *et al.*, 2010; Solberg *et al.*, 2010). Ce projet a permis la production de deux séries de données essentielles sur la neige pour l'Hémisphère Nord, c'est-à-dire l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier et l'équivalent en eau de la neige. Plus précisément, l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier est extraite à partir des capteurs optiques ENVISAT-AATSR et ERS-2 ATSR-2 avec une résolution spatiale de 1 km et couvre la période 1995 à aujourd'hui (Metsämäki *et al.*, 2014). L'équivalent en eau de la neige est extrait à partir des capteurs de micro-ondes passives SMMR, SSM/I et AMSR-E avec une résolution spatiale de 25 km et couvre la période 1978 à aujourd'hui (Luojus *et al.*, 2013). Ces séries de données sont disponibles pour des fréquences temporelles variées (quotidienne, hebdomadaire et mensuelle) (Luojus *et al.*, 2013; Metsämäki *et al.*, 2014).

Par ailleurs, l'algorithme de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier est basé sur le modèle semi-empirique de réflectance de la neige *SCAmod* (Metsämäki *et al.*, 2005; Metsämäki *et al.*, 2012), applicable en régions forestières, et le NLR de Solberg *et al.* (2010), applicable en régions montagneuses. L'algorithme de l'équivalent en eau de la neige est basé sur le modèle d'inversion de la neige développé par la *Helsinki University of Technology* (HUT) (Pulliainen & Grandeil, 1999) ainsi que sur une approche bayésienne d'interpolation spatiale des observations de neige au sol aux stations météorologiques et de correction des erreurs (Pulliainen, 2006). Ces deux méthodes de cartographie sont considérées plus précises parce que basées sur des modèles physiques semi-empiriques. Une validation préliminaire avec le réseau de stations météorologiques de

Finlande constitué de 250 stations de mesure a révélé un RMSE de 0,11 pour le produit de la sous-fraction de neige *SCAmod* appliqué sur l'imagerie MODIS comparativement à un RMSE de 0,20 pour le produit standard MOD10_L2 de sous-fraction de neige de MODIS. La précision globale du produit *SCAmod* a été estimée à 65,9% comparativement à une précision globale de 46,4% pour le produit standard MOD10_L2 de MODIS (Metsämäki *et al.*, 2012).

2.2.3 Validation des produits de neige

De nombreuses études ont évalué la précision des produits opérationnels de neige à l'aide des observations de neige au sol ou les images satellitaires de haute résolution spatiale et ce, pour diverses régions du monde. Voici les principaux constats que l'on peut dégager de ces études.

2.2.3.1 En Amérique du Nord

Ainsi, Romanov *et al.* (2000) ont constaté que les produits de neige GOES+SSM/I et IMS présentent des taux de réussite similaires lorsque le couvert nival saisonnier atteint son maximum de stabilité durant le cycle hivernal. Les différences observées entre les deux produits de neige sont plus prononcées en période de changements rapides telle la fonte printanière. La précision globale du produit GOES+SSM/I a été estimée à 85% à l'aide du réseau de stations de mesure de la neige aux États-Unis pour la saison hivernale 1998-1999 (Romanov *et al.*, 2000). Une deuxième année de validation effectuée sur la période hivernale 1999-2000 a révélé une précision globale de 88% pour le produit GOES+SSM/I (Romanov *et al.*, 2002). Également, les plus fortes erreurs d'omission (entre 40 et 45%) ont été observées pour des couvertures nivales inférieures à 3 cm pour les deux produits de neige évalués par Romanov *et al.* (2000).

Parallèlement, une erreur comprise entre 5 et 15% était anticipée par Hall *et al.* (1998a) pour le prototype de l'algorithme SNOWMAP de MODIS. Les plus fortes erreurs étaient prévues pour la forêt boréale. Ce qui a été confirmé par la suite au moment de la validation de la version finale de l'algorithme SNOWMAP. En effet, l'erreur de la version finale de SNOWMAP est faible à l'échelle globale (environ 1%) à l'exception des forêts denses où l'erreur est plus élevée (10%) et variable selon les mois (Hall *et al.*, 2001). La précision globale de SNOWMAP est supérieure à 93% dépendamment de l'occupation du sol (Hall *et al.*, 2001; Bitner *et al.*, 2002; Hall & Riggs, 2007). Par contre, la plupart des erreurs d'omission ont été observées en présence de trace de neige (<1 cm). La précision globale peut atteindre seulement 41% dans ces conditions particulières de neige (Ault *et al.*, 2006; Hall & Riggs, 2007).

D'autres études ont démontré que la précision globale de SNOMWAP est moindre que celle qui a été annoncée officiellement.

Aux États-Unis, Klein and Barnett (2003) ont établi que la précision globale de SNOWMAP est de 94,2% en comparaison avec le réseau de stations de mesure de neige SNOTEL du bassin du *Rio Grande* alors que pour le produit du NOHSRC, la précision globale était de 75,9%, pour la saison hivernale 2000-2001. Par contre, SNOWMAP échoue au niveau de la détection de la neige pour des épaisseurs de neige inférieures à 4 cm (Klein & Barnett, 2003). Dans une étude de validation de plus grande envergure, Maurer *et al.* (2003) ont observé une précision globale d'environ 85% pour SNOWMAP et NOHSRC à l'aide de 2092 stations SNOTEL situées dans les bassins des rivières Missouri (1330 stations) et Columbia (752 stations). La précision plus faible obtenue pour les deux produits de neige s'explique par la détection du couvert nuageux et par la présence d'un couvert forestier dense.

Au Canada, Simic *et al.* (2003) et Simic *et al.* (2004) ont évalué et comparé la précision des produits de neige MODIS (SNOWMAP), GOES+SSM/I et VEGETATION à l'aide de 2000 stations météorologiques pour les années 2000 et 2001. La précision globale a été établie à 83%, 93%, 92% et 85% pour les produits VEGETATION, MODIS, GOES et GOES+SSM/I respectivement alors que la précision en forêt est de 41%, 80% et 81% respectivement (Simic *et al.*, 2003; Simic *et al.*, 2004). Il ressort de cette analyse comparative que le produit de neige de VEGETATION n'est pas approprié pour le suivi quotidien de la neige au Canada en raison de la présence des forêts denses (Simic *et al.*, 2003). Bussièrès *et al.* (2002) ont observé des seuils de détectabilité de la neige variables en fonction de l'occupation du sol pour les produits de neige MODIS et SSM/I. Le seuil de neige minimal est de 0 mm d'EEN en région de prairies (milieu ouvert) et de 20 mm en région de taïga (milieu semi-ouvert) pour SSM/I. Par ailleurs, Fernandes and Zhao (2008) ont développé une approche de filtrage temporel adaptative pour les données AVHRR *Polar Pathfinder* (APP) à 5 km de résolution spatiale. L'algorithme *Snow Cover* permet de saisir les périodes transitoires de neige à non-neige avec un taux de réussite atteignant les 95% (Fernandes & Zhao, 2008; Zhao & Fernandes, 2009). La précision globale a été estimée à 82% pour 81 stations météorologiques pour la période 1982-2004. Elle atteint 65% en excluant les périodes transitoires du cycle hivernal (Fernandes & Zhao, 2008).

Frei and Lee (2010) ont validé les produits de neige IMS (24 km) durant la période d'ablation du couvert nival (avril, mai et juin) pour les années 2000 à 2009. Les auteurs ont constaté la présence d'un délai temporel pouvant atteindre jusqu'à 12 jours (entre le produit de neige et les observations de neige au sol) en forêt boréale. Par ailleurs, Chen *et al.* (2012) ont validé le produit IMS (4 km)

à l'aide de 8 659 stations de mesure de neige réparties aux États-Unis pour les saisons hivernales de 2006 à 2010. La précision globale du produit IMS varie entre 80% et 90% selon les années étudiées. À l'échelle continentale, c'est davantage la climatologie du couvert nival qui influe le plus sur la précision du produit de neige IMS.

2.2.3.2 *En Europe*

En Europe, Parajka and Blöschl (2006) ont établi la précision globale du produit de neige MODIS à 95% à l'aide de 754 stations météorologiques situées en Autriche pour les saisons hivernales de 2000 à 2005. À la suite d'une modification de SNOWMAP, Notarnicola *et al.* (2013b) ont obtenu une précision globale de 88,1% à partir de 16 images LANDSAT-ETM+ couvrant l'Europe centrale pour les années 2005 et 2006. La précision globale peut atteindre jusqu'à 93,6% en dehors des zones forestières. La précision globale peut varier entre 78,0% et 98,3% selon l'analyse date par date, ce qui correspond à une précision moyenne de 85,4% (Notarnicola *et al.*, 2013b).

Également, Gascoin *et al.* (2015) ont validé les produits de neige MOD10A1 et MYD10A1 à l'aide de 157 images LANDSAT couvrant la période 2002 à 2012. Ils ont obtenu une précision globale de 0,96 ($k=0,85$) pour le produit de neige MOD10A1 et 0,95 ($k=0,81$) pour le produit de neige MYD10A1 sur le secteur des Pyrénées. Les coefficients kappas indiquent un bon taux d'accord pour les deux séries de neige. Par contre, les précisions globales sont plus faibles en forêt mais le taux d'accord demeure toutefois de niveau acceptable (MOD10A1 : OA=0,96, $k=0,85$, MYD10A1 : OA=0,95, $k=0,67$). La perte de précision (au niveau du kappa) est plus marquée pour MYD10A1 (Gascoin *et al.*, 2015).

2.2.3.3 *En Asie*

En Asie, Liang *et al.* (2008a) ont observé une précision globale de 98,5% pour le produit de neige MODIS dans la région de Xinjiang (nord-ouest de la Chine) pour les saisons hivernales 2001 à 2005. Ainsi, l'épaisseur du couvert nival et l'occupation du sol sont les facteurs affectant le plus la précision globale du produit de neige de MODIS. L'algorithme SNOWMAP ne détecte aucune neige pour des épaisseurs de neige de moins de 0,5 cm. Le taux de réussite de détection de la neige peut varier entre 45,2% et 94,3% pour des couvertures de neige comprises entre 1 et 3 cm d'épaisseur et dépasser 98,6% au-delà de 4 cm (Liang *et al.*, 2008a). Les périodes de transition où le couvert nival saisonnier est mince sont entachées d'erreurs (Wang *et al.*, 2008). D'après les auteurs, le taux de réussite de détection de la neige peut varier entre 96,9% et 98,9% selon l'occupation du sol (Liang *et al.*, 2008a; Huang *et al.*, 2011). Une précision globale de 94% a été

observée pour les images composites sur 8 jours pour le même secteur d'étude (Wang *et al.*, 2008). Les plus fortes erreurs ont été observées pour des couvertures nivales comprises entre 1 cm et 3 cm (Wang *et al.*, 2009), ce qui est cohérent avec le produit quotidien.

Ensuite, Chelamallu *et al.* (2013) ont obtenu des résultats similaires aux travaux de Liang 2008 pour le secteur indien de l'Himalaya : la précision globale du produit MODIS s'améliore en fonction de l'épaisseur de neige, mais les plus fortes erreurs ont été observées plus fréquemment pour les couvertures de neige de moins de 10 cm (au lieu de 4 cm).

Yang *et al.* (2014) ont réalisé une première validation des capteurs optiques VIRSS et de micro-ondes passives MWRI embarqués à bord des satellites chinois FENGYUN-2 et FENGYUN-3 et les ont comparés avec le produit de neige IMS. La validation effectuée à l'aide de 699 stations météorologiques réparties sur le territoire chinois indique une précision globale de 86,2% pour le capteur MWRI, 91,3% pour le capteur VIRSS et 92,5% pour le produit IMS sur la période 2010 à 2012. La précision globale des produits optiques (VIRSS et IMS) varie en fonction de l'élévation et de l'occupation du sol, dues à la forte variabilité du relief de la région.

Également, Chen *et al.* (2014) ont validé le produit de neige IMS à partir de 47 images LANDSAT-ETM+ acquises en conditions de ciel clair sur la période 2008 à 2011. La validation a été conduite selon les catégories de l'occupation du sol de l'IGBP présentes dans le sud de la Chine : l'agriculture (*croplands*), les prairies (*grasslands*), les forêts (*forests*) et les sols nus (*barren lands*). La précision globale a été établie à 81,82%, 79,92%, 74,07% et 66,79% pour les sols nus, l'agriculture, les prairies et les forêts respectivement. La précision globale du produit de neige IMS dépend du relief et de l'occupation du sol. Les sols nus se trouvent sur un relief plat alors que les prairies et les forêts se trouvent habituellement sur un relief plus rugueux (Chen *et al.*, 2014), confirmant les conclusions de Yang *et al.* (2014) sur l'élévation et l'occupation du sol.

Yang *et al.* (2015) ont validé les produits de neige de la collection 5 de MODIS, IMS et AMSR-E sur le plateau tibétain sur la période 2007 à 2010. Au niveau de la validation des produits de neige MODIS (MOD10A1 et MYD10A1) et IMS avec les images LANDSAT-TM, les auteurs ont obtenu une précision globale moyenne de 91,05%, 91,08% et 79,23% pour les produits de neige MOD10A1, MYD10A1 et IMS respectivement pour les trois périodes hivernales à l'étude. Aussi, les produits de neige MOD10A1 et MYD10A1 présentent des erreurs de sous-estimation plus élevées que les erreurs de surestimation, suggérant alors que les deux produits de neige peuvent sous-estimer la présence de neige. Par contre, pour IMS, l'erreur de surestimation est plus élevée que l'erreur de sous-estimation, suggérant alors que le produit de neige IMS peut surestimer la présence de neige (Yang *et al.*, 2015).

Similairement à Chen *et al.* (2014), les auteurs ont validé les produits de neige selon les catégories de l'occupation du sol (prairies, agriculture, forêts et sols nus). Les produits de neige MOD10A1 et MYD10A1 présentent des précisions globales mensuelles relativement similaires, de l'ordre de 95%-100%, pour les sols nus, les prairies et l'agriculture. Toutefois, la précision globale mensuelle est plus faible en forêt en raison de l'erreur de surestimation qui affecte cette occupation du sol. La précision globale mensuelle du produit de neige MOD10A1 est de l'ordre de 90%-100% alors que celle de MYD10A1 est de l'ordre de 75%-100% pour cette catégorie de l'occupation du sol. Par ailleurs, la précision globale moyenne de IMS est 5% plus faible que celle de MODIS en moyenne pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Yang *et al.*, 2015).

2.2.3.4 SNOWPEX

Le Consortium SNOWPEX a pour objectif de développer des protocoles de validation et d'inter-comparaison des principaux produits de neige globaux et/ou régionaux disponibles de l'étendue spatiale et de l'équivalent en eau de la neige (Metsämäki *et al.*, 2016). Une attention particulière a été portée sur la production de séries de données uniformisées pour la validation des produits de neige. Les données de validation ainsi identifiées concernent entre autres le traitement d'une sélection d'images satellitaires de haute résolution spatiale LANDSAT avec les méthodes de traitement les plus avancées de correction atmosphérique et d'estimation de la sous-fraction de neige. (Fernandes *et al.*, 2014; Bippus *et al.*, 2015a; Bippus *et al.*, 2015b; Derksen *et al.*, 2015; Mattila *et al.*, 2015; Nagler *et al.*, 2015; Ripper & Bippus, 2015; Ripper *et al.*, 2015).

Les produits globaux de l'étendue spatiale de la cryosphère inclus dans l'étude sont :

- GMAI-AutoSnow
- CryoClim
- GlobSnow
- IMS
- JASMES
- MEaSURES
- MOD10C5
- AVHRR Pathfinder

Et les produits régionaux pour l'Europe :

- CryoLand
- EURAC Snow
- HASF

(Nagler *et al.*, 2015; Metsämäki *et al.*, 2016).

2.2.4 Études régionales de climatologie de la neige

Cette section présente un bref survol des études régionales portant sur la climatologie de la neige et de la détection des tendances.

L'analyse de la climatologie de la neige consiste à établir les descripteurs saisonniers du couvert nival que sont les dates d'établissement, les dates de fonte et sa durée. (Le terme phénologie de la neige est utilisé pour désigner ces descripteurs saisonniers, en particulier dans un contexte de l'étude de leurs impacts sur la saison de croissance de la végétation). Cette analyse est similaire à celle qui est habituellement réalisée à partir des séries temporelles d'observations de neige aux stations météorologiques mais à partir des données satellitaires. De telles études ont été réalisées par Wang and Xie (2009), Bormann *et al.* (2012), Dietz *et al.* (2012b), Foppa and Seiz (2012), Dedieu *et al.* (2014), Dietz *et al.* (2014), Hüsler *et al.* (2014), Sönmez *et al.* (2014), Gascoin *et al.* (2015), Marchane *et al.* (2015), Peters *et al.* (2015), Huang *et al.* (2016), Tekeli *et al.* (2016) et Thompson (2016) dans diverses régions du monde. La variabilité des descripteurs saisonniers est souvent exprimée en termes de valeurs centrales de la distribution telles la moyenne et l'écart-type. Ce type d'analyse permet l'identification et la cartographie des anomalies standardisées annuelles sur ces descripteurs saisonniers (voir les études de Dietz *et al.* (2012b), Dedieu *et al.* (2014) et Hüsler *et al.* (2014) à cet effet). Cependant, ces statistiques descriptives ne permettent pas la modélisation de la distribution de probabilités des descripteurs saisonniers du couvert nival. Une approche d'analyse fréquentielle (Meylan *et al.*, 2008) est alors plus appropriée pour établir les probabilités d'occurrence des événements extrêmes de neige et d'établir les relations de type « durée-fréquence ». L'atlas régional de neige repose sur cette approche statistique de l'analyse des données.

2.3 Méthodes de classification des images de télédétection

2.3.1 Méthodes de seuillage

Plusieurs techniques de classification exploitant les propriétés spectrales et/ou thermiques de la neige ont été appliquées avec succès pour la cartographie de la neige : la classification spectrale supervisée, la classification spectrale non-supervisée, les réseaux de neurones, la modélisation sous-pixel, les techniques de segmentation, les experts-flous, l'apprentissage machine (*machine learning*), les systèmes à classificateurs multiples (*multiple classifiers systems*), etc. Une revue de littérature sur les méthodes de classification habituellement utilisées en télédétection (méthode supervisée vs non-supervisée, méthode paramétrique vs non-paramétrique, approche par pixel, sous-pixel ou par champs) est disponible dans Lu and Weng (2007).

Le lecteur peut consulter les articles suivants pour des applications de logique floue, de réseaux de neurones et de modélisation sous-pixel en lien avec la cartographie de la neige. Voir les études de Penaloza and Welch (1996), Baum *et al.* (1997) et Zhou *et al.* (2013) sur la logique floue. Voir les études de Simpson and McIntire (2001), Dobрева and Klein (2011), Hou and Huang (2013), Czyzowska-Wisniewski *et al.* (2015), Lee and Lin (2016), Çiftçi *et al.* (2017), Varshney *et al.* (2018), Haq *et al.* (2019), Hughes and Kennedy (2019), Liu *et al.* (2020a), Liu *et al.* (2020b) et Gupta and Nanda (2022) sur les réseaux de neurones artificiels et l'apprentissage automatique et/ou profond. Voir les études de Rosenthal and Dozier (1996), Vikhamar and Solberg (2002), Vikhamar and Solberg (2003), Foppa *et al.* (2004), Painter *et al.* (2009), Sirguey *et al.* (2009), Zhu *et al.* (2012), Cortés *et al.* (2014), Kuter *et al.* (2016), Wang *et al.* (2017), Masson *et al.* (2018), Zhu and Shi (2018), Gascoin *et al.* (2020), Zhao *et al.* (2020), Kuter (2021), Kuter *et al.* (2022), Pan and Jiang (2022), Pan *et al.* (2022) et Zhu *et al.* (2022) sur la modélisation sous-pixel.

Ces techniques de classification, quoique parfaitement efficaces à l'échelle locale, le sont moins à l'échelle régionale ou globale parce qu'elles requièrent un effort soutenu pour leur étalonnage et leur application (Chokmani *et al.*, 2006b). Par conséquent, pour les études de suivi du couvert nival saisonnier sur de vastes territoires et de longues périodes, les techniques de seuillage sont souvent plus appropriées en raison de leur simplicité, leur transparence et leur rapidité (Hall *et al.*, 1995; Chokmani *et al.*, 2006b).

Les seuils de détection des différentes catégories de surfaces présentes dans une image sont conçus en se basant sur les différences de leur réponse spectrale dans les différents canaux du capteur choisi. Les seuils correspondent à une valeur de bande spectrale ou à une combinaison de bandes spectrales (ex. NDVI et NDSI). Il s'agit d'une valeur minimale ou maximale devant être

dépassée et celle-ci détermine la classe d'appartenance du pixel à classifier. Les seuils de détection des surfaces sont souvent déterminés de manière empirique (à partir d'observations). Ils sont appliqués à l'ensemble de l'image à classifier, pixel par pixel. Le nombre de seuils, leur séquence d'application et les valeurs de détection des surfaces peuvent varier d'un algorithme à l'autre (Chokmani *et al.*, 2009). Des exemples d'organigrammes de classification sont disponibles dans Romanov *et al.* (2000), Romanov (2014) et Yang *et al.* (2014) pour en citer quelques-uns.

Les techniques de seuillage utilisent généralement des seuils fixes, c'est-à-dire que la valeur de seuil choisie pour la discrimination de la neige des autres types de surfaces demeure constante peu importe le jour de la saison hivernale. L'algorithme de classification est alors appliqué sur un ensemble d'images pour générer une série historique. Cependant, l'utilisation de seuils fixes dans les algorithmes de classification de la neige est plus ou moins appropriée bien qu'elle donne de bons résultats globalement pour les raisons suivantes. (1) Les seuils de détection des surfaces ne s'ajustent pas à l'évolution temporelle du couvert nival saisonnier au cours de la saison hivernale. Ainsi, la métamorphose et la densification du couvert nival saisonnier sous l'effet des conditions météorologiques contribuent à l'augmentation de la dimension des cristaux de neige et de ce fait à la modification de ses propriétés de réflectance et/ou d'émissivité (Metsämäki *et al.*, 2002; Vikhamar & Solberg, 2002). (2) Les seuils de détection ne sont pas toujours performants dans certains environnements à cause de la valeur prédéfinie pour le seuil. Ce qui est le cas pour la forêt boréale (qui regroupe les forêts de conifères, les forêts de feuillus et les forêts mixtes) (Hall *et al.*, 2001; Bitner *et al.*, 2002). La présence de la forêt obscurcit la neige au sol sous-jacente et cette dernière ajoute une composante d'émissivité additionnelle à l'émissivité du couvert nival saisonnier (Foster *et al.*, 1991; Hall *et al.*, 1995; Hall *et al.*, 1998b; Kurvonen *et al.*, 1998; Hall *et al.*, 2001; Vikhamar & Solberg, 2002; Goïta *et al.*, 2003; Simic *et al.*, 2003; Simic *et al.*, 2004; Metsämäki *et al.*, 2005; Rittger *et al.*, 2013). Pour ces diverses raisons, la présence de la forêt constitue une limitation majeure autant pour les capteurs optiques que pour les capteurs de micro-ondes passives et actives. Par ailleurs, comme la robe des conifères joue un rôle important sur l'interception de la neige, le couvert nival saisonnier en forêt est généralement plus épais en raison de l'effet protecteur contre les vents (qui limite sa dispersion), il est de nature fragmentaire (surtout en périphérie des troncs d'arbres) et il tend à disparaître plus tard comparativement aux zones adjacentes ouvertes de toundra ou de prairies (Hall *et al.*, 1998b; Vikhamar & Solberg, 2002; Metsämäki *et al.*, 2005).

2.3.2 Méthodes de logique floue

Zhou *et al.* (2013) ont développé une procédure de logique floue pour réaliser la classification des images AVHRR sur le secteur de l'Amu Da'rya (Asie de l'Est).

La procédure d'agrégation du taux d'appartenance comprend une série de tests qui sont appliqués sur chaque pixel pour les trois types de pixels possibles (l'algorithme de classification permet la détection de la neige, de la non-neige et des nuages sur les images AVHRR). Ainsi, chaque test est implanté comme une fonction d'appartenance qui donne le taux d'appartenance du pixel testé en se basant sur l'information des bandes spectrales d'AVHRR et de données auxiliaires, comme la topographie, le mois de l'année et la température de surface mensuelle. Le taux d'appartenance est compris entre 0 et 1 et celui-ci indique le degré d'appartenance d'un pixel d'appartenir à l'un des trois types de pixels possibles. Pour chaque type de pixel possible, les taux d'appartenance des différents tests sont combinés à l'aide d'une moyenne géométrique, ce qui permet d'obtenir un taux d'appartenance agrégé (Zhou *et al.*, 2013).

Le module de détection de neige comporte cinq tests de degré d'appartenance. Les fonctions de degré d'appartenance, en particulier leurs paramètres, s'ajustent pour correspondre à la forme de la fonction de probabilité de neige (elles permettent d'établir un lien entre la fonction de probabilité de neige et le contenu des bandes spectrales). Les tests du module de détection de neige sont calés sur (1) la réflectance dans la bande 1 d'AVHRR, (2) le NDSI, (3) un ratio de réflectance des bandes 3B et 1 d'AVHRR, (4) la température dans la bande 4 d'AVHRR (Figure 2-4) et (5) la sortie du masque de neige généré par l'algorithme SPARC. Le module de détection de non-neige comporte lui aussi cinq tests de degré d'appartenance, chacun correspondant aux tests du module de détection de neige, pour donner le degré d'appartenance à la non-neige pour chaque pixel. Pour ces modules de détection, les fonctions d'appartenance sont utilisées en paires. Le test R1 correspond à une fonction croissante pour la neige et une fonction décroissante pour la non-neige. Le test NDSI est une fonction croissante pour la neige et une fonction décroissante pour la non-neige. Le test R3b/R1 est une fonction décroissante pour la neige et une fonction croissante pour la non-neige. Le test T4 est une fonction en forme de cloche (croissante et décroissante) pour la neige et une fonction croissante pour la non-neige (Zhou *et al.*, 2013).

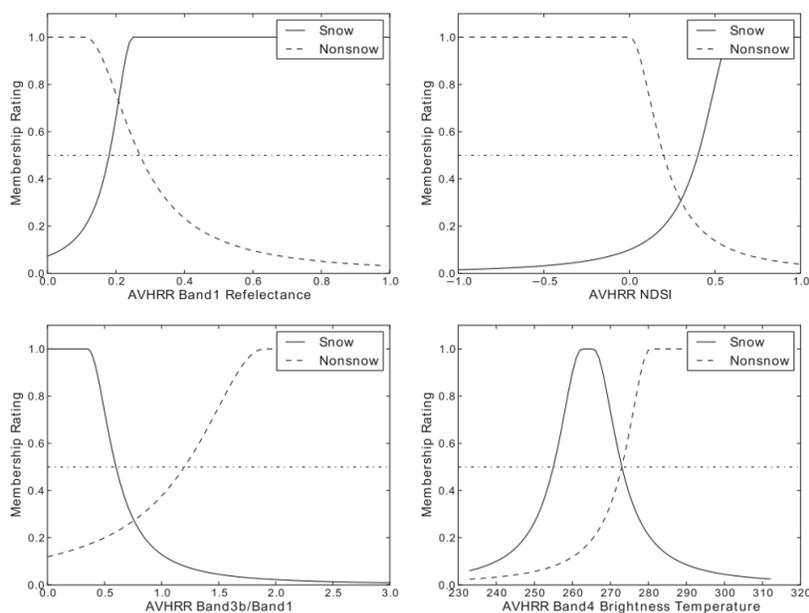


Figure 2-4. Fonctions d'appartenance de logique floue pairées pour la détection de la neige et de la non-neige à partir de données du capteur NOAA-AVHRR (tiré de Zhou *et al.* (2013)).

Le module de détection des nuages incorpore l'information provenant du masque de nuages généré par la procédure de classification, qui est à l'origine un taux d'appartenance aux nuages. Une fonction linéaire simple est alors utilisée pour convertir les valeurs d'origine (0-255) dans les nouvelles valeurs de degré d'appartenance (0-1), permettant ainsi d'incorporer le masque de nuages dans la procédure d'identification de la neige (Zhou *et al.*, 2013).

Les comparaisons visuelles entre la classification de neige obtenue par la procédure d'agrégation des taux d'appartenance et l'algorithme SPARC ont démontré que la procédure d'agrégation des taux d'appartenance a résolu plusieurs problèmes dans l'algorithme SPARC, y compris la fausse détection de nuages ou de neige dans les zones désertiques à forte réflectance ou la classification erronée du fond des lacs salés desséchés en tant que neige. La classification de neige obtenue par la procédure d'agrégation du taux d'appartenance présente moins d'erreurs d'omission de la neige que l'algorithme SPARC dans les régions montagneuses en été (Zhou *et al.*, 2013). Ainsi, l'approche de logique floue a permis de résoudre certaines erreurs de classification de la neige à l'aide des données du capteur AVHRR.

La modélisation sous-pixel permet d'estimer la fraction sous-pixel de neige présente dans un pixel d'une image. Cette modélisation repose sur deux types d'approches : la relation linéaire qui existe entre le NDSI et la fraction sous-pixel de neige telle qu'établie par Salomonson and Appel (2004) et Salomonson and Appel (2006) ainsi que le « démixage spectral » (*spectral unmixing*) (Masson *et al.*, 2018).

Par contre, en ce qui concerne le capteur AVHRR/2 de la NOAA, il n'est pas possible d'appliquer la méthode du NDSI pour l'estimation de la fraction sous-pixel de neige en raison de l'absence du canal centré sur 1,6 μm à partir duquel le NDSI est calculé; le canal spectral centré sur 1,6 μm a été introduit sur le capteur AVHRR/3 disponible depuis le début des années 2000 seulement. Le développement d'une méthode de modélisation de la fraction sous-pixel de neige pour le capteur AVHRR/2 est alors nécessaire (Zhu & Shi, 2018; Zhu *et al.*, 2022).

La méthode du démixage spectral repose sur la sélection de membres terminaux (*endmembers*), c'est-à-dire les membres terminaux de neige et les membres terminaux de non-neige, pour établir une librairie spectrale des membres terminaux en question. Les pixels mixtes peuvent être alors « démixés » pour établir le pourcentage de neige dans le pixel. L'application d'une telle approche est plus difficile pour le capteur AVHRR/2 en raison du fait qu'il possède deux bandes spectrales dans le visible. La détection de la neige se limite alors aux deux bandes spectrales du visible et au NDVI (Zhu & Shi, 2018; Zhu *et al.*, 2022) alors qu'elle se fait habituellement avec la bande de 1,6 μm pour une meilleure détection de la neige. La méthode du démixage spectral est coûteuse en temps de calcul (Zhu *et al.*, 2022).

2.3.3 Méthodes d'estimation d'ensemble

L'estimation d'ensemble est un système d'aide à la prise de décision en se basant sur l'avis de plusieurs experts (ici les experts sont des classificateurs). Un tel système est préférable dans la prise de décision étant donné que la combinaison du résultat de plusieurs classificateurs permet de réduire le risque de choisir un classificateur de performance médiocre. Une pondération selon la moyenne n'est pas forcément plus performante que le meilleur des classificateurs inclus dans l'ensemble, mais elle réduit certainement le risque infortuné de prendre une mauvaise décision. Cette considération purement statistique fait en sorte qu'il est préférable de tenir compte de l'avis de plusieurs experts afin de minimiser le risque d'erreur (Polikar, 2006). Cette approche repose sur le principe « diviser-pour-conquérir ». Dans la réalité un problème est souvent trop complexe pour qu'un seul classificateur puisse le résoudre. Mieux vaut alors utiliser une combinaison variée de classificateurs, correspondant chacun à une partition de l'espace, pour établir l'emplacement

de la frontière de décision (Polikar, 2006; Kuncheva, 2014). Les observations présentes dans la sous-partition de l'espace reçoivent la classe d'appartenance commune à tous les classificateurs. Il s'agit en fait du cas le plus simple. Mais lorsque les observations sont présentes dans les zones de chevauchement des classificateurs (la classe d'appartenance des observations peut différer selon le classificateur), il est alors préférable d'attribuer la classe d'appartenance en fonction d'une pondération des classificateurs individuels inclus dans l'ensemble. C'est aussi cette pondération qui permet de réduire le risque d'erreur ou de l'incertitude (Polikar, 2006).

Les systèmes d'estimation d'ensemble sont constitués de deux composantes. (1) Une stratégie est nécessaire pour générer un groupe de classificateurs individuels aussi diversifié que possible. Les procédures de création de la diversité des classificateurs les plus populaires sont l'ensachage (*bagging*), le *boosting* et l'*Adaboost* (une variante du *boosting*), les arbres de décision aléatoires (*random forests*), la généralisation empilée (*stacked generalization*) et le mélange d'experts (*mixture-of-experts*) (Schapire, 1990; Jacobs *et al.*, 1991; Wolpert, 1992; Jordan & Jacobs, 1994; Breiman, 1996; Freund & Schapire, 1997; Bauer & Kohavi, 1998; Breiman, 2001; Briem *et al.*, 2002; Polikar, 2006; Benediktsson *et al.*, 2007; Du *et al.*, 2012; Kotsiantis, 2014; Kuncheva, 2014; Belgiu & Drăgu, 2016; Saini & Ghosh, 2017; Zhang *et al.*, 2022). Les classificateurs individuels sont générés habituellement à partir d'une pige aléatoire avec ou sans remise des observations, sur la totalité ou une sous-partie des échantillons réservés pour la calibration de l'ensemble. (2) Une stratégie est nécessaire pour combiner le résultat de l'ensemble. Les techniques de vote sont plus appropriées pour la combinaison de valeurs d'attributs de classificateurs discrets alors que les règles algébriques et les profils de décision sont plus appropriés pour la combinaison de classificateurs continus ou les estimateurs (Polikar, 2006; Du *et al.*, 2012; Kuncheva, 2014). Les approches d'estimation d'ensemble diffèrent les unes des autres dépendamment de la procédure utilisée pour produire les classificateurs individuels inclus dans l'ensemble et/ou de la stratégie utilisée pour combiner les classificateurs (Polikar, 2006; Kotsiantis, 2014; Kuncheva, 2014).

Les méthodes d'ensemble permettent d'obtenir une meilleure précision par rapport aux méthodes conventionnelles de classification. Par contre, les méthodes d'estimation d'ensemble suivent le théorème du « *no-free-lunch* ». Aucune méthode n'est meilleure par rapport aux autres pour tous problèmes confondus. Autrement dit il n'existe pas de règle universelle concernant le choix de la meilleure méthode à appliquer. Le choix et la précision d'une approche d'estimation d'ensemble dépend de la structure des données et de la connaissance préalable du phénomène étudié (Bauer & Kohavi, 1998; Dietterich, 2000; Tax *et al.*, 2000; Breiman, 2001; Polikar, 2006; Ghimire *et al.*, 2012; Kuncheva, 2014; Zhang *et al.*, 2022).

Dans l'approche de *bagging*, chaque classificateur de l'ensemble est formé sur un sous-ensemble aléatoire d'un ensemble d'échantillons tandis que dans l'approche de *boosting*, les classificateurs de l'ensemble sont formés de manière itérative en utilisant tous les échantillons, en augmentant la pondération pour les échantillons incorrectement classés au cours du processus itératif. Il a été démontré que l'utilisation des méthodes d'ensemble de *bagging* et de *boosting* permettraient d'obtenir une plus grande précision que l'utilisation de classificateurs uniques tels que les arbres de décision, tout en étant plus stables et plus robustes au bruit présent dans les données d'apprentissage. Il a été démontré que les méthodes de *boosting* réduisent la variance et le biais de la classification. Elles nécessitent d'importantes ressources informatiques, se sur-ajustent si les échantillons d'apprentissage sont insuffisants et sont sensibles à toute valeur aberrante présente dans les échantillons d'apprentissage. En revanche, les méthodes de *bagging* réduisent la variance de la classification mais ont peu d'effet sur le biais de classification (Briem *et al.*, 2002; Belgiu & Drăgu, 2016; Zhang *et al.*, 2022).

Les approches d'estimation d'ensemble ne sont utilisées que depuis récemment en télédétection satellitaire. Celles-ci ont été utilisées presque exclusivement dans les applications du suivi de l'occupation du sol à partir des années 2000 afin de réduire les erreurs de classification liées aux pixels mixtes et ainsi améliorer la précision de la classification (Briem *et al.*, 2002; McIver & Friedl, 2002; Pal & Mather, 2003; Ham *et al.*, 2005; Gislason *et al.*, 2006; Waske & Braun, 2009; Latifovic *et al.*, 2011; Ghimire *et al.*, 2012; Du *et al.*, 2015; Eisavi *et al.*, 2015; Nowakowski, 2015; Amani *et al.*, 2017; Jafarzadeh *et al.*, 2021). Waske and Braun (2009) ont constaté une amélioration de la précision de l'ordre de 15% à l'aide de deux approches d'ensemble (forêts aléatoires et arbres de décision boostés) comparativement à deux approches conventionnelles de classification (arbres de décision simple et maximum de vraisemblance), appliquées sur une série d'images ERS-2 et ENVISAT en bande C. Amani *et al.* (2017) ont constaté une amélioration de la précision globale de l'ordre de 3% et du coefficient kappa de l'ordre de 5% pour les forêts aléatoires comparativement par rapport à d'autres algorithmes d'apprentissage automatique supervisés pour la classification des milieux humides à l'aide de l'imagerie Rapid-Eye.

Quelques études mentionnent l'utilisation de telles procédures en télédétection de la neige. Parmi ces études, De Sève *et al.* (2012) ont développé une approche dynamique de cartographie de la présence du couvert nival saisonnier dans l'Est du Canada à partir du capteur de micro-ondes passives SSM/I. La procédure comporte un algorithme de segmentation de la distribution du GTV des surfaces enneigées et non-enneigées où les valeurs de segmentation ont été déterminées à partir de 100 scénarios, d'où son appellation « approche dynamique ». Les premiers essais ont

révélé une cartographie réaliste de la présence du couvert nival saisonnier et, contrairement aux approches conventionnelles, la cartographie d'ensemble permet de quantifier une part de l'incertitude (De Sève *et al.*, 2012). Des méthodes plus avancées, comme les modèles bayésiens mixtes (*Bayesian Gaussian Mixture Models*), sont également testées pour estimer les paramètres μ (moyenne) et σ (écart-type) de la distribution bimodale du GTV (De Sève *et al.*, 2014). Ces approches sont en cours de développement à l'IREQ et nécessitent d'être validées.

Parallèlement, Roberge (2013) et Roberge *et al.* (2014) ont développé une cartographie d'estimation d'ensemble adaptée à l'algorithme AVHRR de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier développé pour la région du Québec-et-Labrador. Une méthode d'ensachage (*bagging*) et une règle de vote de la majorité (*majority voting*) ont été implantées. Parmi les méthodes d'ensemble disponibles, l'ensachage est certainement la plus facile à implanter dans un langage de programmation en raison de sa simplicité et sa capacité à produire de bons résultats (Polikar, 2006). Elle est moins sensible à la présence de bruit dans les données d'apprentissage contrairement au *boosting* et à l'*Adaboost* (Breiman, 2001; Gislason *et al.*, 2006; Polikar, 2006; Kotsiantis, 2014; Belgiu & Drăgu, 2016; Zhang *et al.*, 2022), d'où la sélection de cette approche par Roberge (2013). Le premier test de cartographie d'ensemble réalisé à partir de 100 scénarios a donné des résultats encourageants. Ce qui confirme la conclusion de De Sève *et al.* (2012) : la cartographie d'ensemble permet de réaliser un suivi réaliste de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. Par ailleurs, il est pertinent de mentionner qu'une cartographie d'estimation d'ensemble telle qu'elle a été implantée (c'est-à-dire 100 classificateurs générés par ensachage) nécessite environ huit heures de traitement sous MATLAB. Donc, dans le cas où un plus grand nombre de classificateurs individuels serait nécessaire afin de minimiser l'erreur, par exemple 1 000, 10 000 ou 25 000, le temps de traitement serait nettement plus long. Cette durée de traitement n'est pas viable dans un contexte opérationnel comme celui de l'IREQ. Dans le cadre de la présente thèse, il s'agit d'explorer une nouvelle stratégie de cartographie d'estimation d'ensemble basée sur une approche de *boosting*. Il est attendu que cette approche d'estimation d'ensemble sera plus rapide en temps de calcul parce qu'elle requiert l'étalonnage de trois classificateurs seulement. Le *boosting* permet une généralisation de la performance, mais il est plus sensible au bruit et aux valeurs extrêmes (Polikar, 2006).

Plus récemment, Liu *et al.* (2020a) ont entraîné et comparé trois algorithmes d'apprentissage automatique, c'est-à-dire les forêts aléatoires, le *Supported Vector Machine* (SVM) et les réseaux de neurones artificiels à rétropropagation, pour la cartographie de la sous-fraction de neige à partir des données du capteur MODIS sur le Plateau tibétain (Chine). L'approche des forêts aléatoires présente la meilleure précision parmi les trois modèles d'apprentissage automatique avec un RMSE de 0,23 et un RMSE de 0,13 et 0,18 sur les zones forestières et arbustives. Bien que la précision du SVM et du réseau de neurones artificiels à rétropropagation soit moins bonne pour les zones forestières et arbustives, les erreurs moyennes sont toujours meilleures que celles du produit de neige MOD10A1. La fraction de couverture neige affecte également la précision des algorithmes d'apprentissage automatique. Néanmoins, le modèle de forêts aléatoires reste stable pour diverses fractions de couverture neigeuse et constitue le meilleur algorithme d'apprentissage automatique pour la cartographie de la sous-fraction de neige à l'aide des données MODIS dans le plateau tibétain, qui présente un terrain complexe et une couverture neige sévèrement fragmentée (Liu *et al.*, 2020a).

3. Zone d'étude et données satellitaires

3.1 Présentation de la zone d'étude

Notre zone d'étude est l'Est du Canada (Figure 3-1). Cette région du Canada est composée par les provinces du Québec et du Labrador, bordée à l'ouest par la partie est de l'Ontario et à l'est par les provinces des Maritimes (Nouveau-Brunswick, Nouvelle-Écosse, Île-du-Prince-Édouard).

Le territoire du Québec-et-Labrador représente un défi majeur pour la cartographie du couvert nival saisonnier par les outils de télédétection satellitaire en raison des conditions d'enneigement particulières (un couvert nival épais) et de la nature très diversifiée de sa couverture végétale (toundra, taïga, forêt boréale, forêt de feuillus, forêt mixte, perturbations (brûlis), terres humides, zones agricoles et zones urbaines) (Chokmani *et al.*, 2009).

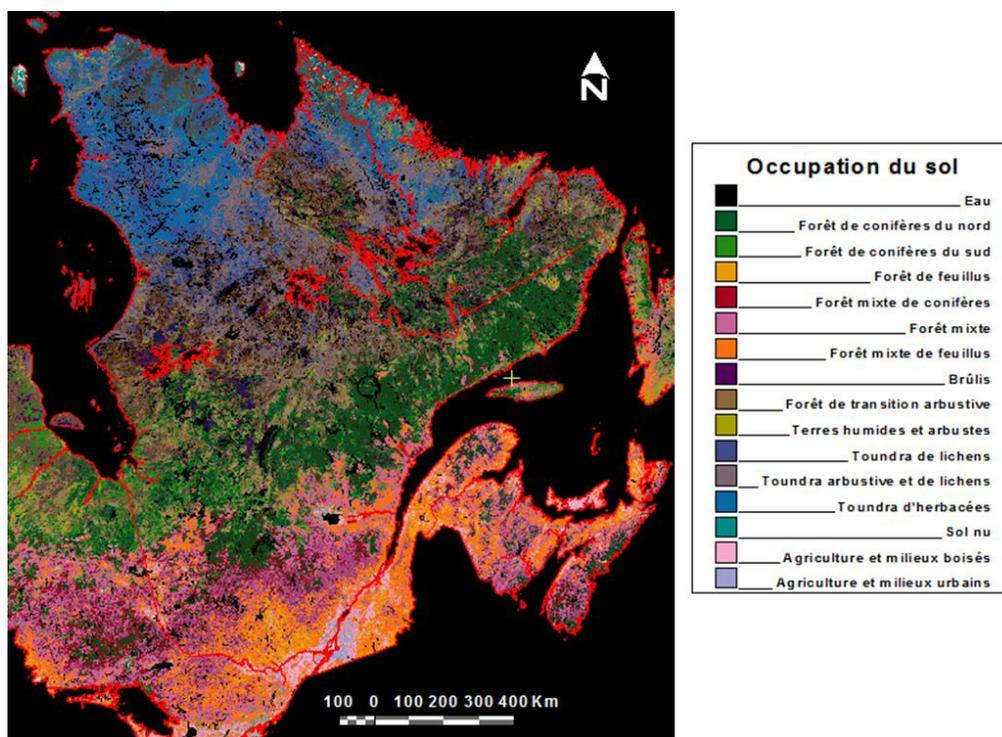


Figure 3-1. Localisation de la zone d'étude. La cartographie de l'occupation du sol affichée provient du *Land Cover 95* réalisée par le Centre Canadien de Télédétection.

3.2 Données satellitaires NOAA-AVHRR

3.2.1 Caractéristiques du capteur 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. Il s'agit d'un radiomètre à miroir rotatif mesurant le rayonnement électromagnétique dans cinq régions spectrales allant du visible (rouge) à l'infrarouge thermique (Tableau 3-1). Son angle de balayage de $\pm 55,4^\circ$ lui permet de couvrir une importante scène de 2 700 km avec une résolution spatiale nominale au sol de 1,1 km x 1,1 km au nadir en une quinzaine de minutes approximativement (NOAA, 1998; NOAA, 2007).

Tableau 3-1. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur NOAA-AVHRR.

Paramètres spatiaux						
Angle de balayage	$\pm 55,4^\circ$					
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					
Capteur AVHRR-2 (ancienne génération)						
Satellites	NOAA-9 (F)	NOAA-11 (H)	NOAA-12 (D)	NOAA-14 (J)		
Lancement	1984	1988	1991	1994		
Hors-service	1988	1995	1998	2002		
Paramètres spectraux						
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
Capteur AVHRR-3 (nouvelle génération)						
Satellites	NOAA-15 (K)	NOAA-16 (L)	NOAA-17 (M)	NOAA-18 (N)	NOAA-19 (P)	
Lancement	1998	2000	2002	2005	2009	
Hors-service	opérationnel	2014	2013	opérationnel	opérationnel	
Paramètres spectraux						
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

Le capteur AVHRR-3 se distingue par la disponibilité d'une bande spectrale additionnelle opérant dans la région de l'infrarouge à ondes courtes (1,58-1,64 μm) du spectre électromagnétique (Tableau 3-1). Cette bande spectrale a été intégrée au capteur AVHRR-3 en raison du fait qu'elle permet une meilleure discrimination entre la neige et un certain type de nuage (Heidinger *et al.*, 2004; Rosenfeld *et al.*, 2004; NOAA, 2007); la réflectance de la neige est à son minimum (<10%) tandis que la réflectance des nuages est à son maximum (>40%) dans cette région du spectre électromagnétique (voir Figure 2-3) (Jensen, 2007). Or les canaux de l'infrarouge à ondes courtes (1,58-1,64 μm) et de l'infrarouge moyen (3,55-3,93 μm) ne peuvent être transmis en même temps par les satellites NOAA. La NOAA est néanmoins en mesure d'offrir un produit compétitif à ses usagers par l'activation de l'un de ces canaux au besoin. Le canal de l'infrarouge moyen permet de mesurer l'énergie émise par les surfaces terrestres durant la nuit, ce qui en fait un capteur approprié pour le suivi des feux de forêt (Heidinger *et al.*, 2004; Rosenfeld *et al.*, 2004).

Il existe aussi une particularité concernant l'infrarouge moyen : la réflectance n'est pas disponible directement dans les données d'AVHRR. Le rayonnement mesuré par le capteur AVHRR dans l'infrarouge moyen est composé, durant le jour, du rayonnement solaire réfléchi par la surface terrestre et de l'énergie émise par celle-ci alors que durant la nuit, il est composé uniquement de l'énergie émise par la surface terrestre (Cracknell, 1997). Différentes méthodes ont été proposées pour estimer la réflectance dans l'infrarouge moyen en utilisant la température de brillance dans la bande 4 d'AVHRR (infrarouge thermique) pour estimer l'énergie émise par la surface terrestre dans la bande 3 d'AVHRR (infrarouge moyen). Une de ces méthodes consiste à utiliser la différence de température de brillance entre ces deux bandes spectrales (T3–T4) comme une « mesure » de la réflectance dans l'infrarouge moyen (Kangas *et al.*, 2001; Heidinger *et al.*, 2004). C'est cette méthode que nous avons adoptée et appliquée dans la présente étude (Chokmani *et al.*, 2006b; Chokmani *et al.*, 2009; Roberge, 2013). Cette astuce de calcul n'est pas requise lorsque la bande spectrale de l'infrarouge à ondes courtes est disponible en raison du fait qu'elle mesure l'énergie solaire réfléchie (la composante thermique étant alors minime) (Heidinger *et al.*, 2004), donc la réflectance de la surface terrestre est alors connue.

3.2.2 Constitution d'une série historique d'images quotidiennes

Une série historique d'images quotidiennes (1988 à 2014) en format HRPT a été colligée afin de pouvoir effectuer un suivi quotidien de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador pendant les phases critiques du cycle hydrologique annuel, c'est-à-dire les phases de mise en place du couvert nival à l'automne et sa disparition au printemps. Plus précisément, les images quotidiennes NOAA-AVHRR du 1^{er} octobre au 31 décembre et du 16 mars au 31 mai de chaque année ont été retenues à cet effet, ce qui représente 5442 images quotidiennes au total (Tableau 3-2). Ces périodes dites transitoires ont été sélectionnées afin de permettre un suivi quotidien de l'évolution spatiale et temporelle de l'étendue du couvert nival saisonnier sur la zone d'étude. Les dates charnières des périodes de suivi sont cohérentes avec l'étude de Brown (2010) concernant la climatologie de la neige au Québec. Cette étude indique entre autres que l'établissement du couvert nival se produit habituellement vers le 15 octobre dans les régions subarctiques du Québec et vers le 15 décembre dans les régions du sud du Québec, alors que la fonte printanière se produit habituellement vers le 15 juin dans les régions subarctiques du Québec et vers le 1^{er} avril dans les régions du sud du Québec (Brown, 2010).

L'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR n'est pas applicable au-delà des dates mentionnées. Une nouvelle calibration des seuils empiriques de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR serait alors requise si l'on souhaite étendre davantage la période de suivi, tel qu'inclure les deux premières semaines du mois de juin pour prolonger le suivi dans les zones subarctiques ou les deux premières semaines de mars pour un suivi plus hâtif dans les zones du sud du Québec par exemple.

Tableau 3-2. Nombre d'images quotidiennes AVHRR incluses dans la série historique de suivi du couvert nival saisonnier.

Version de l'algorithme	Automne	Printemps	Période visée
Bande 3B	2089	2649	1988 à 2014
Bande 3A	368	336	2000 à 2014
Total	2457	2985	

Les images du début de l'après-midi ont été privilégiées parce qu'elles sont moins sensibles aux effets topographiques qui se manifestent par des variations dans les conditions d'illumination (Voigt *et al.*, 1999). L'heure locale 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). Le délai de quelques heures entre le passage des satellites NOAA peut contribuer à une variation entre les conditions

d'illumination du matin et du début de l'après-midi. Les écarts de température de l'avant-midi et de l'après-midi peuvent affecter le résultat de la cartographie (la neige est plus froide le matin). Ainsi, deux versions de l'algorithme avec des valeurs empiriques différentes ont été développées afin de prendre en compte l'effet de la variation des conditions d'illumination et des conditions locales pouvant se manifester entre les images avec la bande 3B et 3A activée (Roberge, 2013).

3.2.3 Prétraitement automatique des images AVHRR

Les 5442 images de la série historique ont été traitées automatiquement avec le système *Earth Observation Data Manager-Near Real Time* (EODM-NRT), développé par le Centre Canadien de Télédétection (Latifovic *et al.*, 2005). Il s'agit d'un système de calibration radiométrique et de correction géométrique automatisé des images NOAA-AVHRR. 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. Les données dans le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge à ondes courtes (canaux 1, 2 et 3A) sont converties en albédo (A1, A2 et A3) alors que les données dans l'infrarouge moyen et l'infrarouge thermique (canaux 3B, 4 et 5) sont converties en température de brillance (T3, T4 et T5). (Le système EODM-NRT fait la distinction entre les bandes spectrales au moment de la sauvegarde des couches de sortie. Les bandes spectrales (3A et 3B) sont alors enregistrées physiquement sur le disque local, mais la bande active possède du contenu alors que l'autre est vide). 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, principalement 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 ou des éphémérides NORAD-TLE (www.space-track.org). Il améliore ensuite la qualité du géocodage de l'image AVHRR par une procédure de corrélation en imagerie (*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 (ex. trait de côte, contour de lacs et de rivières), réparties au Canada, en Alaska, au Groenland et dans le nord des États-Unis, et dont les positions sur le terrain sont connues avec précision. Les images AVHRR 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 comparables aux autres missions (par exemple, MODIS, VEGETATION et MERIS) (Latifovic *et al.*, 2005).

Les images prétraitées par l'application EODM-NRT ont été découpées sur le secteur délimité par les coordonnées géographiques 79°29'44.4355''O, 63°55'54.9667''N (coin supérieur gauche) et 64°46'49.4477''O, 41°34'10.2657''N (coin inférieur droit). Les images résultantes possèdent une dimension de 1950 pixels x 1783 pixels, ce qui correspond à une superficie approximative de 3 476 850 km². Environ 25% des images AVHRR n'ont pu être corrigées correctement par EODM-NRT en raison de la persistance des nuages (Roberge, 2013).

Les données NOAA-AVHRR dans le visible et l'infrarouge sont affectées par les constituantes de l'atmosphère (H₂O, O₃, CO₂ 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 & Bach, 2003) utilisent des données au sommet de l'atmosphère sans que la qualité des résultats n'en soit grandement affectée pour autant. Ainsi, les images NOAA-AVHRR utilisées ici n'ont subi aucune correction atmosphérique (Chokmani *et al.*, 2006b; Chokmani *et al.*, 2009).

3.2.4 Intégration des données auxiliaires de température de l'air

Le consortium *Ouranos* décrit la réanalyse comme suit (www.ouranos.ca) :

« La réanalyse est une méthode utilisée pour obtenir un portrait exhaustif de l'état du système terrestre. Cette méthode consiste à combiner un modèle de prévision météorologique et des observations pour produire des archives d'un grand nombre de variables atmosphériques et océaniques sur des grilles de simulation de plusieurs kilomètres à une résolution temporelle de quelques heures pour plusieurs décennies. Afin de produire des prévisions météorologiques de qualité, le modèle de prévision doit connaître l'état de l'atmosphère et de la surface au moment identifié comme étant le temps initial de la prévision à produire. Pour ce faire, des observations provenant de diverses sources (radiosondages aérologiques, stations météorologiques, satellites, radars, etc.) et de diverses régions du globe sont intégrées dans le modèle de prévision à l'aide d'une procédure d'assimilation des données. L'assimilation des données observées repose sur des techniques mathématiques sophistiquées qui doivent composer avec le fait que les observations sont effectuées à des temps différents, qu'elles contiennent des erreurs ou qu'elles sont incomplètes. Elles peuvent être inexistantes pour certaines variables du modèle comme le contenu en eau du sol par exemple. Pour remédier à ce problème, certains centres de prévision ont choisi de revisiter leurs archives afin de produire des réanalyses. Pour ce faire, les centres choisissent la version la plus récente de leur modèle de prévision météorologique et de leur algorithme d'assimilation des données, et fixent une résolution qui demeurera uniforme pour toute la période revisitée. De nouvelles sources

d'observations peuvent donc être intégrées à la procédure, ce qui permet d'améliorer la représentation du climat. C'est pour cela que ce travail est généralement fait pour des périodes où les réseaux d'observations sont variés, denses et fiables. La production des réanalyses demande un effort colossal en termes de ressources financières et techniques qui ne sont à la portée de quelques grands centres de prévision, les plus connus étant le *National Center for Environmental Prediction* (NCEP) (Kanamitsu *et al.*, 2002; Mesinger *et al.*, 2006) ou le *European Center for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF) (Dee *et al.*, 2011). Même si les réanalyses intègrent des données observées et qu'elles offrent un portrait de la réalité, on peut remarquer des différences importantes selon les bases de données, en particulier dans les régions où les observations sont plus rares. De plus, les diverses réanalyses sont issues de modèles de prévisions différents, qui n'utilisent pas les mêmes schémas d'assimilation. Leurs résolutions tout comme leurs sélections d'observations varient également. Les variables pour lesquelles il n'existe pas d'observations présentent potentiellement les plus grandes disparités parce qu'elles sont déterminées uniquement par le modèle de prévision. Cette réalité illustre autant les défis que les incertitudes inhérentes à la représentation du climat présent. En dépit de ces incertitudes, les réanalyses représentent un outil précieux et indispensable pour l'étude du climat parce qu'elles permettent de faire l'analyse climatique de nombreuses variables et de leurs interactions » (www.ouranos.ca).

Les données de réanalyse NARR ont été choisies pour cette étude.

Le *North American Regional Reanalysis* (NARR) est une réanalyse régionale de la température, des vents, de l'humidité, des précipitations et d'une douzaine d'autres paramètres pour l'Amérique du Nord. Le modèle NARR assimile une grande quantité de données d'observation de haute qualité et à une haute fréquence temporelle (aux trois heures) afin de produire un historique à long terme de l'état de l'atmosphère de l'Amérique du Nord. Les données d'assimilation introduites dans le modèle comprennent entre autres les températures, les vents et l'humidité de l'air, obtenues à partir de plusieurs types de sondes, et les données de pression, obtenues à partir des observations de surface. Elles incluent des données aéroportées de température et des vents, de radiance des satellites à orbite polaire et de la direction des vents établie à partir des satellites géostationnaires. Les réanalyses climatiques NARR couvrent la période 1979 à aujourd'hui, ce qui correspond à plus de 40 ans d'archives climatiques. La résolution spatiale de la grille de simulation du modèle NARR est de 32 km avec une résolution verticale de 45 niveaux. Il s'agit de la résolution spatiale la plus fine actuellement disponible pour les produits dérivés du NCEP (Mesinger *et al.*, 2006).

La variable atmosphérique choisie pour cette étude est la **température de l'air à 2 m**.

La moyenne quotidienne des cycles de 3h est accessible gratuitement par protocole ftp à l'adresse suivante : <ftp://ftp.cdc.noaa.gov/NARR/Dailies/>.

La température de l'air à 2 m des réanalyses NARR a été extraite des fichiers annuels *.nc pour chaque date de la période de suivi du couvert nival saisonnier (voir §3.2.2) et a été sauvegardée en format *GeoTIFF* à l'aide du *Mapping Toolbox* du logiciel Matlab (www.mathworks.com). Les fichiers de température de l'air à 2 m ainsi extraits ont été découpés sur la zone d'étude et ensuite rééchantillonnés par interpolation bilinéaire à une résolution spatiale de 1 km sous le système *Geomatica* de PCI (www.pcigeomatics.com) afin de les intégrer dans la série historique d'images quotidiennes AVHRR (c'est-à-dire importation de la température de l'air à 2 m du 1^{er} octobre 1988 dans l'image AVHRR du 1^{er} octobre 1988 et ainsi de suite pour les dates suivantes).

3.2.5 Intégration des données auxiliaires de l'occupation du sol

Les produits d'occupation du sol que nous avons sélectionnés pour cette étude sont ceux qui ont été développés par le *Centre Canadien de Télédétection* (CCT) à partir des capteurs satellitaires optiques AVHRR et MODIS. Il s'agit des produits officiels de l'occupation du sol pour le Canada. (Ces produits sont disponibles sur demande auprès du CCT et nous ont été fournis gracieusement par R. Latifovic).

Les principales causes des changements d'occupation du sol au Canada sont l'étalement urbain, l'agriculture, les corridors de transport, les activités minières, les orages et les feux de forêt, les inondations ainsi que les insectes ravageurs et les maladies forestières (Latifovic & Pouliot, 2005). Ces auteurs ont estimé que la variation annuelle des changements d'occupation du sol se chiffre à 0,5% (3% pour un changement cumulé sur une période de cinq ans). La taïga et la forêt boréale sont les éco-zones qui ont été les plus touchées par les feux de forêt sur la période 1985 à 2005 (Latifovic & Pouliot, 2005).

Voici un bref sommaire de la méthodologie utilisée pour la production des cartes de l'occupation du sol à partir des capteurs optiques AVHRR et MODIS respectivement.

Le produit de l'occupation du sol AVHRR a été obtenu à partir d'une série d'images composites sur dix jours couvrant la période estivale, du 15 juillet au 15 août de chaque année, sur la période allant de 1985 à 2005. L'été est la période de l'année où le maximum de séparabilité de la réflectance dans les bandes du rouge et du proche infrarouge et pour le NDVI est atteint pour une discrimination optimale entre les classes d'occupation du sol. Des cartes d'occupation du sol ont été produites pour des incréments de cinq ans, c'est-à-dire 1985, 1990, 1995, 2000 et 2005. La méthodologie consiste en une procédure de détection des changements par rapport à la carte de référence (e.g. carte de 1985) pour produire les cartes de 1985, 1990, 1995, 2000 et 2005 ainsi qu'une classification des changements pour effectuer la mise à jour des cartes de l'occupation du

sol. Un changement est détecté selon les cas suivants : si la différence de NDVI est plus élevée le pixel se voit attribuer un changement négatif, si la différence de NDVI est plus faible le pixel se voit attribuer un changement positif. Pour un milieu forestier, un changement positif correspond à une transition graduelle, passant d'une perturbation récente à une perturbation plus ancienne, d'une perturbation plus ancienne à un milieu arbustif et finalement d'un milieu arbustif à une forêt. La notion de changement implique qu'il est pratiquement impossible qu'une perturbation récente devienne une forêt de conifères dense et mature sur une période de 5 ans seulement. Un changement négatif correspond plutôt à une transition rapide d'un milieu forestier à un milieu perturbé (Latifovic & Pouliot, 2005).

Le produit de l'occupation du sol MODIS a été généré sur une base annuelle. Ainsi, les cartes de l'occupation du sol couvrent les années 2000 à 2011. La méthodologie utilisée pour la production de la cartographie de l'occupation du sol à partir des données MODIS est plus complexe que celle utilisée pour les données d'AVHRR. Donc, en plus de la procédure de détection des changements positifs et négatifs par rapport à la carte de référence de 2005 (Pouliot *et al.*, 2014), Latifovic *et al.* (2011) ont aussi appliqué une procédure de rééchantillonnage des bandes spectrales 3 à 7 de MODIS de 500 m à 250 m de résolution spatiale et d'une procédure de classification basée sur une variation de la méthode de *boosting*, c'est-à-dire l'*Adaboost*. Le *boosting* est une technique de classification qui combine plusieurs classificateurs afin de produire un résultat d'ensemble qui est meilleur que tous les classificateurs pris séparément. En *Adaboost* plus particulièrement les classificateurs sont étalonnés de manière séquentielle et chaque classificateur est étalonné selon une pondération où les coefficients de pondération de chaque point du jeu de calibration dépendent de la performance du classificateur précédent; ainsi, les pixels qui ont été mal classifiés par l'un des classificateurs auront un poids plus élevé lorsqu'ils seront utilisés pour étalonner le classificateur suivant (Latifovic *et al.*, 2011).

La description complète des catégories de l'occupation du sol des produits AVHRR et MODIS a été consignée en annexe dans le Tableau 10-1 et le Tableau 10-2 respectivement. Les catégories de l'occupation du sol ont été établies selon la densité de la végétation allant des milieux forestiers denses aux milieux exempts de végétation. Celles-ci ont été définies de sorte à obtenir un niveau de classification maximal et elles peuvent être réduites en nombre afin de s'harmoniser avec la classification de l'*International Geosphere Biosphere Program* (IGBP), qui représente un standard pour les applications globales nécessitant des données de l'occupation du sol (Latifovic & Pouliot, 2005).

Les produits du CCT diffèrent sur le nombre de catégories d'occupation du sol et de leur contenu descriptif d'après le Tableau 10-1 et le Tableau 10-2. Plus précisément, le produit de l'occupation du sol AVHRR possède 31 catégories alors que le produit de l'occupation du sol MODIS en possède 25 seulement. Afin de résoudre cette inconsistance les catégories de l'occupation du sol MODIS ont été converties selon les catégories de l'occupation du sol d'AVHRR puis selon les catégories de l'occupation du sol de l'IGBP (Tableau 3-3). Cette conversion des catégories de l'occupation du sol permet d'harmoniser les deux classifications entre elles.

C'est d'ailleurs la nomenclature de l'IGBP que nous avons retenu et adopté dans la procédure de classification des images NOAA-AVHRR.

Tableau 3-3. Correspondance des catégories de l'occupation du sol de la classification de l'IGBP et des produits de l'occupation du sol du Centre Canadien de Télédétection.

Catégories de l'occupation du sol de l'IGBP		Catégories de l'occupation du sol du CCT	
Code	Description	AVHRR (1 km)	MODIS (250 m)
1	Forêt de conifères	1, 2, 3, 4, 5	1, 2, 3, 13
2	Forêt de feuillus	6	4, 5, 6
3	Forêt mixte	7, 8, 9, 10	7, 8, 9
4	Brûlis	11, 12, 13	10, 12
5	Terres humides	14, 15	17, 18
6	Prairies	16	11
7	Toundra et sols nus	17, 18, 19, 20, 21, 22	14, 15, 16, 22
8	Agriculture	23, 24, 25	19, 20, 21
9	Agriculture avec présence de boisés	26, 27, 28	n/d
10	Urbain et bâti	29	23
11	Eau	30	24
12	Neige et glace permanentes	31	25

Les catégories de l'occupation du sol *agriculture* (#8) et *agriculture avec présence de boisés* (#9) ont été considérées comme une seule catégorie parce que la catégorie *agriculture avec présence de boisés* n'existe pas dans le produit de l'occupation du sol MODIS (Tableau 3-3). La catégorie de l'occupation du sol *prairies* (#6) n'est pas présente au Québec ni au Labrador. La catégorie de l'occupation du sol *neige et glace permanentes* (#12) a été fusionnée avec la catégorie *toundra et sols nus* (#7) (Tableau 3-3). Ce choix a été fait dans l'éventualité où il y aurait des échantillons de pixels de neige issus de cette catégorie de l'occupation du sol dans le jeu de données dédié à la calibration de la procédure de classification des images NOAA-AVHRR. Or, moins de 200 échantillons de pixels de neige appartenant à cette catégorie de l'occupation du sol ont été identifiés dans le jeu de calibration (il aurait été impossible de calibrer les seuils de l'algorithme

AVHRR avec un nombre aussi restreint de données). Il est raisonnable de considérer que la neige et les glaces permanentes s'apparente le plus à la toundra et aux sols nus en raison de l'absence de végétation et de leur nordicité. Il serait toutefois nécessaire de considérer la neige et les glaces permanentes comme une catégorie à part si l'on souhaite étendre la zone d'étude plus au nord (ex. Île de Baffin, Île d'Ellesmere, etc.).

Les cartes de l'occupation du sol ont été découpées sur la zone d'étude. D'ailleurs, les cartes de l'occupation du sol MODIS ont été rééchantillonnées à 1 km de résolution spatiale en vue de leur intégration dans la série historique d'images quotidiennes NOAA-AVHRR (il est à noter que cette étape n'est pas nécessaire pour les cartes de l'occupation du sol AVHRR parce que celles-ci sont déjà à 1 km de résolution spatiale). L'ensemble des cartes de l'occupation du sol ont été intégrées dans les images quotidiennes AVHRR en leur attribuant la carte de l'occupation du sol de l'année la plus proche (Tableau 3-4).

Tableau 3-4. Attribution des cartes de l'occupation du sol dans les images AVHRR.

Produit de l'occupation du sol	Résolution spatiale	Année
AVHRR_1985	1000 m	1988, 1989
AVHRR_1990	1000 m	1990, 1991, 1992, 1993, 1994
AVHRR_1995	1000 m	1995, 1996, 1997, 1998, 1999
MODIS_2000	250 m	2000
MODIS_2001	250 m	2001
MODIS_2002	250 m	2002
MODIS_2003	250 m	2003
MODIS_2004	250 m	2004
MODIS_2005	250 m	2005
MODIS_2006	250 m	2006
MODIS_2007	250 m	2007
MODIS_2008	250 m	2008
MODIS_2009	250 m	2009
MODIS_2010	250 m	2010
MODIS_2011	250 m	2011, 2012, 2013, 2014

3.3 Observations de neige au sol

Le réseau de stations météorologiques d'Environnement Canada a été retenu pour effectuer une vérification des échantillons de pixels de neige dédiés à la calibration des seuils empiriques de l'algorithme de classification des images quotidiennes NOAA-AVHRR et la validation partielle de la cartographie de la neige obtenue par l'algorithme SNOWMAP sur les images de haute résolution spatiale LANDSAT (§4.2).

Plus particulièrement, le réseau de stations météorologiques d'Environnement Canada compte environ 8735 stations réparties dans les différentes provinces et territoires du Canada. La province du Québec compte 1081 stations et la province de Terre-Neuve-et-Labrador 335. Cent-quarante-deux (142) stations parmi ce lot ont été retenues pour les besoins de notre étude (Tableau 3-5 et Figure 3-2 sur les pages 56 à 60). Ces stations ont été sélectionnées parce qu'elles couvrent la période de suivi temporel de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier, c'est-à-dire la période 1988 à 2014, et la plupart sont encore en activité. Elles se situent à des altitudes comprises entre 6 m et 564 m (Tableau 3-5) et dans diverses occupations du sol (Figure 3-2).

Tableau 3-5. Liste des stations météorologiques d'Environnement Canada ($n=142$) ayant servi à la vérification des échantillons de pixels de neige choisis pour la calibration des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR.

Nom	ID climatologique	Altitude (m)	Coordonnées (latitude)	Coordonnées (longitude)	Période couvertet†
Angers	7030170	91,0	45°32'60"N	75°32'60"O	1962-2018
Arthabaska	7020305	140,0	46°01'12"N	71°57'00"O	1969-2018
Arundel	7030310	191,4	45°57'00"N	74°37'12"O	1963-2017
Auteuil	7020392	53,0	45°38'60"N	73°43'48"O	1983-2016
Bagotville	7060400	159,1	48°19'48"N	71°00'00"O	1942-2018
Beauséjour	7020567	106,7	46°40'12"N	71°10'12"O	1975-2018
Belleterre	7080600	321,6	47°22'48"N	78°42'00"O	1951-2004
Bonnard	7060825	506,0	50°43'48"N	71°02'60"O	1961-2000
Bonsecours	7020828	297,2	45°23'60"N	72°16'12"O	1967-2018
Brome	7020840	205,7	45°10'48"N	72°34'12"O	1875-2014
Bromptonville	7020860	130,0	45°28'48"N	71°57'00"O	1957-2018
Cap-des-Rosiers	7051055	15,0	48°51'00"N	64°12'00"O	1973-2018
Cartwright	8501100	14,3	53°42'36"N	57°02'24"O	1934-2018
Causapscal	7051200	168,0	48°22'12"N	67°13'48"O	1913-2018
Chapais-2	7091305	396,2	49°46'48"N	74°50'60"O	1962-2004
Charteris	7031315	168,0	45°40'48"N	76°25'48"O	1980-2018

Château Richer	7041330	15,2	46°58'12"N	71°01'48"O	1980-2018
Chelsea	7031360	112,5	45°31'12"N	75°46'48"O	1927-2018
Cheneville	7031375	222,5	45°53'60"N	75°04'48"O	1964-2018
Chibougamau-Chapais	7091404	387,1	49°46'12"N	74°31'48"O	1982-2016
Coaticook	7021840	259,1	45°08'60"N	71°47'60"O	1949-2018
Danville	7021954	190,0	45°49'12"N	71°58'48"O	1871-2018
Deschambault	7011982	15,2	46°40'12"N	71°55'12"O	1971-2018
Drummondville	7022169	82,3	45°52'48"N	72°28'48"O	1913-2018
Fleury	7022375	30,5	45°47'60"N	73°00'00"O	1967-2018
Fortierville	7022494	53,3	46°28'48"N	72°02'60"O	1973-2018
Gaspé	7052601	34,1	48°46'48"N	76°28'48"O	1965-2018
Georgeville	7022720	266,7	45°07'48"N	72°13'48"O	1951-2018
Godbout	7042749	30,0	49°19'12"N	67°37'12"O	1971-2015
Goose-Bay	8501900	48,8	53°19'12"N	60°25'12"O	1941-2018
Granby	7022800	175,0	45°22'48"N	72°43'12"O	1948-2018
Grande-Anse	7072816	119,0	47°06'00"N	72°55'48"O	1982-2015
Grandes-Bergeronnes	7042840	61,0	48°15'00"N	69°31'12"O	1951-2015
Hemmingford Four-Winds	7023075	61,0	45°04'12"N	73°43'12"O	1960-2018
Hemon	7063090	182,9	49°04'12"N	72°35'60"O	1963-2004
Herouville	7013100	145,0	46°40'12"N	72°35'60"O	1966-2018
Iberville	7023270	30,5	45°19'48"N	73°15'00"O	1963-2016
Joliette	7013362	56,0	46°01'12"N	73°25'48"O	1967-2011
Kuujuuaq	7113534	39,9	58°06'00"N	68°25'12"O	1947-2018
Kuujuarapik	7103536	12,2	55°16'48"N	77°46'00"O	1925-2018
La-Grande-IV	7093GJ3	306,3	53°45'36"N	73°40'48"O	1985-2018
La Macaza	7033939	243,8	46°22'12"N	74°46'12"O	1976-2018
La Tuque	7074240	152,0	47°23'60"N	72°46'48"O	1911-2004
Lac Berry	709CEE9	305,0	48°47'60"N	78°16'48"O	1973-2018
Lac Humqui	7053649	235,9	48°16'48"N	67°34'12"O	1972-2018
Lac Mégantic	7023677	426,0	45°36'00"N	70°52'12"O	1963-2018
Lac Ste-Croix	7063690	152,0	48°25'12"N	71°45'00"O	1958-2017
Lac-aux-Sables	701LEEH	160,0	46°52'12"N	72°24'00"O	1964-2018
Lachute	7033650	91,4	45°38'60"N	74°19'48"O	1963-2018
La-Grande-Rivière	7093715	195,1	53°37'48"N	77°42'00"O	1976-2018
La Prairie	7024100	30,0	45°22'48"N	73°25'48"O	1963-2018
Laurierville	7024250	152,0	46°19'48"N	71°40'12"O	1963-2018
Lauzon	7024254	69,0	46°49'12"N	71°05'60"O	1978-2018
Lennoxville	7024280	181,0	45°22'12"N	71°49'12"O	1888-2018
Les Buissons	7044288	15,0	49°07'12"N	68°22'48"O	1973-2018

Développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR

Lingwick	7024320	266,7	45°37'48"N	71°22'12"O	1952-2018
Louiseville	7014332	45,0	46°16'12"N	73°01'12"O	1967-2018
Lourdes-de-Blanc-Sablon	7040813	37,2	51°27'00"N	57°10'48"O	1970-2018
Luskville	7034365	68,9	45°31'48"N	76°02'60"O	1980-2018
Magog	7024440	274,0	45°16'12"N	72°07'12"O	1948-2018
Makkovik	8502NHR	70,4	55°04'48"N	59°11'24"O	1985-2015
Marieville	7024627	38,0	45°23'60"N	73°07'48"O	1960-2018
Mary's Harbour	8502591	10,6	52°17'60"N	55°49'48"O	1983-2013
Milan	7024920	481,6	45°34'48"N	71°07'12"O	1949-2016
Mont-Brun	7085106	304,8	48°25'12"N	78°43'48"O	1980-2018
Mont-Laurier	7035160	244,0	46°34'12"N	75°32'60"O	1963-2018
Montebello	7035110	196,6	45°42'00"N	74°55'48"O	1956-2015
Nain	8502800	6,4	56°32'60"N	61°40'48"O	1926-2015
Natashquan	7045400	10,7	50°10'48"N	61°49'12"O	1914-2018
Nicolet	7025440	30,4	46°12'00"N	72°37'12"O	1913-2018
Nominingue	7035520	274,0	46°23'60"N	75°04'48"O	1913-2013
Notre-Dame-de-la-Paix	7035666	183,0	45°47'60"N	74°58'48"O	1979-2018
Notre-Dame-des-Bois	7025670	502,9	45°23'60"N	71°04'48"O	1962-2016
Oka	7015739	91,4	45°30'00"N	74°04'12"O	1937-2018
Ormstown	7025745	45,7	45°07'12"N	74°02'60"O	1962-2018
Peribonca	7065960	103,0	48°46'12"N	72°01'48"O	1951-2016
Philipsburg	7026040	53,3	45°01'48"N	73°04'48"O	1950-2015
Pierreville	7026043	15,2	46°04'48"N	72°49'48"O	1980-2018
Québec Jean-Lesage	7016294	74,4	46°47'60"N	71°22'48"O	1943-2017
Richmond	7026465	123,1	45°37'48"N	72°07'48"O	1871-2018
Rigaud	7016470	46,0	45°30'00"N	74°22'12"O	1963-2018
Rimouski	7056480	35,7	48°27'00"N	68°31'12"O	1952-2017
Rivière-au-Tonnerre	704FEG0	15,2	50°16'48"N	64°46'48"O	1965-2018
Rivière-des-Prairies	7026612	9,0	45°42'00"N	73°30'00"O	1973-2018
Rivière-Verte-Ouest	7016675	213,4	46°58'48"N	71°49'48"O	1966-2018
Roberval	7066685	178,6	48°31'12"N	72°16'12"O	1957-2018
Sabrevois	7026734	38,1	45°13'12"N	73°12'00"O	1975-2018
Sawyerville-Nord	7027802	345,9	45°22'12"N	71°31'48"O	1961-2018
Sheenboro	7038080	137,2	45°58'12"N	77°15'00"O	1948-2014
Sorel	7028200	14,6	46°01'48"N	73°07'12"O	1914-2018
St-Alban	7016800	76,2	46°43'12"N	72°04'18"O	1949-2018
St-Alexis-des-Monts	7016816	183,0	46°31'48"N	73°09'00"O	1963-2018
St-Amable	7026818	41,1	45°40'12"N	73°17'60"O	1980-2016
St-Ambroise	7066820	121,9	48°34'12"N	71°19'48"O	1954-2018

St-Anicet	7026836	53,3	45°07'48"N	74°20'60"O	1960-2018
St-Bernard-de-Lacolle	7026916	49,3	45°04'48"N	73°22'48"O	1973-2018
St-Camille	7056930	396,0	46°28'48"N	70°13'12"O	1963-2018
St-Camille Wolfe	702FR30	268,2	45°40'12"N	71°43'48"O	1975-2018
St-Charles-de-Mandeville	7016960	167,6	46°21'00"N	73°20'60"O	1921-2018
St-Come	7017080	244,0	46°16'48"N	73°45'00"O	1950-2018
St-Come-de-Linière	7027083	243,8	46°02'60"N	70°31'12"O	1965-2018
St-Donat	7017100	388,6	46°19'12"N	74°12'00"O	1964-2014
Ste-Anne-de-la-Pérade	7016840	16,0	46°34'48"N	72°13'48"O	1949-2018
Ste-Anne-du-Lac	7036855	262,1	46°51'00"N	75°19'48"O	1963-2018
Ste-Beatrix	7016902	198,0	46°12'00"N	73°35'60"O	1974-2018
Ste-Geneviève	7027280	22,9	45°30'00"N	73°50'60"O	1952-2015
Ste-Germaine	7057287	510,5	46°25'12"N	70°28'12"O	1963-2013
Ste-Lucie	7057515	373,0	46°43'48"N	70°01'12"O	1963-2018
Ste-Madeleine	7027517	30,0	45°37'12"N	73°07'48"O	1979-2016
Ste-Martine	7027540	38,1	45°13'12"N	73°50'60"O	1963-2018
St-Éphrem	7027200	312,4	46°04'12"N	70°58'12"O	1929-2018
Ste-Rose-du-Nord	7047722	205,0	48°23'60"N	70°31'48"O	1973-2016
St-Ferdinand	7027248	297,0	46°06'00"N	71°34'48"O	1965-2014
St-Flavien	7027259	137,2	46°28'48"N	71°34'12"O	1963-2016
St-Georges	7027283	167,6	46°08'60"N	70°42'00"O	1963-2018
St-Guillaume	7027302	43,9	45°52'48"N	72°46'12"O	1963-2015
St-Hippolyte	7037310	365,8	45°58'48"N	74°00'00"O	1961-2018
St-Hyacinthe	7027361	33,0	45°34'12"N	72°55'12"O	1963-2018
St-Jacques	7017380	69,0	45°57'00"N	73°34'48"O	1957-2018
St-Janvier	7017386	61,0	45°43'48"N	73°52'48"O	1973-2016
St-Jean-de-Cherbourg	7057395	350,0	48°52'48"N	67°07'12"O	1963-2018
St-Jérôme	7037400	169,5	45°47'60"N	74°02'60"O	1932-2018
St-Ludger	7027516	335,0	45°45'00"N	70°40'48"O	1964-2018
St-Malo d'Auckland	7027520	564,0	45°12'00"N	71°30'00"O	1949-2018
St-Michel	7057567	69,0	46°52'12"N	70°52'48"O	1978-2018
St-Michel-des-Saints	7077570	350,5	46°49'48"N	73°55'12"O	1966-2018
St-Narcisse	7017585	46,0	46°31'48"N	72°25'48"O	1973-2018
St-Nazaire	7027588	68,6	45°43'48"N	72°37'12"O	1973-2018
St-Pierre-de-Broughton	7027656	365,8	46°15'00"N	71°13'12"O	1965-2018
St-Prime	7067658	121,9	48°37'12"N	72°25'12"O	1980-2018
St-Prosper	7027660	46,2	46°13'12"N	70°30'00"O	1963-2018
St-Séverin	7027733	442,0	46°19'48"N	71°02'60"O	1964-2018
St-Théophile	7027750	395,0	45°55'48"N	70°28'48"O	1950-2017

St-Urbain	7047770	91,4	47°34'12"N	70°32'60"O	1957-2004
St-Wenceslas	7027783	83,8	46°10'12"N	72°19'48"O	1979-2018
Sutton	7028292	243,8	45°04'12"N	72°40'48"O	1978-2018
Taschereau	7098360	310,0	48°40'12"N	78°42'00"O	1951-2004
Thetford Mines	7028441	381,0	46°06'00"N	71°20'60"O	1960-2016
Vallée-Jonction	7028676	152,4	46°22'48"N	70°55'48"O	1965-2017
Verchères	7028700	21,0	45°46'12"N	73°22'12"O	1963-2018
Wabush-Lake	8504175	551,4	52°55'48"N	66°52'12"O	1960-2013
Wright	7038975	141,7	46°04'12"N	76°02'60"O	1967-2018

† Le contenu de ce tableau a été mis à jour en 2018. Il est possible que les archives historiques de certaines stations météorologiques se prolongent au-delà de l'année 2018 telle qu'indiquée dans la colonne intitulée période couverte.

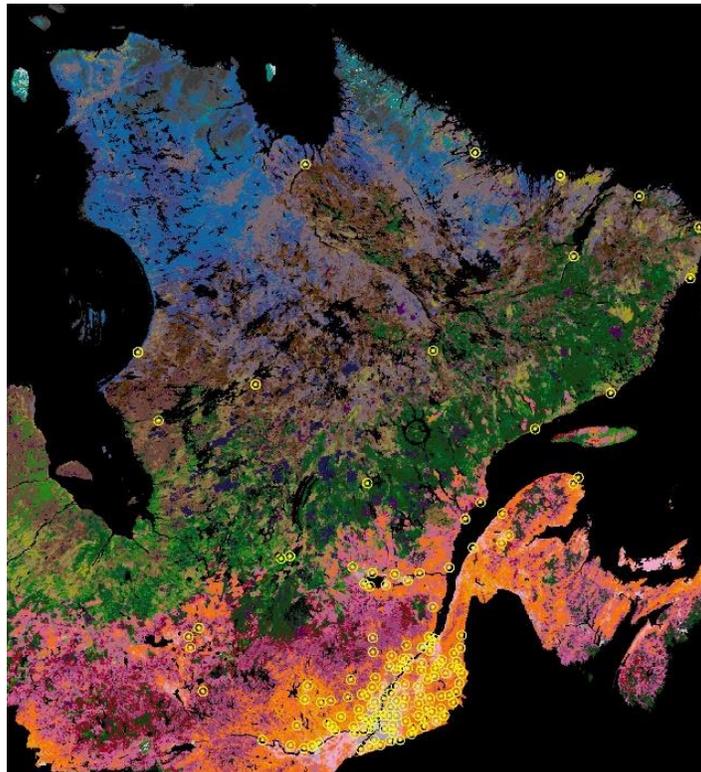


Figure 3-2. Localisation des stations météorologiques d'Environnement Canada ($n=142$) ayant servi à la vérification des échantillons de pixels de neige choisis pour la calibration des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR.

Le nord et le moyen-nord du Québec (Figure 3-2) sont sous-représentés par rapport au sud en raison du nombre limité de stations météorologiques dans ces secteurs.

Les archives historiques des stations météorologiques d'Environnement Canada sont disponibles en ligne (http://climat.meteo.gc.ca/climate_normals/index_f.html) et mises à jour périodiquement.

Les archives quotidiennes contiennent les informations de plusieurs paramètres météorologiques incluant entre autres la température (minimale, maximale et moyenne) (en °C), le degré-jour de chauffage (DJC) (en °C), le degré-jour de refroidissement (DJR) (en °C), la pluie totale (en mm), la neige totale (en cm), les précipitations totales (en mm), la neige au sol (en cm), la direction des rafales (en dixième de degré) et la vitesse des rafales (en km/h).

Le paramètre d'intérêt pour cette étude est **la neige au sol**.

Ainsi, les échantillons de pixels numérisés à partir des images NOAA-AVHRR de calibration ont été vérifiés avec les valeurs de neige au sol, date par date, station par station. Les échantillons de pixels ainsi vérifiés ont été conservés dans leur classe d'appartenance d'origine, soit transférés de classe d'appartenance en cas de divergence avec les observations de neige au sol aux stations météorologiques, soit effacés en cas de doute (ex. présence d'un nuage).

3.4 Données satellitaires LANDSAT

Les images satellitaires de haute résolution spatiale LANDSAT, notamment celles provenant des capteurs LANDSAT-5 et LANDSAT-8, ont été retenues pour effectuer la validation spatiale de la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier obtenue à partir des algorithmes de classification des images quotidiennes NOAA-AVHRR et des produits globaux de neige.

3.4.1 Caractéristiques du capteur LANDSAT

Le *Thematic Mapper* (TM) est un capteur optique de type *push-broom* embarqué à bord du satellite LANDSAT-5. Le capteur TM possède six bandes spectrales mesurant le rayonnement électromagnétique dans le domaine du visible, allant du bleu-vert à l'infrarouge à ondes courtes, avec une résolution spatiale au sol de 30 m et une bande spectrale opérant dans le domaine de l'infrarouge thermique avec une résolution spatiale au sol de 120 m (Tableau 3-6). Il possède une bande panchromatique (0,52-0,90 μm) avec une résolution spatiale au sol de 15 m. Incliné à 98,2°, le capteur TM permet de balayer une scène d'une taille de 170 km x 185 km avec une période de revisite aux 16 jours (Tableau 3-6) (USGS, 2012).

Tableau 3-6. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur LANDSAT-5.

Paramètres spatiaux				
Angle de balayage	98,2°			
Champ balayé	185 km			
Fréquence de passage	16 jours			
Paramètres spectraux				
Canal	1	2	3	4
Région spectrale	Bleu et vert (VIS)	Vert (VIS)	Rouge (VIS)	Proche infrarouge (PIR)
Bande spectrale (μm)	0,45-0,52	0,52-0,60	0,63-0,69	0,76-0,90
Résolution spatiale (m)	30	30	30	30
Canal	5	6	7	8
Région spectrale	Infrarouge à ondes courtes (SWIR)	Infrarouge thermique (IR)	Infrarouge à ondes courtes (SWIR)	Panchromatique (PAN)
Bande spectrale (μm)	1,55-1,75	10,4-12,5	2,08-2,35	0,52-0,90
Résolution spatiale (m)	30	120	30	15

Le *Operational Land Imager and Thermal Infrared Sensor* (OLI-TIRS) est équipé de deux capteurs optiques de type *push-broom* embarqués à bord du satellite LANDSAT-8. Le capteur OLI-TIRS possède neuf bandes spectrales opérant dans le domaine du visible avec une résolution spatiale au sol de 30 m et deux bandes spectrales opérant dans le domaine de l'infrarouge thermique avec une résolution spatiale au sol de 100 m (Tableau 3-7). Il possède une bande panchromatique plus étroite (0,50-0,68 μm) avec une résolution spatiale au sol de 15 m. La nouvelle configuration accroît la performance radiométrique du capteur, ce qui améliore la discrimination de certaines surfaces tels que les cirrus et les aérosols (USGS, 2012). Le capteur OLI-TIRS possède des caractéristiques de visée, de champ de balayage et de fréquence de passage similaires au capteur TM. Placé sur une orbite à 705 km, il effectue une orbite terrestre complète en 98,9 min et il permet une acquisition de 700 scènes par jour en moyenne (USGS, 2019b). Le capteur OLI-TIRS est reconnu pour saturer moins que le capteur TM, ce qui le rend d'autant plus approprié pour les études de suivi de la cryosphère (K. Rittger, communication personnelle, 2015).

Tableau 3-7. Caractéristiques spatiales et spectrales du capteur LANDSAT-8.

Paramètres spatiaux						
Angle de balayage	98,2°					
Champ balayé	185 km					
Fréquence de passage	16 jours					
Paramètres spectraux						
Canal	1	2	3	4	5	6
Région spectrale	Bleu (VIS)	Bleu (VIS)	Vert (VIS)	Rouge (VIS)	Proche infrarouge (PIR)	Infrarouge à ondes courtes (SWIR)
Bande spectrale (μm)	0,43-0,45	0,45-0,51	0,53-0,59	0,64-0,67	0,85-0,88	1,57-1,65
Résolution spatiale (m)	30	30	30	30	30	30
Canal	7	8	9	10	11	
Région spectrale	Infrarouge à ondes courtes (SWIR)	Panchromatique (PAN)	Cirrus	Infrarouge thermique (IR)	Infrarouge thermique (IR)	
Bande spectrale (μm)	2,11-2,29	0,50-0,68	1,36-1,38	10,60-11,19	11,50-12,51	
Résolution spatiale (m)	30	15	30	100	100	

3.4.2 Caractéristiques de la série de réflectance de surface

La série historique d'images de validation provient de la collection 2 des archives LANDSAT de réflectance de surface (USGS, 2019c). Des corrections atmosphériques ont été appliquées sur la série d'archives historiques LANDSAT4-7 et LANDSAT-8 à l'aide du software LEDAPS (USGS, 2019a; USGS, 2019b). Le software combine la routine de correction atmosphérique de MODIS et le modèle de transfert radiatif 6S (un modèle interne a été appliqué sur la série LANDSAT-8) pour obtenir la réflectance au sommet de l'atmosphère, la réflectance de surface et la température de brillance au sommet de l'atmosphère. Le produit de réflectance de surface contient un masque de qualité des données indiquant la présence de nuages, les ombres de nuages, la terre et l'eau, qui est obtenu à l'aide de la procédure de classification *CFMask*. Une classification du couvert nival saisonnier est disponible dans le produit de réflectance de surface (Zhu & Woodcock, 2012; Zhu *et al.*, 2015). Cependant, la classification SNOWMAP a été retenue comme cartographie de référence pour la validation spatiale des produits de neige (§4.2). La classification du couvert nival saisonnier disponible dans le produit de réflectance de surface a été mise de côté en raison de la difficulté à reproduire l'algorithme de Zhu dans l'éventualité où le masque de nuages aurait besoin d'être modifié. Une telle modification impliquerait une reclassification des zones enneigées ayant été détectées de manière erronée comme étant une couverture nuageuse, d'où le besoin d'utiliser un algorithme reproductible tel que SNOWMAP.

Les données de réflectance de surface LANDSAT sont disponibles via le portail *Earth Explorer* du USGS et sont traitées sur demande. Les demandes des utilisateurs sont acheminées au *USGS Earth Resources Observations and Science (EROS) Center Science Processing Architecture (ESPA) On-Demand Interface* pour le traitement et la livraison des données corrigées. Celles-ci sont disponibles dans un délai de 24h à 72h.

Le produit de réflectance de surface présente des imprécisions pour les scènes LANDSAT présentant de faibles angles solaires. En effet, l'élévation solaire varie le plus près des pôles, ce qui affecte les observations satellitaires héliosynchrones; les faibles angles solaires en région de hautes latitudes résultent en de plus longs trajets atmosphériques induisant plus de diffusion; le degré d'incertitude des estimations de la réflectance de surface augmente significativement, allant de négligeable à fortement imprécise pour des angles solaires zénithaux supérieurs à 76°. Par conséquent, pour les diverses raisons mentionnées ci-dessus, les utilisateurs doivent éviter d'utiliser les données de réflectance de surface dans les régions de hautes latitudes, c'est-à-dire 65°N (USGS, 2019b; USGS, 2019a). En plus des faibles angles solaires, des conditions adverses supplémentaires peuvent affecter la réflectance de surface du capteur LANDSAT-8 : les régions

hyperarides ou de neige, les régions côtières où la partie terrestre est petite relativement à l'eau adjacente ainsi que les surfaces contaminées par les nuages (USGS, 2019b).

Les indicateurs de nuages et des ombres de nuage inclus dans le produit de réflectance de surface sont reconnus pour fournir des conditions erronées dans les zones où les différentiels de température sont trop larges ou trop faibles. Par exemple, un nuage chaud au-dessus d'un sol très froid peut ne pas produire une différence de température assez élevée pour identifier le nuage, ou alors de la glace résiduelle entourée par un sol chaud peut potentiellement être identifiée comme un nuage (USGS, 2019b; USGS, 2019a). Par ailleurs, l'algorithme *CFMask* peut produire des erreurs de classification sur les surfaces brillantes telles que le sommet des édifices dans les zones urbanisées, les plages, la neige et la glace, les dunes de sable et les lacs salés. Les nuages optiquement épais représentent toujours un défi pour leur identification et ont une chance d'être omis par *CFMask* (USGS, 2019b; USGS, 2019a).

3.4.3 Constitution d'une série historique d'images de validation

Les images LANDSAT sélectionnées pour la validation spatiale couvrent la période 2006 à 2014. Cette couverture temporelle a été choisie pour permettre la validation spatiale des cartographies de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier obtenues par les algorithmes AVHRR et de les comparer avec les produits de neige concurrents disponibles (IMS et MODIS) sur le même jeu de données de validation spatiale. La période de validation (2006-2014) est plus courte par rapport à la couverture temporelle d'AVHRR (1988-2014) mais la répartition spatiale des tuiles de validation a été choisie de sorte à favoriser le plus de couverture spatiale possible (Figure 3-3). Les tuiles de validation se situent pour la plupart dans le sud du Québec ainsi que dans la zone de transition forestière afin d'obtenir un portrait le plus fidèle possible de l'algorithme AVHRR sur ces secteurs. Quelques tuiles de validation sont localisées en zone subarctique du Québec et du Labrador et dans les milieux humides de l'Est de la province de l'Ontario. Ici, le terme « tuile de validation » fait référence à la disposition en colonnes et en rangées pour l'identification des images LANDSAT sur la grille de référence telle que définie par le USGS. Une tuile de validation peut contenir plusieurs scènes LANDSAT acquises à différentes dates.

La série historique d'images de validation compte 155 scènes LANDSAT, ce qui représente 77 dates quotidiennes au total pour la validation des produits satellitaires de neige à l'étude. La liste complète des scènes de validation est disponible dans le Tableau 3-8 (sur les pages 66 et 67).

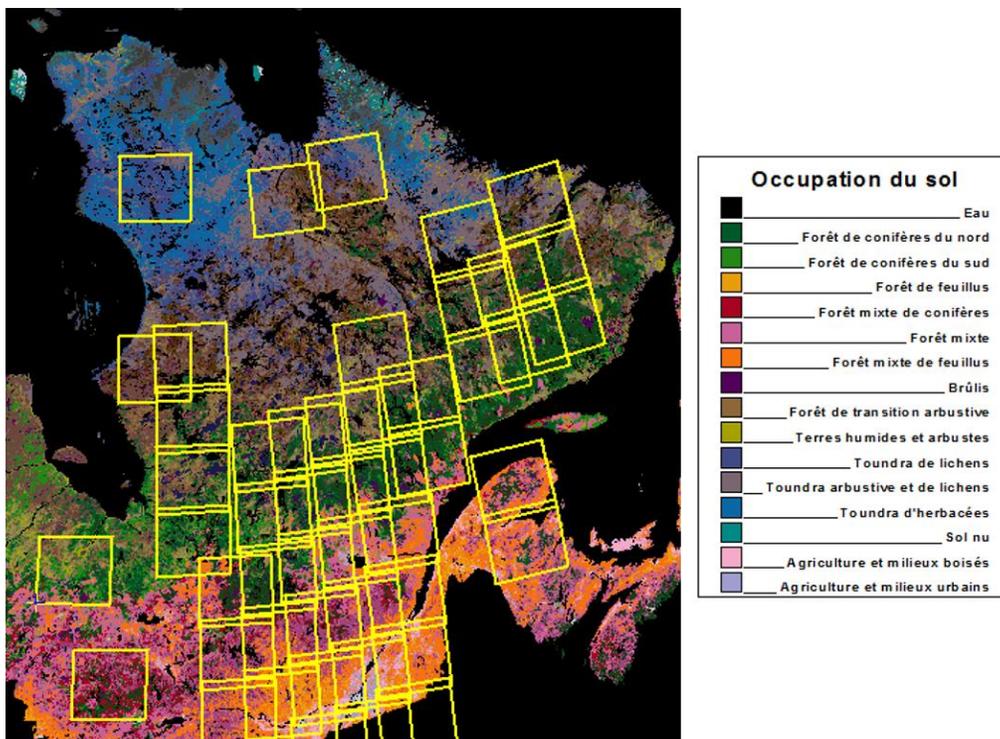


Figure 3-3. Localisation des traces LANDSAT ($n=155$) ayant servi à la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS.

Tableau 3-8. Liste des scènes LANDSAT ($n=155$) ayant servi à la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS, pour la période de suivi de 2006 à 2014.

LT50080222006123	LT50130232010137	LT50140262009125	LT50160262009075
LT50080222007142	LC80130232014132	LT50140262010080	LC80160262014089
LT50080222008097	LT50130242006110	LT50140272006101	LT50160272008089
LT50080222009147	LT50130242010137	LT50140272007088	LT50160272008105
LT50080232006123	LT50130242011140	LT50140272008123	LT50160272009075
LT50080232008097	LC80130242014132	LT50140272009109	LT50160272011129
LT50080232009147	LT50130252006110	LT50140272010080	LT50160282008089
LT50080242008097	LT50130252010121	LT50140282007088	LT50160282008105
LT50080242009147	LT50130252010137	LT50140282008107	LT50170262008096
LT50090232006130	LT50130252011140	LT50140282009109	LT50170262009082
LT50090232007133	LC80130252013113	LT50140292007088	LT50170262011104
LT50090232008136	LT50130262006110	LT50140292008107	LT50170262011120
LT50090242007133	LC80130262013113	LT50150202006092	LT50170272007109
LT50090242008136	LT50130272006110	LT50150202010135	LT50170272008096
LT50090242009106	LT50130272010137	LT50150242006092	LT50170272011104

LT50100222006121	LC80130272013113	LT50150242006108	LT50170272011120
LT50100222006137	LT50130282008084	LT50150242009132	LT50170282007109
LT50100222008079	LT50130282008100	LT50150242010135	LT50170282008096
LC80100222014111	LC80130282013113	LT50150242011090	LT50170282009082
LC80100222014127	LT50140242006101	LT50150252006092	LT50170282009114
LC80100232014127	LT50140242006133	LT50150252006108	LT50170282011104
LT50100242006121	LT50140242007088	LT50150252009084	LC80170282014096
LT50100262008127	LT50140242007104	LT50150252009132	LT50180222007100
LC80100262013124	LT50140242007136	LT50150252011090	LT50180222008103
LC80100262014127	LT50140242009109	LT50150262006108	LT50180222010108
LT50100272008127	LT50140242009125	LT50150262009084	LT50180232007100
LT50100272011119	LT50140242011147	LT50150272006108	LT50180232008103
LT50120242006119	LT50140252006101	LT50150272009084	LT50180232010108
LT50120242007106	LT50140252006133	LC80150272013111	LT50180242008103
LT50120242007138	LT50140252007088	LT50150282006092	LT50180242010108
LT50120242009111	LT50140252007104	LT50150282006108	LT50180252009105
LC80120242013138	LT50140252008123	LC80150282013111	LT50180252010108
LC80120242014077	LT50140252009109	LT50150292008098	LT50190222008110
LT50120252006119	LT50140252009125	LT50150292010119	LT50190222010115
LT50120252008077	LT50140252011131	LT50160242011129	LT50210252008076
LT50120252008109	LT50140262006101	LC80160242013102	LT50210252009078
LT50120252009079	LT50140262007088	LC80160242014089	LT50210252010081
LT50120252009143	LT50140262007104	LT50160252011129	LC80210252014076
LC80120252014077	LT50140262008107	LC80160252014089	
LT50130202010137	LT50140262008123	LT50160262008089	
LT50130232006110	LT50140262009109	LT50160262008105	

Les scènes LANDSAT ont été choisies selon une approche tuile par tuile pour permettre divers types d'interprétation. La présence de plusieurs tuiles avec une faible couverture nuageuse (10% et moins) pour la même date d'acquisition ont été privilégiées pour saisir la variation latitudinale de l'occupation du sol et du couvert nival saisonnier selon une direction nord-sud (Figure 3-4). Cette disposition permet d'inclure la présence d'inclusions et d'obtenir un nombre suffisamment élevé de pixels de validation pour une analyse plus approfondie par catégorie d'occupation du sol. Les tuiles de validation comportant plusieurs dates d'acquisition ont été retenues afin de saisir la variabilité intra-saisonnière et interannuelle du couvert nival saisonnier (Figure 3-5). La série historique d'images de validation permet donc de couvrir une variété de conditions de couverture (temporelle, spatiale et spectrale) de neige et d'occupation du sol. Les nuages présents sur les scènes LANDSAT seront toutefois exclus de la validation spatiale (voir §4.2).

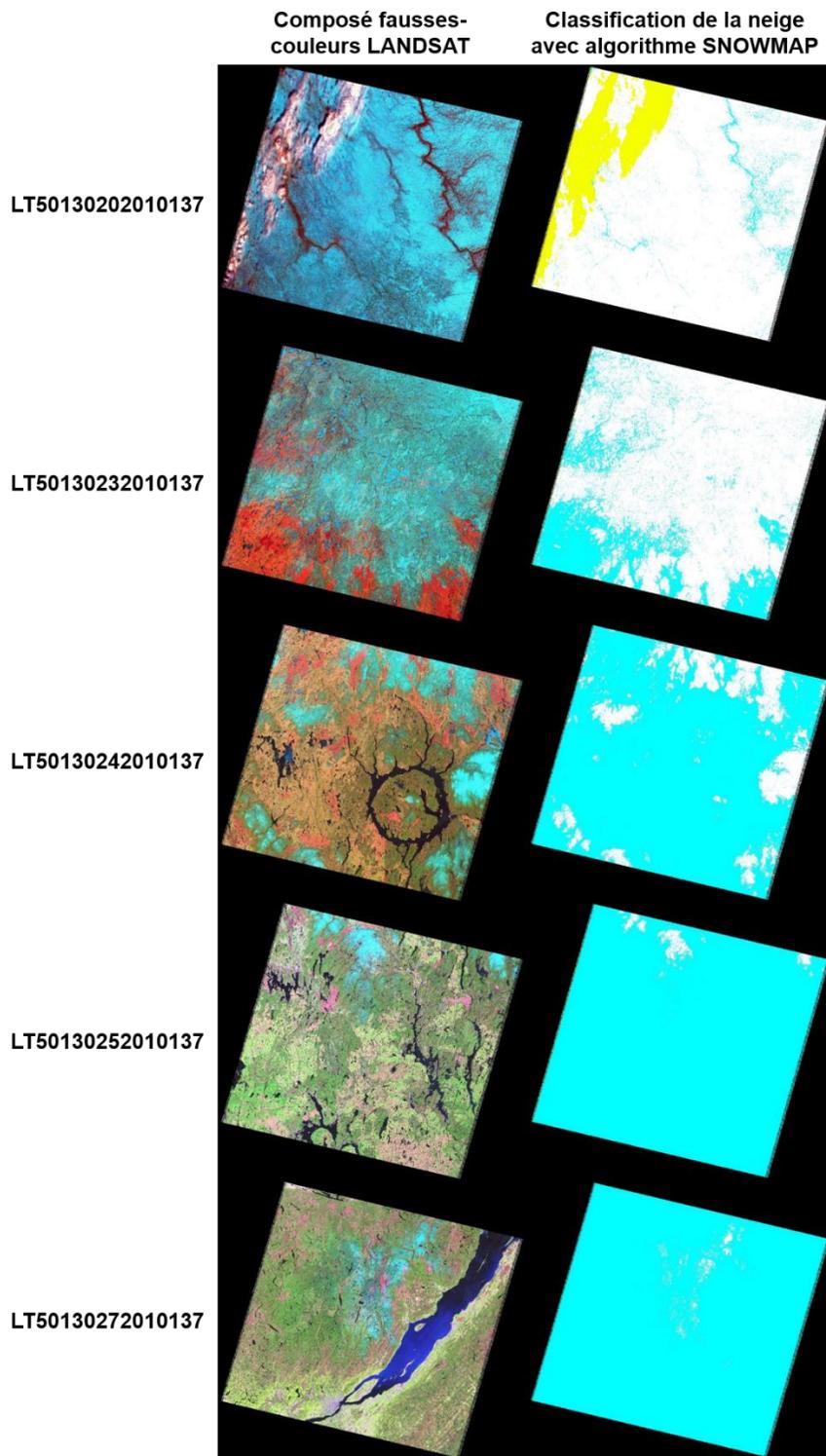


Figure 3-4. Scènes de validation LANDSAT du 17 mai 2010. Ces scènes ont été retenues en raison de leur disposition latitudinale (du nord vers le sud) pour la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS dans les différentes catégories d'occupation du sol.

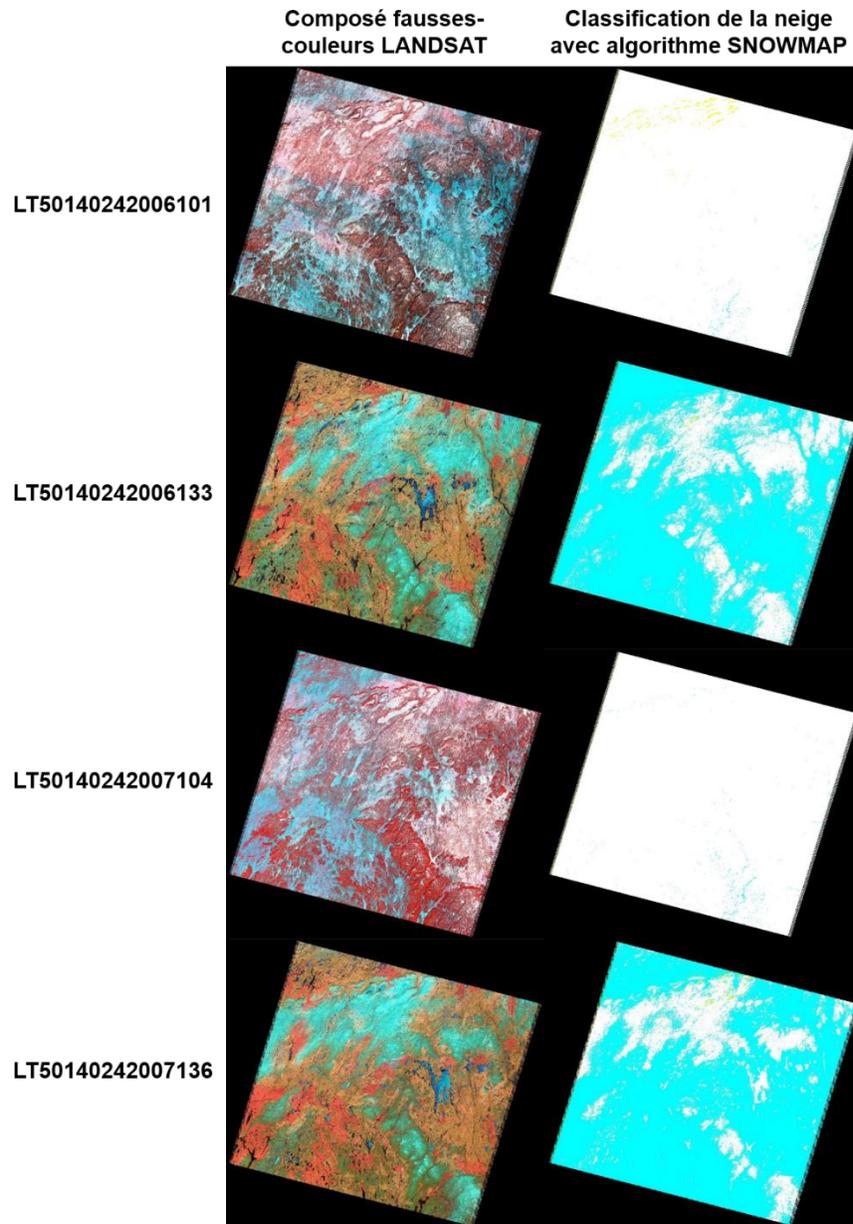


Figure 3-5. Scènes de validation LANDSAT du 11 avril 2006, du 13 mai 2006, du 14 avril 2007 et du 16 mai 2007 en position colonne 14 et rangée 24. Les scènes d'avril 2006 et avril 2007 montrent un couvert nival saisonnier bien installé couvrant l'ensemble de la région observée. Les scènes de mai 2006 et mai 2007, qui ont été acquises avec un décalage de trois (3) jours entre les deux années, montrent des superficies enneigées de taille variable. Ces scènes de validation ont été retenues pour leur variabilité intra-saisonnière et interannuelle pour la validation spatiale des algorithmes de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données du capteur NOAA-AVHRR et des produits satellitaires de neige concurrents IMS et MODIS dans les différentes catégories d'occupation du sol.

Le but recherché par l'utilisation d'un grand nombre d'images de validation est de valider les produits satellitaires de neige en fonction de la *fraction sous-pixel* (FSP) de neige. En effet, au cours de la période hivernale, un pixel d'une image est entièrement recouvert de neige suite aux divers épisodes d'accumulation de neige permettant l'établissement, le maintien et la croissance du couvert nival saisonnier au cours de la période hivernale. (Il est possible qu'un pixel puisse ne pas être recouvert entièrement de neige en raison de conditions locales qui sont défavorables à l'accumulation de la neige telles les pentes escarpées sur les flancs de montagne ou les versants exposés aux vents ou au soleil). À mesure que la période de fonte printanière approche ou qu'elle s'amorce le couvert nival saisonnier fond et, par conséquent, la superficie occupée par la neige dans un pixel donné diminue progressivement pour atteindre 0% à la fin de la période de fonte printanière. Ainsi, chaque pixel d'une image passe obligatoirement d'une fraction sous-pixel de neige de 100% à 0% peu importe le jour de l'année où la transition se produit.

3.5 Autres produits satellitaires de neige

Les produits IMS et MODIS ont été identifiés comme les produits opérationnels de neige globaux les plus performants. Ceux-ci seront validés sur notre région d'étude à l'aide de l'imagerie de haute résolution spatiale LANDSAT. Ils seront comparés ensuite à l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien et aux algorithmes AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol développés dans le cadre de la présente thèse.

3.5.1 IMS

La cartographie quotidienne de la neige et de la glace de l'Hémisphère Nord IMS est disponible sur le site web du NSDIC à l'adresse suivante : <https://nsidc.org/data/g02156>.

Les cartes IMS sont disponibles aux résolutions spatiales de 1 km, 4 km et 24 km où chacune de ces résolutions spatiales couvrent des périodes temporelles distinctes en raison des changements apportés dans les méthodes de production du produit IMS (voir §2.2.2). La résolution spatiale de 4 km a été retenue dans le cadre de notre étude. Ainsi, une série historique de cartes quotidiennes en format *GeoTIFF* a été colligée pour notre période de suivi de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier, c'est-à-dire du 16 mars au 31 mai de chaque année et du 1^{er} octobre au 31 décembre de chaque année, pour la période 2006 à 2014 (2006 est la première année complète disponible à la résolution spatiale de 4 km).

Le produit IMS comporte cinq (5) catégories de surfaces : 0 – absence de données (à l'extérieur de la zone de couverture par le produit), 1 – mer, 2 – continent (sans neige), 3 – glace de mer et 4 – continent avec neige.

3.5.2 MODIS

Les données proviennent du produit opérationnel de neige de la série MOD10C5 et MYD10C5 à 500 m de résolution spatiale – collection 5. (La série MOD10C5 est acquise par le capteur TERRA et la série MYD10C5 est acquise par le capteur AQUA). Les données de neige sont en projection sinusoïdale et subdivisées en granules (Riggs *et al.*, 2006), ce qui implique que l'on doit créer une mosaïque de cinq (5) granules pour obtenir une couverture complète de notre zone d'étude (les granules sont h12v03, h12v04, h13v03, h13v04 et h14v03). Le produit opérationnel de neige MODIS comporte deux variables « scientifiques » sur la neige : l'étendue de la neige et la fraction de neige (désignées *Snow_Cover* et *Fractional_Snow_Cover* dans les métadonnées du produit) (Riggs *et al.*, 2006). La variable scientifique de l'étendue de la neige a été retenue dans le cadre de la présente étude.

Ainsi, les données quotidiennes du produit opérationnel de neige MOD10C5 et MYD10C5 ont été colligées afin de couvrir notre période de suivi de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier, c'est-à-dire du 16 mars au 31 mai de chaque année et du 1^{er} octobre au 31 décembre de chaque année, pour la période 2006 à 2014. Les données de MODIS débutent à partir des années 2000, mais il a été décidé de limiter la validation spatiale et l'analyse comparative des produits de neige à la période 2006 à 2014 en raison de la concomitance entre les produits opérationnels de neige MODIS et IMS entres autres.

Le produit opérationnel de neige MODIS (MOD10C5 et MYD10C5) donne l'information pour les catégories de surfaces suivantes : 0 – données absentes, 1 – absence de décision, 11 – nuit, 25 – non-neige, 37 – lac, 39 – océan, 50 – nuage, 100 – glace de lac, 200 – neige, 254 – détecteur saturé et 255 – remplissage (Riggs *et al.*, 2006).

--- Page vide ---

4. Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador

4.1 Introduction

Ce chapitre est consacré au développement de la méthodologie de validation spatiale et de l'analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador. Il vise notamment à dresser un portrait de la performance des produits de neige à l'aide de l'imagerie de haute résolution spatiale LANDSAT par catégories de l'occupation du sol et sur la région d'étude.

4.2 Méthodologie

4.2.1 *Présentation de l'algorithme SNOWMAP et son adaptation pour la classification de la neige sur les images de validation LANDSAT*

La détection du couvert nival saisonnier sur les images de validation LANDSAT a été réalisée à l'aide de l'algorithme SNOWMAP. Pour cet algorithme en particulier la détection de la présence de neige repose sur l'utilisation d'un indice de neige qu'est le NDSI. Les premières applications du NDSI remontent aux travaux de Dozier (1989), mais c'est Dorothy Hall et ses collaborateurs qui ont contribué à le populariser avec le développement de l'algorithme SNOWMAP pour le capteur MODIS notamment. L'algorithme SNOWMAP a connu plusieurs modifications au fil des ans afin d'améliorer la détection de la neige (Riggs *et al.*, 1994; Klein *et al.*, 1998; Hall *et al.*, 2002; Riggs *et al.*, 2006; Riggs & Hall, 2015).

La version de l'algorithme SNOWMAP que nous avons implanté sur les images LANDSAT est celle de la collection 5 (Riggs *et al.*, 2006).

L'organigramme de l'algorithme SNOWMAP de MODIS est présenté à la Figure 4-1 (p. 75).

Étape 1. Tel qu'il est appliqué sur MODIS, l'algorithme SNOWMAP se sert de données externes afin de délimiter son domaine d'application géographique. L'algorithme SNOWMAP est appliqué sur les masses continentales et les mers intérieures. Il n'est pas appliqué sur les océans d'où la nécessité de l'utilisation d'un masque continental (disponible dans les données externes) pour l'identification des surfaces traitables (masses continentales et mers intérieures) et non-traitables (masses océaniques). De plus, le domaine d'application de l'algorithme SNOWMAP se limite aux

pixels sous conditions de ciel clair, qui se fait par l'utilisation d'un masque de couverture nuageuse (Riggs *et al.*, 2006). Si le masque indique la présence d'un nuage, le pixel est alors classé nuage. Sinon, le pixel est testé par l'algorithme SNOWMAP par le biais des étapes 2 à 4.

Étape 2. Deux tests de réflectance minimale sont inclus dans l'algorithme SNOWMAP. Test #1 : Le pixel doit avoir une réflectance supérieure à 0,11 dans la bande 2 de MODIS (0,841-0,876 µm), ce qui permet d'éliminer les pixels d'eau sans glace qui peuvent afficher une forte valeur de NDSI. Test #2 : Le pixel doit avoir une réflectance supérieure à 0,10 dans la bande 4 de MODIS (0,545-0,565 µm), ce qui permet d'éliminer les forêts affichant une faible réflectance dans le visible (Riggs *et al.*, 2006). Ainsi, si le pixel possède une réflectance inférieure aux deux tests spécifiés ci-dessus (c'est-à-dire $R_2 < 0,11$ et $R_4 < 0,10$), le pixel est alors classé non-neige. Sinon, le pixel est testé à l'étape suivante.

Étape 3. Un pixel est alors classé neige lorsque sa valeur de NDSI est supérieure ou égale à 0,4 ($NDSI \geq 0,4$) (voir la partie hachurée sur la Figure 4-2) et qu'il satisfait les deux tests de réflectance minimale de l'étape 2, c'est-à-dire $R_2 \geq 0,11$ et $R_4 \geq 0,10$ (Riggs *et al.*, 2006). Sinon, le pixel est testé à l'étape suivante pour la détection de la neige en forêt dense. Le NDSI se calcule comme suit (Équation 4-1) :

$$NDSI = \frac{B_4 - B_6}{B_4 + B_6}$$

Équation 4-1. Le NDSI selon l'algorithme SNOWMAP de MODIS (Riggs *et al.*, 2006).

Avec les bandes 4 (0,545-0,565 µm) et 6 (1,628-1,652 µm) de MODIS.

Étape 4. Sous un couvert forestier dense, un pixel peut être classé neige si la valeur de NDSI est comprise entre 0,1 et 0,4 ($0,1 < NDSI < 0,4$). Pour ce cas particulier le pixel doit avoir une valeur de NDVI et de NDSI comprise dans la zone d'acceptation de la neige en forêt telle que délimitée par le polygone illustré sur la Figure 4-2 (Klein *et al.*, 1998; Riggs *et al.*, 2006). Sinon, le pixel est alors classé non-neige. Il est à noter que les équations L1 et L2 délimitant la zone d'acceptation de la neige en forêt ont été estimées par la résolution d'un système d'équations à l'aide d'une série de points, ces équations n'ayant pas été documentées officiellement dans la littérature (G. Riggs, communication personnelle, 2014). Le NDVI se calcule comme suit (Équation 4-2) :

$$NDVI = \frac{B_2 - B_1}{B_2 + B_1}$$

Équation 4-2. Le NDVI selon l'algorithme SNOWMAP de MODIS (Riggs *et al.*, 2006).

Avec les bandes 1 (0,620-0,670 µm) et 2 (0,841-0,876 µm) de MODIS.

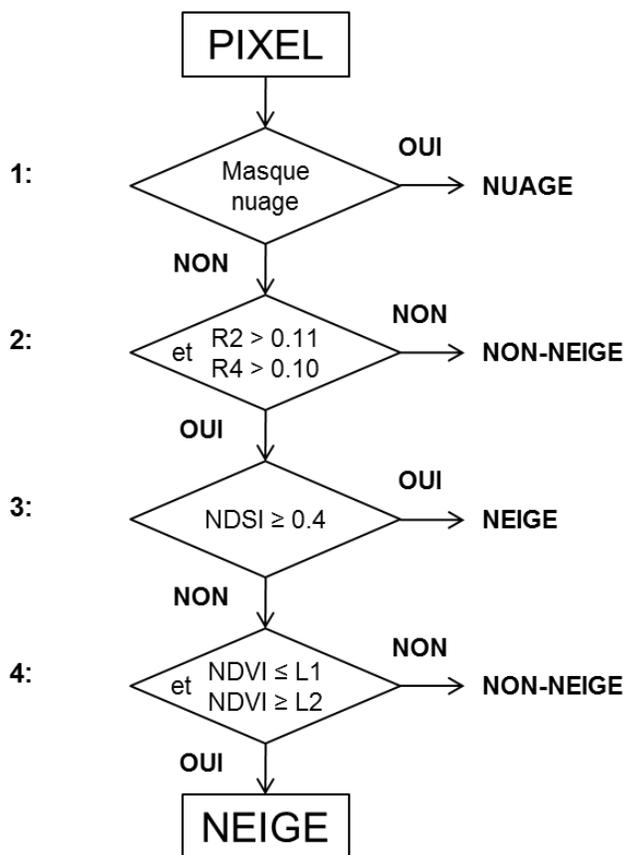


Figure 4-1. Algorithme de classification SNOWMAP de MODIS. La zone d'acceptation de la neige en milieu forestier L1 et L2 est illustrée dans la Figure 4-2.

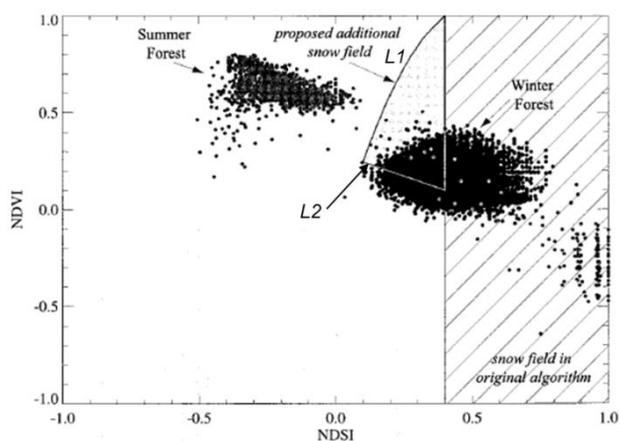


Figure 4-2. Zone d'acceptation de la neige en milieu forestier (tiré de Klein *et al.* (1998)). La limite L1 est définie par l'équation $NDVI = -4,7861 * NDSI^2 + 4,9095 * NDSI - 0,198$ et la limite L2 est définie par l'équation $NDVI = -0,5 * NDSI + 0,3$.

L'algorithme SNOWMAP est applicable sur les images LANDSAT mais nécessite une adaptation des étapes de l'organigramme de classification en utilisant les informations suivantes :

Étape 1. Le masque de couverture nuageuse de *CFMask* inclus dans le produit de réflectance de surface LANDSAT est utilisé en intrant pour déterminer si le pixel à classifier est sous conditions de ciel clair ou de couverture nuageuse. Par contre, aucun masque continental n'est disponible pour LANDSAT. L'eau est toutefois éliminée de la validation au moment d'effectuer la sélection finale des pixels de validation telle que décrite en §4.2.3.

Étape 2. Les bandes 2 et 4 MODIS intervenant dans les tests de réflectance minimale peuvent être substituées par les bandes 4 (0,76-0,90 μm) et 2 (0,52-0,60 μm) de LANDSAT-TM ou les bandes 5 (0,85-0,88 μm) et 3 (0,53-0,59 μm) de LANDSAT-OLI selon le capteur concerné pour leur application sur les images LANDSAT.

Étape 3. Les bandes 4 et 6 MODIS intervenant dans le calcul du NDSI peuvent être substituées par les bandes 2 (0,52-0,60 μm) et 5 (1,55-1,75 μm) de LANDSAT-TM ou les bandes 3 (0,53-0,59 μm) et 4 (1,57-1,65 μm) de LANDSAT-OLI selon le capteur concerné pour le calcul du NDSI sur les images LANDSAT.

Étape 4. Les bandes 1 et 2 MODIS intervenant dans le calcul du NDVI peuvent être substituées par les bandes 3 (0,63-0,69 μm) et 4 (0,76-0,90 μm) de LANDSAT-TM ou les bandes 4 (0,64-0,67 μm) et 5 (0,85-0,88 μm) de LANDSAT-OLI selon le capteur concerné pour le calcul du NDVI sur les images LANDSAT et de l'estimation des équations de la zone d'acceptation de la neige en forêt dense.

4.2.2 Extraction de statistiques zonales de classification de la neige sur des grilles de validation à 1 km et 4 km de résolution spatiale

Une fois la classification de la neige, de la non-neige et des nuages sur les images de validation LANDSAT terminée, il s'agit maintenant de produire des grilles vectorielles avec un maillage de 1 km et 4 km pour l'extraction de statistiques zonales. Ce type d'approche nécessite de générer une grille d'extraction commune aux produits de neige à valider, pour chaque date de validation. Les produits de neige considérés ici sont : 1) l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien, 2) les algorithmes AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol développés dans le cadre de cette thèse, 3) IMS et 4) MODIS, pour la période de fonte printanière de 2006 à 2014.

La validation spatiale se fait en fonction du produit de neige ayant la résolution spatiale la plus grossière parmi le groupe de comparaison.

- La résolution spatiale de 4 km a été choisie pour la validation spatiale et l'analyse comparative des produits de neige AVHRR, IMS et MODIS. Les produits de neige AVHRR et MODIS doivent être rééchantillonnés à 4 km de résolution spatiale afin de les mettre sur la même base de comparaison spatiale et réduire les effets liés à leurs résolutions spatiales différentes.
- La résolution spatiale de 1 km a été choisie pour la validation spatiale et l'analyse comparative des produits de neige AVHRR et MODIS, IMS étant exclu de la comparaison en raison de son indisponibilité à 1 km sur la période 2006 à 2014. Cette résolution a été retenue afin de préserver la résolution spatiale d'origine du produit AVHRR parce qu'il s'agit d'un produit en développement (le maintien des données originales est souhaitable pour l'identification des cas particuliers où l'algorithme pourrait produire des erreurs et les corriger si nécessaire).

Les grilles d'extraction à 1 km et 4 km de résolution spatiale ont été générées à partir du produit MODIS pour les appliquer ensuite sur les produits AVHRR et IMS. Cette étape (de production de grilles d'extraction communes) est importante afin d'établir une correspondance entre le numéro d'identifiant unique de chaque pixel de la grille d'extraction d'un produit de neige à l'autre pour une date donnée. Par exemple, un pixel de validation portant le numéro d'identifiant unique #500 pour MODIS sera identifié par le même numéro pour AVHRR et IMS.

La grille d'extraction des statistiques zonales calcule pour chaque pixel de la grille d'extraction le nombre de pixels appartenant à une catégorie de surface donnée pour un produit de neige donné (Figure 4-3). Ainsi, le nombre de pixels LANDSAT appartenant aux catégories *no-data*, non-neige, nuage et neige ainsi que le nombre total de pixels LANDSAT présents dans un pixel de la grille d'extraction ont été comptés. Le nombre de pixels AVHRR appartenant aux catégories *no-data*, non-neige, nuage et neige ainsi que le nombre total de pixels AVHRR présents dans un pixel de la grille d'extraction ont été comptés. Environ 1156 pixels LANDSAT et un (1) pixel AVHRR sont présents dans un pixel de la grille d'extraction à 1 km. Environ 17956 pixels LANDSAT et 16 pixels AVHRR sont présents dans un pixel de la grille d'extraction à 4 km. Cette méthode de comptage du nombre de pixels s'applique sur les classifications en format 8 bits uniquement, c'est-à-dire les classifications des algorithmes AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien (AVHRR DOY), AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) ainsi que AVHRR TAIR combiné à une approche de *boosting* (AVHRR TAIR+B).

Les algorithmes AVHRR TAIR combiné à une approche de logique floue (AVHRR TAIR+LF) et AVHRR TAIR combinant les approches de *boosting* et de logique floue (AVHRR TAIR+BLF) sont traités différemment en raison de leur format de sortie où leurs sorties cartographiques sont plutôt exprimées en termes de probabilités de neige, de non-neige et de nuage, chacune étant comprise entre 0 et 1. La grille d'extraction retourne dans ce cas-ci les valeurs de probabilités de neige, de non-neige et de nuage pour le pixel AVHRR présent dans le pixel de la grille d'extraction à 1 km. La grille d'extraction à 4 km calcule la moyenne pour chaque couche d'information. La probabilité de neige résultante à 4 km consiste donc en une moyenne des 16 valeurs de probabilité de neige des pixels AVHRR présents dans le pixel de la grille d'extraction à 4 km. Ce calcul s'applique également aux probabilités de non-neige et de nuage d'AVHRR.

Finalement, l'information concernant l'occupation du sol a été extraite pour la sélection des pixels de validation en fonction des catégories de l'occupation du sol pour le volet de validation spatiale et de l'analyse comparative des produits de neige à l'étude. La catégorie de l'occupation du sol a été extraite telle quelle pour chaque pixel de la grille d'extraction à 1 km alors que la catégorie la plus fréquente (le mode) a été estimée à partir des 16 valeurs d'occupation du sol présentes dans le pixel de la grille d'extraction à 4 km.

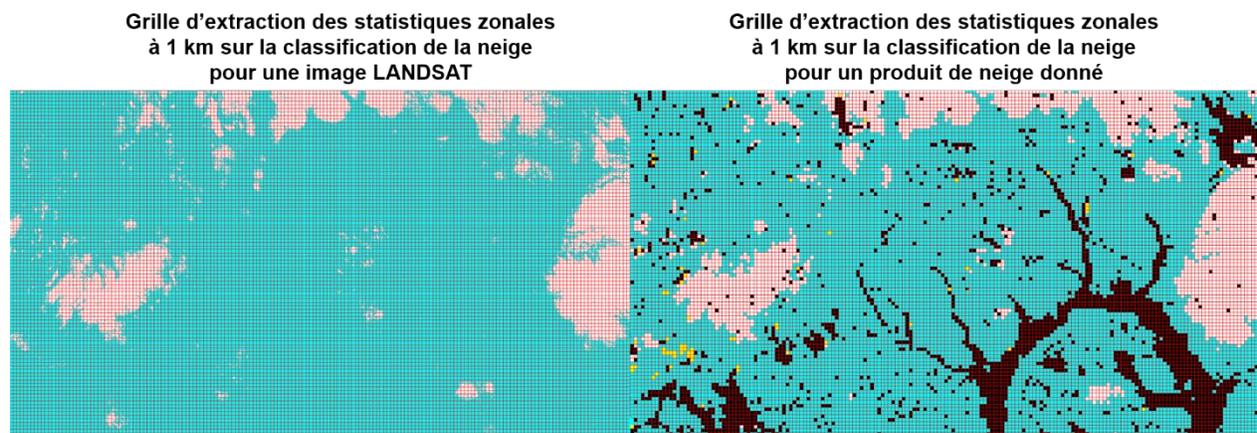


Figure 4-3. Extraction des statistiques zonales (décompte du nombre de pixels) pour les catégories *no-data*, non-neige, nuage et neige de la classification d'une image LANDSAT et d'un produit de neige donné. La grille d'extraction permet d'associer une fraction sous-pixel de neige estimée à partir des statistiques zonales de LANDSAT au produit de neige pour une résolution spatiale donnée (1 km ou 4 km).

La procédure de calcul du nombre de pixels est appliquée de façon similaire sur les produits IMS et MODIS. Pour IMS, le nombre de pixels appartenant aux catégories à l'extérieur de la zone de couverture (*no-data*), continent avec neige, continent sans neige, mer avec glace, mer sans glace et le nombre total de pixels IMS présents dans un pixel de la grille d'extraction à 4 km ont été comptés. L'information n'est pas disponible pour la grille d'extraction à 1 km. Pour MODIS, le

nombre de pixels appartenant aux catégories *no-data*, non-neige, lac, océan, nuage, glace de lac et neige et le nombre total de pixels MODIS présents dans un pixel de la grille d'extraction ont été comptés. Quatre (4) pixels MODIS sont présents dans un pixel de la grille d'extraction à 1 km et 81 pixels dans un pixel à 4 km.

L'extraction des statistiques zonales permet d'associer une valeur de fraction sous-pixel de neige estimée à partir des images LANDSAT pour chaque pixel de la grille de validation à 1 km et 4 km de résolution spatiale aux résultats cartographiques obtenus par les produits de neige AVHRR, IMS et MODIS respectivement.

4.2.3 Sélection des pixels de validation

Une fois les grilles d'extraction des statistiques zonales à 1 km et 4 km de résolution spatiale ont été compilées, une méthode de sélection des données a été développée afin de retenir que les pixels de validation en conditions de ciel clair communs à tous les produits de neige. Comme mentionné précédemment, la grille d'extraction des statistiques zonales contient une liste détaillée d'identifiants uniques pour chaque pixel de validation. Les identifiants uniques permettent la concaténation des séries de statistiques zonales dans le même jeu de données avant de procéder à une sélection plus approfondie de l'information.

Dans un premier temps, il s'agit d'appliquer une procédure de combinaison des données entre les acquisitions TERRA et AQUA de MODIS. Lorsque des observations sont disponibles pour TERRA et AQUA, ce sont les observations de TERRA qui sont retenues; TERRA est reconnu comme étant le plus fiable dans la littérature. Lorsque des observations sont disponibles pour un des deux capteurs seulement, ce sont les observations disponibles qui sont retenues. Lorsque aucune observation n'est disponible, le pixel de validation est considéré comme du *no-data* et est retiré ultérieurement de la validation spatiale par l'application d'une procédure d'épuration des données telle que décrite dans le paragraphe suivant.

Dans un deuxième temps, il s'agit d'appliquer une procédure d'épuration des pixels de validation. Cette procédure d'épuration consiste à retirer : a) tous les pixels de validation où les statistiques zonales de la classification LANDSAT indiquent l'absence d'information (*no-data*) et la présence de nuage; b) les pixels de validation où les statistiques zonales de la classification IMS indiquent mer avec glace et mer sans glace; c) les pixels de validation où les statistiques zonales de la classification AVHRR indiquent l'absence d'information (*no-data*), la présence de nuage et la présence d'eau (cette information est déduite à partir de l'occupation du sol); d) les pixels de validation où les statistiques zonales de la classification MODIS indiquent l'absence d'information

(*no-data*), la présence de nuage et la présence d'eau. Ces règles d'épuration ont pour objectif de conserver que les **pixels de validation de neige et de non-neige en conditions de ciel clair communs à tous les produits de neige**. Comme les classifications d'AVHRR et de MODIS contiennent des nuages, ce sont ces produits de neige qui détermineront le nombre final de pixels de validation en conditions de ciel clair retenus pour la validation spatiale et l'analyse comparative des produits de neige. L'élimination des pixels de nuages dans AVHRR et MODIS TERRA+AQUA permet de tenir compte du déplacement des masses nuageuses entre leurs acquisitions.

4.2.4 Définition de la matrice de confusion

La performance d'un algorithme de classification s'évalue à l'aide de la matrice de confusion (matrice de contingence ou matrice d'erreurs (Congalton & Green, 1999; Jensen, 2005; Comber *et al.*, 2012). Elle se caractérise notamment par les paramètres suivants : le taux de succès global de la classification, l'erreur d'omission, l'erreur de commission et le coefficient kappa.

Le *taux de succès global de la classification* (TSG) correspond au nombre de sites bien classés dans une catégorie donnée par rapport au nombre total de sites de la catégorie en question par l'algorithme de classification (Tableau 4-1). En général, une classification est jugée de qualité « passable » lorsque $TSG < 80\%$, « satisfaisante » lorsque $80\% \leq TSG < 90\%$, « bonne » lorsque $90\% \leq TSG < 95\%$ et « très bonne » lorsque $TSG \geq 95\%$.

L'*erreur d'omission* (EO) est la fraction des sites d'une catégorie donnée qui ont été faussement classés par l'algorithme de classification dans d'autres classes de surfaces.

L'*erreur de commission* (EC) est la fraction de sites appartenant à d'autres classes de surfaces qui ont été attribués par erreur à la catégorie en question par l'algorithme de classification.

Par ailleurs, le total de rangées et de colonnes sur les marges de la matrice de confusion sont utilisées pour calculer les erreurs d'inclusion (erreur de commission) et les erreurs d'exclusion (erreur d'omission) ainsi que la *précision de l'utilisateur* ($1-EC$) (*user's accuracy*) et la *précision du producteur* ($1-EO$) (*producer's accuracy*) (Jensen, 2005).

Le *coefficient kappa* (k) permet de juger de la qualité de la classification indépendamment de l'échantillonnage. Les valeurs de k varient entre 0 et 1. Une valeur nulle ($k = 0$) indique aucun gain par rapport à une classification aléatoire et la valeur $k = 1$ à une classification parfaite. Une valeur de $k > 0,80$ indique une concordance forte entre la classification et l'information de référence. Une valeur de $0,40 < k < 0,80$ indique une concordance modérée. Une valeur de $k < 0,40$ indique une concordance faible entre la classification et l'information de référence (Jensen, 2005).

Tableau 4-1. Présentation générale de la matrice de confusion avec k classes et N la taille de l'échantillon (Jensen, 2005).

		Information de référence				Total rangée
		1	2	3	k	
Classification par télédétection	1	$X_{1,1}$	$X_{1,2}$	$X_{1,3}$	$X_{1,k}$	X_{1+}
	2	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$	$X_{2,3}$	$X_{2,k}$	X_{2+}
	3	$X_{3,1}$	$X_{3,2}$	$X_{3,3}$	$X_{3,k}$	X_{3+}
	k	$X_{k,1}$	$X_{k,2}$	$X_{k,3}$	$X_{k,k}$	X_{k+}
Total colonne		X_{+1}	X_{+2}	X_{+3}	X_{+k}	N

Le coefficient kappa (k) est calculé comme suit (Équation 4-3) :

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

Équation 4-3. Coefficient kappa (k) (Jensen, 2005).

Où k est le nombre de lignes dans la matrice de confusion, x_{ii} est la valeur de la i 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.

La matrice de confusion d'une classification à deux catégories de surfaces est présentée dans le Tableau 4-2. C'est d'ailleurs ce format de présentation de la matrice de confusion que nous allons utiliser tout au long du présent document.

Tableau 4-2. Présentation de la matrice de confusion pour la validation de deux catégories de surfaces. La neige et la non-neige sont les surfaces d'intérêt en validation.

		Référence			Taux de succès de classification (1-EC)	Erreur de commission (EC)
		Neige	Non-neige	Total		
Classification	Neige	VP	FP			
	Non-neige	FN	VN			
	Total					
Taux succès de référence (1-EO)				Taux de succès global (TSG)		
Erreur d'omission (EO)				Kappa (k)		

Un vrai positif (VP) correspond à la référence neige qui a été classée correctement comme neige par la classification. Un faux positif (FP) est une référence non-neige qui a été faussement classée neige par la classification. Un faux négatif (FN) est une référence neige qui a été faussement classée non-neige par la classification. Un vrai négatif (VN) correspond à la référence non-neige qui a été classée correctement par la classification. L'information de base, c'est-à-dire VP, VF, FP et FN, est exprimée en nombre de pixels.

Le taux de succès global de la classification se calcule comme suit (Équation 4-4) :

$$TSG = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}$$

Équation 4-4. Taux de succès global de la classification.

Le taux de succès de référence (1-EO) ou *précision du producteur* se calcule comme suit pour les surfaces neige (Équation 4-5) et non-neige (Équation 4-6) :

$$1 - EO_{ne} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Équation 4-5. Taux de succès de référence (1-EO) pour la surface neige.

$$1 - EO_{nn} = \frac{VN}{FP + VN}$$

Équation 4-6. Taux de succès de référence (1-EO) pour la surface non-neige.

Le taux de succès de classification (1-EC) ou *précision de l'utilisateur* se calcule comme suit pour les surfaces neige (Équation 4-7) et non-neige (Équation 4-8) :

$$1 - EC_{ne} = \frac{VP}{VP + FP}$$

Équation 4-7. Taux de succès de classification (1-EC) pour la surface neige.

$$1 - EC_{nn} = \frac{VN}{FN + VN}$$

Équation 4-8. Taux de succès de classification (1-EC) pour la surface non-neige.

L'écart qui existe entre le taux de succès de référence (1-EO) et le taux de succès de classification (1-EC) peut être considéré comme une mesure de la sous-estimation ou de la surestimation de la présence de neige. Ainsi, il y a sous-estimation de la présence de neige lorsque $1-EO < 1-EC$ ($EO > EC$) et surestimation de la présence de neige lorsque $1-EO > 1-EC$ ($EO < EC$) (Hori *et al.*, 2017).

4.2.5 Analyse de détectabilité de la neige

Une analyse de détectabilité de la neige est réalisée sur chaque produit de neige, catégorie par catégorie de l'occupation du sol.

Cette analyse de détectabilité de la neige consiste à calculer la matrice de confusion pour divers seuils de fraction sous-pixel de neige (FSP) applicables sur la cartographie de référence; par contre, le seuil de FSP demeure constant pour la cartographie de classification. Les matrices de confusion sont évaluées pour des seuils de 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% et 90% de FSP sur la cartographie de référence et un seuil de 50% de FSP sur la cartographie de classification. Par exemple, pour un seuil de détectabilité de 40%, la cartographie de référence est attribuée à la catégorie neige lorsque $FSP \geq 40\%$ et à la catégorie non-neige lorsque $FSP < 40\%$, alors que pour la cartographie de classification, elle est attribuée à la catégorie neige $FSP \geq 50\%$ et à la catégorie non-neige lorsque $FSP < 50\%$.

Cet exercice de variation de fraction sous-pixel de neige sur la cartographie de référence permet d'identifier un *seuil de détection optimal* (SDO) par catégorie de l'occupation du sol et par produit de neige et à sélectionner ensuite un *seuil de détection spécifique* (SDS) à implanter par catégorie de l'occupation du sol pour l'analyse comparative de validation des produits de neige. Il est à noter que le **SDS est appliqué sur tout les produits de neige pour une catégorie de l'occupation du sol donnée**. Il est possible que le SDS identifié soit différent du seuil de détection de 50% de fraction sous-pixel de neige habituellement utilisé pour la détection de la neige sur les images de référence LANDSAT. L'analyse de détectabilité de la neige se limite aux produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS (chapitre 4) et AVHRR TAIR (chapitre 5) seulement.

Un autre volet de l'analyse de détectabilité de la neige consiste à calculer le pourcentage de pixels de neige et de non-neige par intervalle de 10% de fraction sous-pixel de neige pour un produit de neige, catégorie par catégorie de l'occupation du sol. L'analyse des pourcentages de détection de neige et de non-neige permet d'identifier un *seuil de détectabilité* selon la fraction sous-pixel de neige où la détection de la neige devient dominante par rapport à la détection de la non-neige. Ce qui permet d'obtenir une représentation de la répartition de l'erreur en fonction de la fraction sous-pixel de neige pour chaque catégorie d'occupation du sol et chaque produit de neige à valider.

Par ailleurs, une analyse de détectabilité est réalisée sur les probabilités de neige obtenues par les produits de neige AVHRR. Cette analyse de détectabilité consiste à évaluer la matrice de confusion pour diverses probabilités de neige. Pour cette analyse en particulier, les matrices de confusion sont évaluées pour des probabilités de neige fixées à 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% et 90% et pour les probabilités majoritaires. Ainsi, pour une probabilité de neige de 40%, la classification d'AVHRR est attribuée à la catégorie neige lorsque la probabilité est supérieure ou égale à 40% et attribuée à la catégorie non-neige lorsque celle-ci est inférieure à 40%. Ainsi, cet exercice de la variabilité de la probabilité de neige dans le calcul des matrices de confusion permet de simuler les résultats de classification qui seraient obtenus selon le choix de l'utilisateur et de les comparer à ceux obtenus pour les classes majoritaires. [Cette analyse de détectabilité selon la probabilité de neige s'applique seulement sur les algorithmes AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) combiné à l'approche de logique floue (voir chap. 6) et aux approches de boosting et de logique floue (voir chap. 7)].

4.3 Résultats

4.3.1 *Validation de la classification des images LANDSAT avec les observations de neige au sol aux stations météorologiques d'Environnement Canada*

L'algorithme de détection de la neige SNOWMAP tel qu'il a été appliqué sur les images de haute résolution spatiale LANDSAT retenues pour la validation approfondie des produits de neige a été validé à l'aide des observations de neige au sol aux stations météorologiques d'Environnement Canada (Tableau 3-5) pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Les observations sous couverture nuageuse ont été exclues de l'analyse parce que l'information concernant la nébulosité du ciel n'est pas disponible dans les archives météorologiques d'Environnement Canada.

Le Tableau 4-3 présente les résultats de la matrice de confusion obtenus entre les observations de neige au sol aux stations météorologiques d'Environnement Canada (données de référence) et la classification de la neige par l'algorithme SNOWMAP (données de classification) pour les pixels de validation LANDSAT en conditions de ciel clair pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un total de 484 pixels a été comparé et validé. Le taux de succès global de classification est de 0,90. Au niveau des données de référence aux stations météorologiques d'Environnement Canada, le taux de succès de référence de la neige est de 0,83 et celui de la non-neige de 0,95. Ce qui représente une erreur d'omission de 0,17 et 0,05 pour ces deux catégories de surfaces respectivement; l'erreur d'omission est plus marquée pour la neige. Au niveau de la classification des images LANDSAT, le taux de succès de classification est de 0,91 pour la neige et 0,90 pour

la non-neige. Ce qui représente une erreur de commission de 0,09 et 0,10 respectivement; l'erreur de commission est bien équilibrée pour ces deux catégories de surfaces. Ainsi, d'après les erreurs d'omission et de commission obtenues sur la neige, il est possible de conclure que l'algorithme SNOWMAP tend à sous-estimer la présence de neige (un algorithme sous-estime la présence de neige si $EO > EC$ et surestime si $EC > EO$). La classification de la neige obtenue par SNOWMAP est jugée adéquate pour être utilisée comme carte de référence sur les images de haute résolution spatiale LANDSAT pour la validation spatiale et l'analyse comparative des produits de neige.

Tableau 4-3. Matrice de confusion entre les observations de neige au sol aux stations météorologiques d'Environnement Canada et la classification de la neige par l'algorithme SNOWMAP appliquée sur les pixels de validation LANDSAT en conditions de ciel clair pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

		Référence				
		Neige	Non-neige	Total	1-EC	EC
Classification	Neige	161	16	177	0,91	0,09
	Non-neige	32	275	307	0,90	0,10
	Total	193	291	484		
		1-EO	0,83	0,95	TSG	0,90
		EO	0,17	0,05	k	0,79

Il est pertinent de mentionner que les résultats de validation spatiale obtenus ici constituent un portrait partiel de la réalité. La sélection des images de validation LANDSAT a été orientée afin de couvrir le plus de territoire possible et non pas en fonction de la disponibilité des observations de neige aux stations météorologiques d'Environnement Canada. Les stations météorologiques d'Environnement Canada n'ont pas été considérées comme source de données principale pour la validation notamment en raison du fait que la donnée à la station n'est pas nécessairement représentative de l'ensemble des conditions à l'intérieur d'un pixel de 1 km de résolution spatiale. Dans l'éventualité où on souhaiterait valider l'algorithme SNOWMAP lui-même sur les images de haute résolution spatiale LANDSAT il serait préférable de le valider avec le plus d'observations de neige au sol possible, comme des lignes de neige ou avec des images de plus haute résolution spatiale (c'est-à-dire <30 m) pour lesquelles on connaît avec précision les conditions de neige au sol au moment de leur acquisition.

4.3.2 Présentation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien

Le produit de neige AVHRR qui sera analysé plus en détails pour la validation spatiale et l'analyse de sensibilité est celui qui a été développé par Chokmani *et al.* (2013).

Il s'agit d'un algorithme empirique à seuils adaptatifs au jour julien (désigné ici par AVHRR DOY) pour le suivi quotidien de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier durant la période de fonte printanière s'échelonnant du 1^{er} avril au 31 mai de chaque année, pour les années 1988 à 1999 inclusivement. Les échantillons de pixels réservés pour la phase de calibration et de validation de l'algorithme AVHRR DOY ont été identifiés visuellement et numérisés manuellement à partir d'une sélection d'images AVHRR acquises au cours des périodes hivernales 1986-1987, 1990-1991, 1991-1992, 1995-1996, 1996-1997 et 1998-1999 (Chokmani *et al.*, 2009; Chokmani *et al.*, 2013). Ces périodes hivernales ont été choisies en fonction de leur caractère particulier par rapport à la durée moyenne de la période hivernale. La période hivernale 1998-1999 est considérée comme une année moyenne du point de vue de l'avènement de formation et de fonte de la neige. La période 1991-1992 a été une période hivernale plus tardive par rapport à 1998-1999 : le couvert nival saisonnier s'était établi plus tard en automne pour disparaître plus tard au printemps. La période 1986-1987 a été une période hivernale plus précoce par rapport à 1998-1999 : le front de neige était plus au nord à la fin d'avril 1987 qu'à pareille date en 1999 (Chokmani *et al.*, 2005; Chokmani *et al.*, 2006b). L'inclusion de cette variabilité (des années hâtives, normales et tardives dans la calibration des seuils empiriques de l'algorithme) permet de tenir compte de la variabilité interannuelle et intra-annuelle de même que la variabilité spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador. Le jour julien permet donc de saisir dans une certaine mesure le déphasage observable des périodes hivernales d'une année à l'autre.

La Figure 4-4 illustre les six seuils empiriques de l'algorithme AVHRR DOY tels que calculés par Chokmani *et al.* (2009) et Chokmani *et al.* (2013) et qui ont été appliqués pour la classification des images AVHRR pour les besoins de notre étude de validation. Les paramètres de seuil exacts sont indiqués en annexe dans le Tableau 11-1. Les seuils empiriques illustrés à la Figure 4-4 sont des **seuils régionaux : ils ont été calibrés sur la région du Québec-et-Labrador**. Aucune distinction selon la catégorie d'occupation du sol n'a été faite au moment de la calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR DOY. L'occupation du sol est toutefois prise en compte implicitement par les échantillons de pixels de calibration qui proviennent des diverses catégories d'occupation du sol présentes sur la région d'étude.

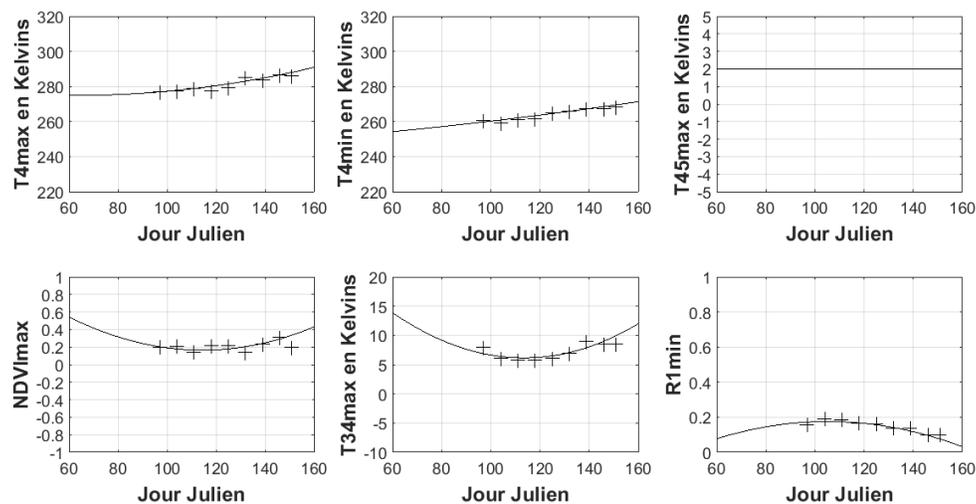


Figure 4-4. Seuils empiriques de l’algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien développé pour la période de fonte printanière 1988 à 1999 (tiré de Chokmani *et al.* (2009)).

Les seuils empiriques de l’algorithme AVHRR DOY traduisent le caractère temporel du couvert nival saisonnier au cours de la période de fonte printanière (le caractère spatial est dilué dans les échantillons de pixels de calibration). En ce qui concerne les caractéristiques de la neige plus particulièrement, la $T4_{max}$ et la $T4_{min}$ de la neige augmente graduellement au cours de la fonte printanière avec l’arrivée des températures plus clémentes. Le NDVI de la neige suit une tendance similaire à la T4. Le $NDVI_{max}$ de la neige, qui avoisine des valeurs de 0,2, augmente légèrement au fur et à mesure que la fonte printanière progresse dans le temps, avec la végétation qui sort de sa période de dormance hivernale et l’activation de son processus de photosynthèse (qui est capturé par le NDVI), et le métamorphisme de la neige. La réflectance R1 de la neige suit une tendance à la baisse au cours de la période de fonte printanière contrairement à la T4 et au NDVI. Avec l’arrivée des températures plus clémentes au printemps la réflectance de la neige dans la bande 1 d’AVHRR ($R1_{min}$) diminue considérablement avec la densification et l’humidification du couvert nival saisonnier (la baisse de réflectance de la neige peut s’expliquer par l’augmentation de la dimension des cristaux de neige entres autres). Les pixels d’AVHRR étant des pixels mixtes en raison de sa résolution spatiale à 1 km la variation du NDVI et de la R1 peut être associée à plusieurs facteurs dont la présence de la végétation et de la neige.

L’algorithme AVHRR DOY a été validé sur la période de fonte printanière 1988 à 1999 à l’aide des observations de neige au sol de 20 stations météorologiques d’Environnement Canada. Plus particulièrement, Chokmani *et al.* (2013) ont obtenu un taux de succès global de classification de 90%, une erreur d’omission de 13% sur la neige, une erreur de commission de 11% sur la neige,

une erreur d'omission de 8% sur la non-neige et une erreur de commission de 9% sur la non-neige. Le coefficient kappa est de 0,79, ce qui représente une classification satisfaisante. Les résultats de validation ont indiqué que l'algorithme AVHRR DOY est plus affecté par les erreurs d'omission sur la neige que la détection des surfaces sans neige (13% vs 8%) (Chokmani *et al.*, 2013).

4.3.3 Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR DOY

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR DOY à la résolution spatiale de 1 km est présenté en annexe dans le Tableau 11-2.

Le Tableau 4-4 présente les seuils de détection optimaux (SDO) de fraction sous-pixel de neige qui ont été identifiés par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador ainsi que les paramètres d'intérêt de la matrice de confusion leurs étant associés.

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégories de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR DOY (Tableau 4-4) sont les suivants :

- Les seuils de détection optimaux (SDO) sont variables selon les catégories de l'occupation du sol. Ils sont compris entre 40% et 90% selon l'occupation du sol.
- Les meilleurs résultats de classification sont atteints lorsqu'il y a beaucoup de neige dans les pixels AVHRR.
- Le taux de succès global de classification (TSG) varie entre 0,82 et 0,97 selon la catégorie de l'occupation du sol.
- La qualité de la classification est de niveau « satisfaisante » pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus et la forêt mixte, « bonne » pour les brûlis, les terres humides et l'agriculture et « très bonne » pour la toundra et sols nus et l'urbain et bâti. Le changement de niveau de qualité de classification selon les occupations du sol suggère que le produit de neige AVHRR DOY manque de constance pour la détection de la neige sur la région à l'étude.
- Le coefficient kappa (k) varie entre 0,62 et 0,83 selon la catégorie de l'occupation du sol.
- La qualité de la concordance est de niveau « modérée » pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus, la forêt mixte, la toundra et sols nus et l'urbain et bâti et « forte » pour les brûlis, les terres humides et l'agriculture. Le changement de niveau de qualité de la concordance selon les occupations du sol suggère que le produit de neige AVHRR DOY manque de robustesse pour la détection de la neige sur la région à l'étude. **Il est peu fiable.**

- La forêt de conifères, la forêt de feuillus et la forêt mixte sont les catégories de l'occupation du sol les plus entachées par les erreurs de classification, ce qui se traduit par des TSG, des k , des 1-EO et des 1-EC sur la neige relativement plus faibles pour ces catégories par rapport aux autres catégories d'occupation du sol.
- Le produit de neige AVHRR DOY est en omission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol à l'exception de la catégorie urbain et bâti où celui-ci est en commission sur la neige.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 4-4) :

- Le SDO est de 70% pour la région du Québec-et-Labrador (toutes catégories d'occupation du sol confondues).
- Le TSG est de 0,85 pour la région du Québec-et-Labrador et la qualité de la classification est de niveau « satisfaisante ».
- Le k est de 0,69 pour la région du Québec-et-Labrador et la qualité de la concordance est de niveau « modérée ».
- Le produit de neige AVHRR DOY est en omission sur la détection de la neige pour la région du Québec-et-Labrador (1-EO=0,83 et 1-EC=0,91, donc en omission sur la neige parce que 1-EO < 1-EC).

Tableau 4-4. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige AVHRR DOY à 1 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	SDO	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	70%	0,82	0,62	0,82	0,83	0,90	0,71	Satisfaisante	Modérée	Omission
Forêt de feuillus	80%	0,86	0,72	0,84	0,89	0,87	0,86	Satisfaisante	Modérée	Omission
Forêt mixte	80%	0,84	0,67	0,82	0,85	0,83	0,84	Satisfaisante	Modérée	Omission
Brûlis	60%	0,92	0,82	0,92	0,93	0,97	0,83	Bonne	Forte	Omission
Terres humides	60%	0,93	0,83	0,93	0,94	0,98	0,82	Bonne	Forte	Omission
Toundra et sols nus	40%	0,97	0,79	0,98	0,89	0,99	0,73	Très bonne	Modérée	Omission
Agriculture	80%	0,93	0,82	0,84	0,96	0,89	0,94	Bonne	Forte	Omission
Urbain et bâti	90%	0,97	0,76	0,81	0,98	0,76	0,98	Très bonne	Modérée	Commission
Québec-et-Labrador	70%	0,85	0,69	0,83	0,88	0,91	0,77	Satisfaisante	Modérée	Omission

Le taux de détection de neige et de non-neige par intervalle de fraction sous-pixel de neige par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador est présenté dans les Figure 4-5 à Figure 4-7.

Les principaux constats que l'on peut dégager pour la résolution à 1 km sont les suivants :

- Les seuils de détectabilité de la neige selon la FSP sont variables selon les catégories de l'occupation du sol.
- Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 70% en forêt de conifères (Figure 4-5a), 80% en forêt de feuillus (Figure 4-5b) et en forêt mixte (Figure 4-5c), 70% en brûlis (Figure 4-6a), 60% en terres humides (Figure 4-6b), 40% en toundra et sols nus (Figure 4-6c), 80% en agriculture (Figure 4-7a), 90% en urbain et bâti (Figure 4-7b) et 70% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 4-7c).
- La détection de la neige devient incertaine pour des valeurs de FSP inférieures aux seuils de détection de la neige identifiés précédemment : la proportion de détection de la non-neige est plus fréquente comparativement à la détection de la neige.
- Les seuils de détectabilité de neige selon la FSP identifiés pour le produit de neige AVHRR DOY sont plus élevés que le 50% normalement attendu. En principe les produits de neige doivent être en mesure de détecter correctement la présence du couvert nival saisonnier lorsque celui-ci occupe au moins 50% de la superficie d'un pixel (Hall *et al.*, 1995).
- Pour AVHRR DOY, la présence du couvert nival saisonnier est détectée correctement à partir d'une fraction sous-pixel de neige de 40% pour la catégorie toundra et sols nus mais le devient seulement pour des fractions sous-pixel de neige comprises entre 60% et 90% pour les autres catégories de l'occupation du sol (Figure 4-5, Figure 4-6 et Figure 4-7).
- L'erreur d'omission est observable dans toutes les classes de fraction sous-pixel de neige peu importe la catégorie de l'occupation du sol. Elle diminue en fonction de la fraction sous-pixel de neige sans pour autant devenir nulle. (Cette remarque s'applique aux autres produits de neige également).
- Le produit de neige AVHRR DOY permet une détection adéquate de la présence de neige sur la région du Québec-et-Labrador lorsque le couvert nival saisonnier occupe au moins 70% de la superficie d'un pixel de 1 km (Figure 4-7c), autrement il détecte de la non-neige (omission) lorsqu'il occupe moins de 70% de la superficie du pixel AVHRR.
- Ce produit est adapté essentiellement pour la cartographie des couvertures neigeuses qui sont fortement spatialement continues.

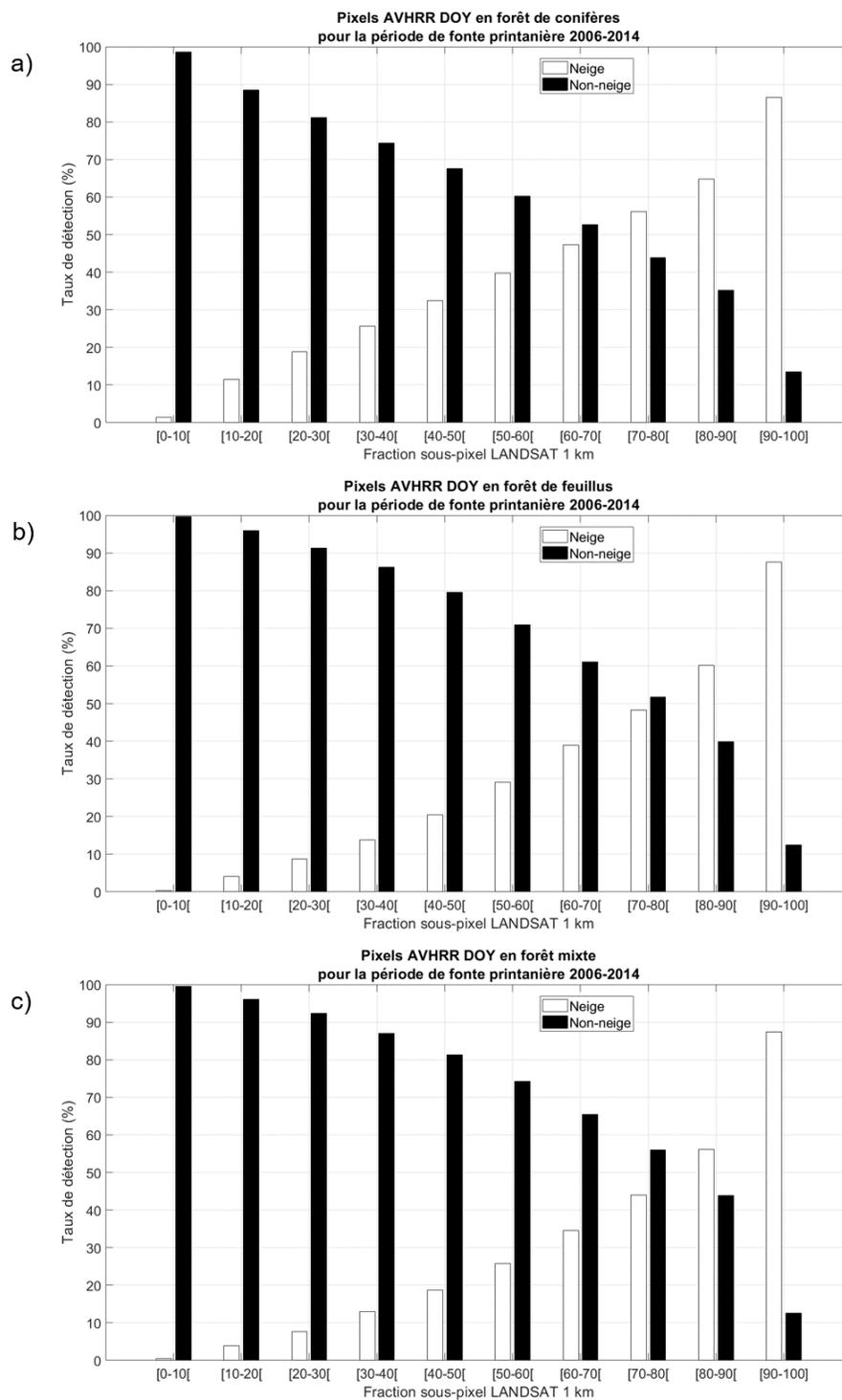


Figure 4-5. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

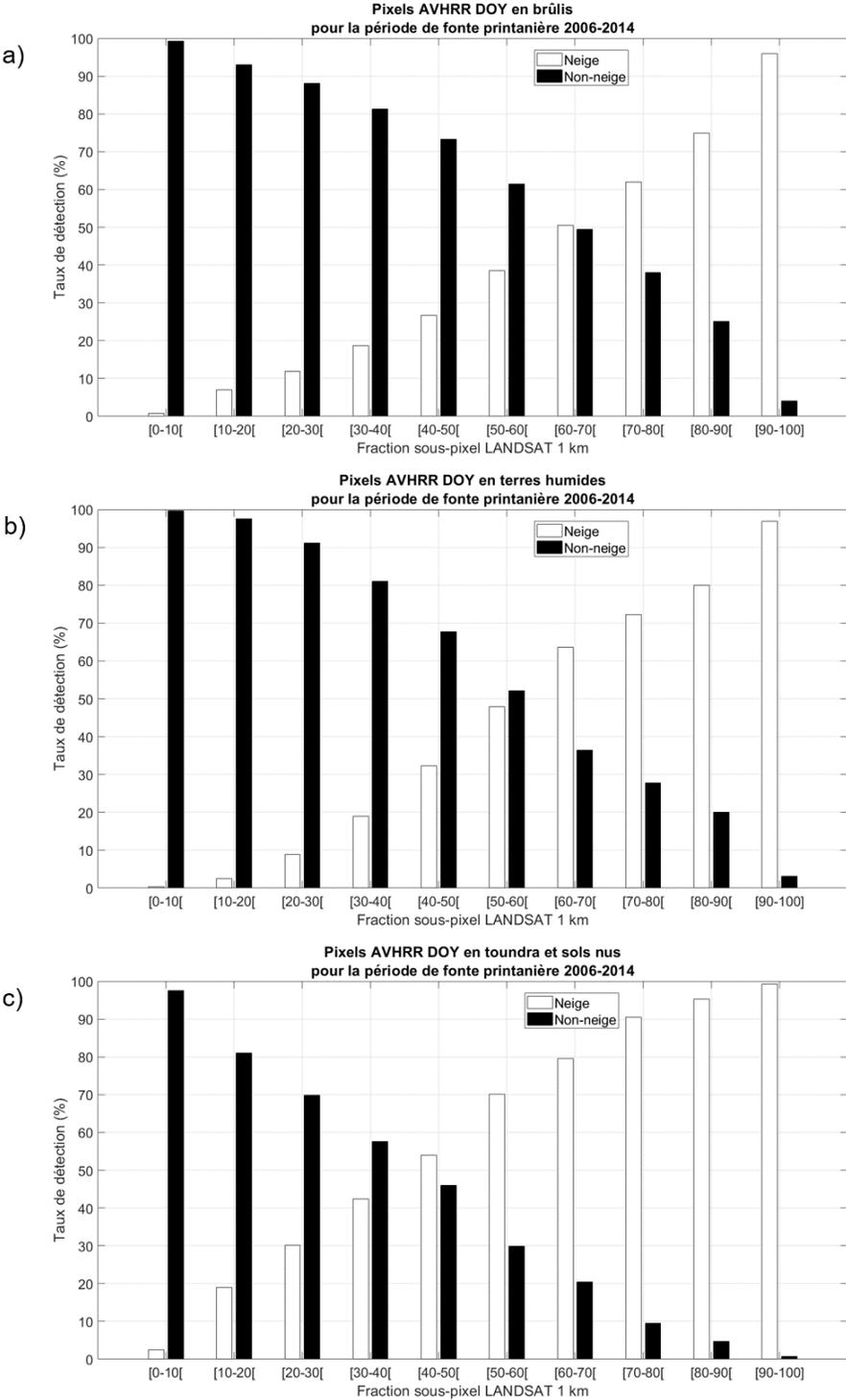


Figure 4-6. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

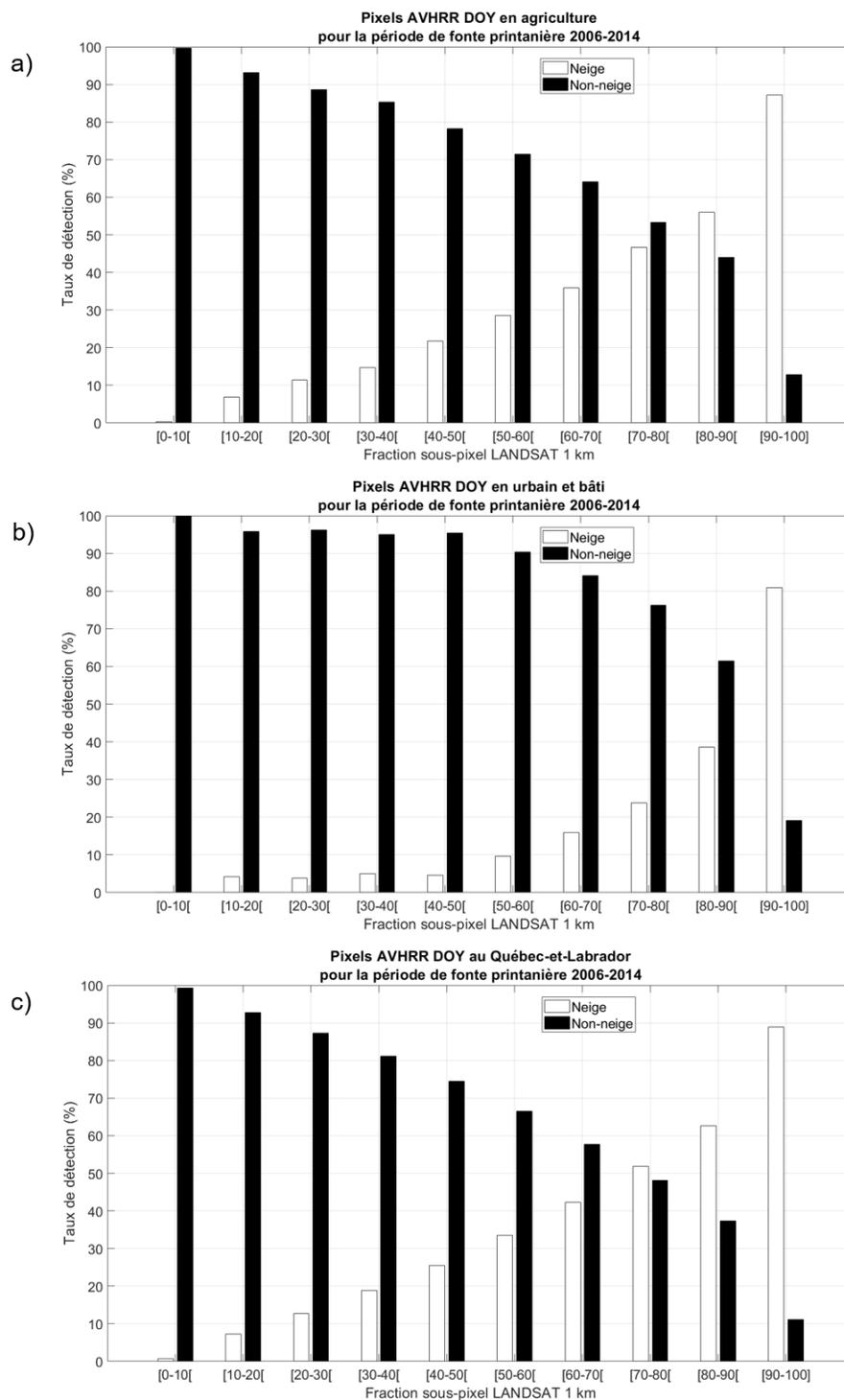


Figure 4-7. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les résultats détaillés et de synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR DOY à la résolution spatiale de 4 km sont présentés en annexe dans les Tableau 11-3 et Tableau 11-4 et les Figure 11-1, Figure 11-2 et Figure 11-3. Les conclusions générales que nous pouvons établir à propos de l'analyse de détectabilité de la neige à 4 km sont sensiblement identiques à celles obtenues à 1 km. Les paramètres de la matrice de confusion et les seuils de détectabilité selon la FSP varient légèrement en raison du rééchantillonnage de la cartographie de la neige à 4 km de résolution spatiale.

4.3.4 Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige MODIS

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse de détectabilité de la neige du produit de neige MODIS à la résolution spatiale de 1 km est présenté en annexe dans le Tableau 11-5.

Le Tableau 4-5 présente les seuils de détection optimaux (SDO) de fraction sous-pixel de neige qui ont été identifiés par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador ainsi que les paramètres d'intérêt de la matrice de confusion leurs étant associés

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégories de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS (Tableau 4-5) sont les suivants :

- Les seuils de détection optimaux (SDO) sont variables selon les catégories de l'occupation du sol. Ils sont compris entre 30% et 50% selon l'occupation du sol.
- Le TSG varie entre 0,91 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol.
- La qualité de la classification atteint les niveaux « bonne » pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus et la forêt mixte et « très bonne » pour les brûlis, les terres humides, la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti. Les niveaux de qualité de classification suggèrent que le produit de neige MODIS est relativement constant pour la détection de la neige sur la région d'étude (la constance est attribuée ici à la présence des niveaux de classification « bonne » et « très bonne »).
- Le coefficient kappa (k) varie entre 0,76 et 0,95 selon la catégorie de l'occupation du sol.
- La qualité de la concordance atteint les niveaux « modérée » pour la forêt de conifères et la forêt mixte et « forte » pour la forêt de feuillus, les brûlis, les terres humides, la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti. Ainsi, le changement de niveau de qualité de la concordance selon les occupations du sol suggère que le produit de neige MODIS manque de robustesse pour la détection de la neige sur la région à l'étude, en particulier pour la forêt de conifères et la forêt mixte.

- Le produit de neige MODIS est en omission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol. Il est en légère omission sur la neige pour les brûlis, la toundra et sols nus et l'agriculture. Il est ni en omission, ni en commission sur la neige (les erreurs sont balancées) pour les terres humides et l'urbain et bâti.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 4-5) :

- Le SDO est de 30% pour la région du Québec-et-Labrador (toutes catégories d'occupation du sol confondues).
- Le TSG est de 0,92 pour la région du Québec-et-Labrador et la qualité de la classification est de niveau « bonne ».
- Le k est de 0,81 pour la région du Québec-et-Labrador et la qualité de la concordance est de niveau « forte ».
- Le produit de neige MODIS est en omission sur la détection de la neige pour la région du Québec-et-Labrador ($1-EO=0,93$ et $1-EC=0,97$, donc en omission sur la neige parce que $1-EO < 1-EC$).

Tableau 4-5. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige MODIS à 1 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	SDO	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	30%	0,92	0,76	0,93	0,87	0,96	0,77	Bonne	Modérée	Omission
Forêt de feuillus	40%	0,93	0,86	0,92	0,95	0,96	0,89	Bonne	Forte	Omission
Forêt mixte	30%	0,91	0,79	0,91	0,90	0,96	0,81	Bonne	Modérée	Omission
Brûlis	50%	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
Terres humides	40%	0,97	0,92	0,98	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Balancée
Toundra et sols nus	50%	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,89	Très bonne	Forte	Omission
Agriculture	50%	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
Urbain et bâti	50%	0,98	0,88	0,88	0,99	0,88	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
Québec-et-Labrador	30%	0,92	0,81	0,93	0,92	0,97	0,82	Bonne	Forte	Omission

Le taux de détection de neige et de non-neige par intervalle de fraction sous-pixel de neige par le produit de neige MODIS par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador est présenté dans les Figure 4-8 à Figure 4-10.

Les principaux constats que l'on peut dégager pour la résolution à 1 km sont les suivants :

- Les seuils de détectabilité de la neige selon la FSP sont variables selon les catégories de l'occupation du sol.
- Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 30% en forêt de conifères (Figure 4-8a), 40% en forêt de feuillus (Figure 4-8b), 30% en forêt mixte (Figure 4-8c), 50% en brûlis (Figure 4-9a), 40% en terres humides (Figure 4-9b), 50% en toundra et sols nus (Figure 4-9c), 50% en agriculture (Figure 4-10a), 50% en urbain et bâti (Figure 4-10b) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 4-10c).
- Il est à remarquer que la classe 20-30% de FSP de la forêt de conifères est entachée d'incertitude dans la mesure où la détection de la neige et de la non-neige se fait dans une proportion de 50%-50%.
- Les seuils de détectabilité de neige selon la FSP identifiés pour le produit de neige MODIS sont inférieurs ou égaux au 50% normalement attendu.
- Ainsi, pour la région à l'étude, la présence du couvert nival saisonnier est habituellement détectée correctement à partir d'une fraction sous-pixel de neige de 50%, mais elle peut l'être pour des fractions sous-pixel de neige de 40%, voire 30% pour certaines catégories de l'occupation du sol (Figure 4-8, Figure 4-9 et Figure 4-10).
- Pour des seuils de détectabilité selon la FSP passés les 50%, le produit de neige MODIS passe à un statut balancé entre l'omission et la commission sur la neige ($EO \approx EC$) ou alors il bascule de l'omission à la commission sur la neige (voir la colonne « conclusion sur la neige » dans le Tableau 11-5).
- Le produit de neige MODIS permet une détection adéquate de la présence de neige sur la région du Québec-et-Labrador lorsque le couvert nival saisonnier occupe au moins 30% de la superficie d'un pixel de 1 km (Figure 4-10c), autrement il détecte de la non-neige (omission) lorsqu'il occupe moins de 30% de la superficie du pixel.
- Ce produit est adapté pour la cartographie des couvertures neigeuses spatialement continues ($FSP \geq 50\%$) et spatialement discontinues ($FSP < 50\%$), en particulier celles qui sont légèrement discontinues.

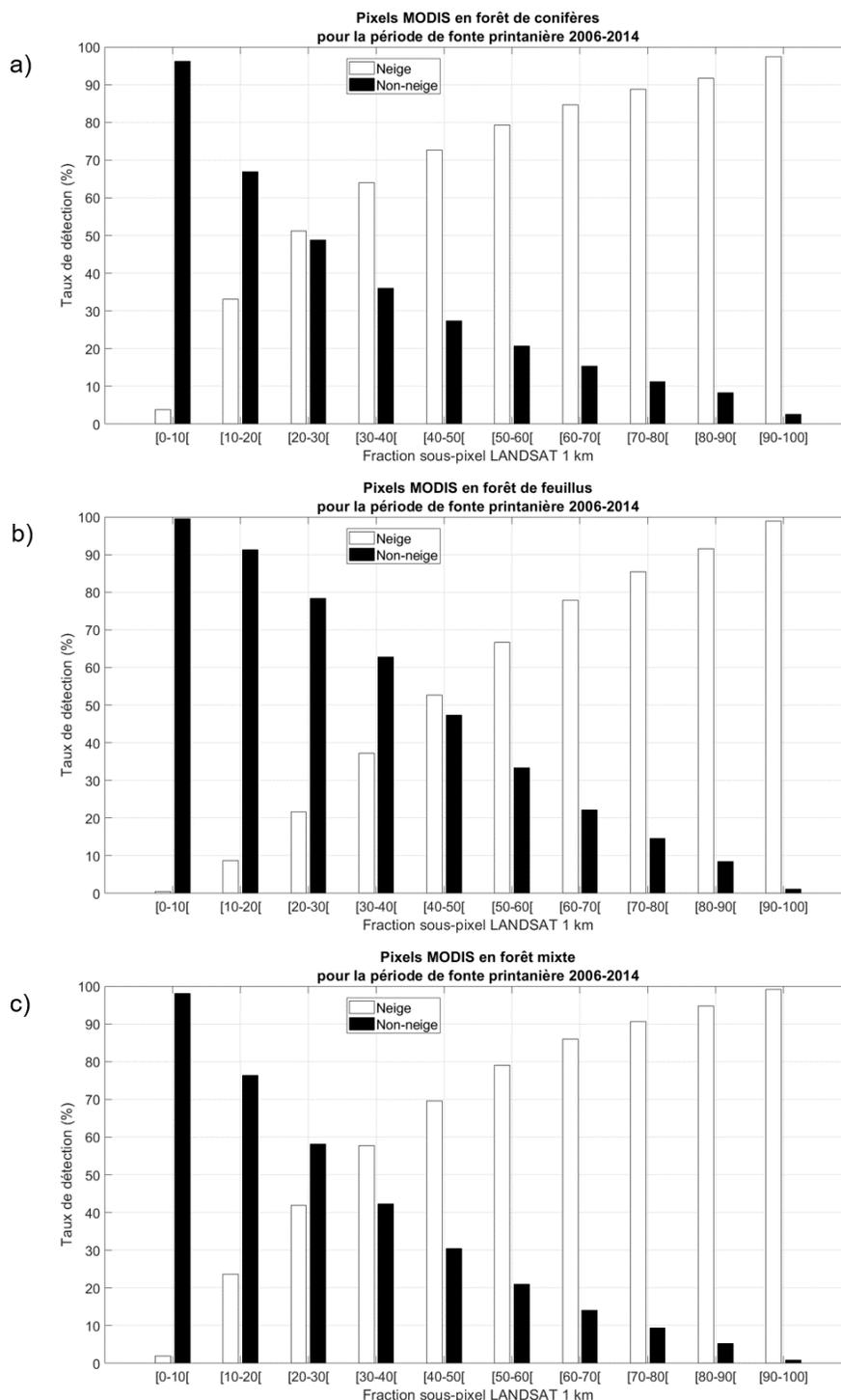


Figure 4-8. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

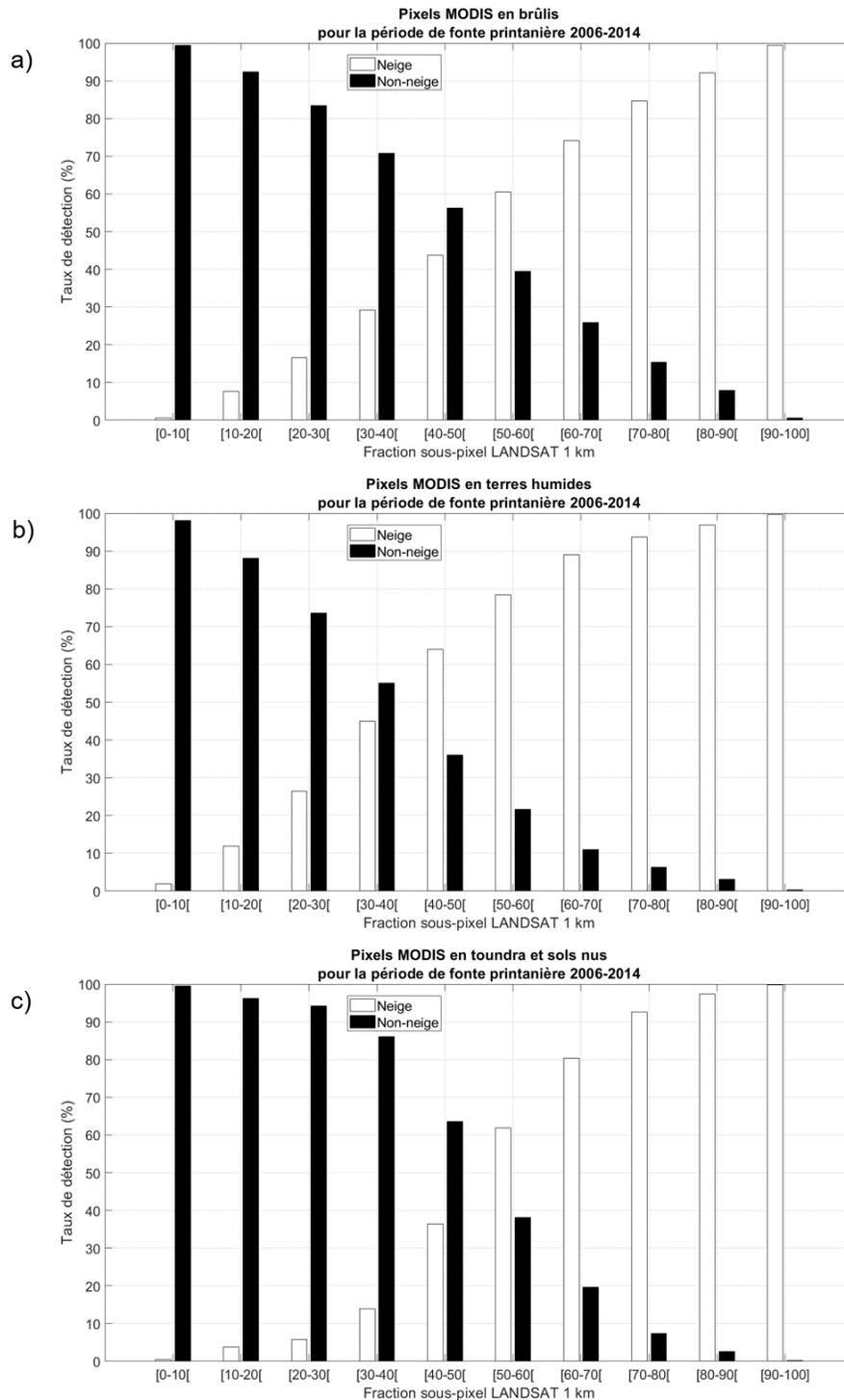


Figure 4-9. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

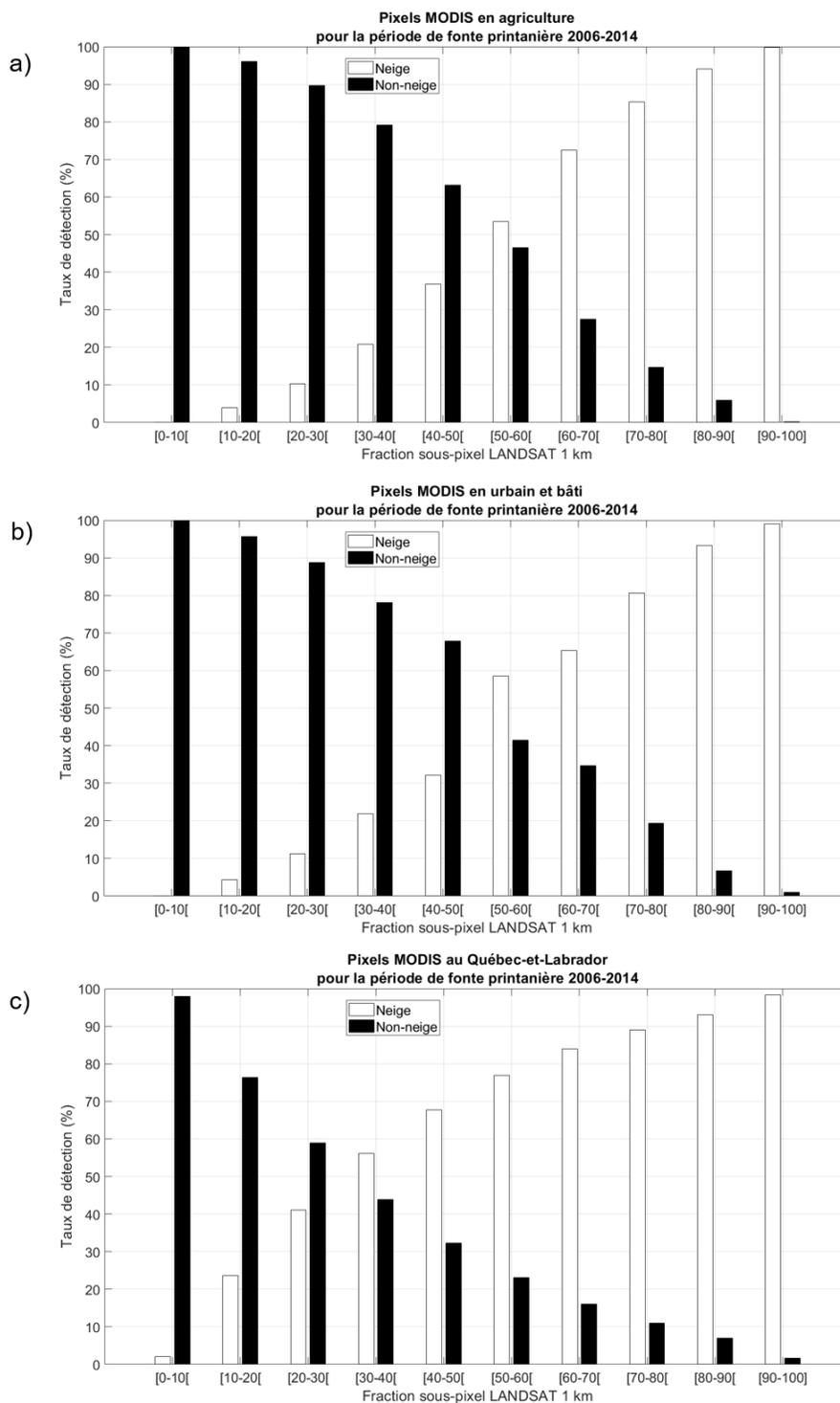


Figure 4-10. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 1 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les résultats détaillés et de synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige du produit de neige MODIS à la résolution spatiale de 4 km sont présentés en annexe dans les Tableau 11-5 et Tableau 11-6 et les Figure 11-4, Figure 11-5 et Figure 11-6. Les conclusions générales que nous pouvons établir à propos de l'analyse de détectabilité de la neige à 4 km sont sensiblement identiques à celles obtenues à 1 km. Les paramètres de la matrice de confusion et les seuils de détectabilité selon la FSP varient légèrement en raison du rééchantillonnage de la cartographie de la neige à 4 km de résolution spatiale.

4.3.5 Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige IMS

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse de détectabilité de la neige du produit de neige IMS à la résolution spatiale de 1 km est présenté en annexe dans le Tableau 11-8.

Le Tableau 4-6 présente les seuils de détection optimaux (SDO) de fraction sous-pixel de neige qui ont été identifiés par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador ainsi que les paramètres d'intérêt de la matrice de confusion leurs étant associés

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégories de l'occupation du sol pour le produit de neige IMS (Tableau 4-6) sont les suivants :

- Les seuils de détection optimaux (SDO) sont constants selon les catégories de l'occupation du sol pour le produit de neige IMS. Ils sont de 10% pour chaque catégorie de l'occupation du sol.
- Le TSG varie entre 0,79 et 0,98 selon la catégorie de l'occupation du sol.
- La qualité de la classification atteint les niveaux « bonne » pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus, la forêt mixte, les brûlis et l'agriculture et « très bonne » pour les terres humides et la toundra et sols nus, mais par contre elle atteint le niveau « passable » pour l'urbain et bâti. Les niveaux de qualité de classification « bonne » et « très bonne » selon les occupations du sol suggèrent que le produit de neige IMS est relativement constant pour la détection de la neige sur la région d'étude (la constance est attribuée ici à la présence des niveaux de classification « bonne » et « très bonne ») à l'exception de la catégorie urbain et bâti où la qualité de classification se détériore significativement (le niveau de qualité de classification est « passable »).
- Le coefficient kappa (k) varie entre 0,58 et 0,82 selon la catégorie de l'occupation du sol.
- La qualité de la concordance atteint les niveaux « modérée » pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus, la forêt mixte, les brûlis, la toundra et sols nus et l'urbain et bâti et « forte » pour les terres humides et l'agriculture. Ainsi, le changement de niveau de qualité de la

concordance selon les occupations du sol suggère que le produit de neige IMS manque de robustesse pour la détection de la neige sur la région à l'étude.

- Son manque de robustesse se distingue de MODIS dans la mesure où la robustesse de IMS est 6/8 catégories en « modérée » vs 2/8 catégories en « forte » alors que MODIS est 6/8 catégories en « forte » vs 2/8 catégories en « modérée ».
- Le produit de neige IMS est en commission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 4-6) :

- Le SDO est de 10% pour la région du Québec-et-Labrador (toutes catégories d'occupation du sol confondues).
- Le TSG est de 0,94 pour la région du Québec-et-Labrador et la qualité de la classification est de niveau « bonne ».
- Le k est de 0,79 pour la région du Québec-et-Labrador et la qualité de la concordance est de niveau « modérée ».
- Le produit de neige IMS est en commission sur la détection de la neige pour la région du Québec-et-Labrador ($1-EO=0,98$ et $1-EC=0,95$, donc en commission sur la neige parce que $1-EC < 1-EO$).

Tableau 4-6. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige IMS à 4 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	SDO	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	10%	0,94	0,75	0,97	0,75	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Commission
Forêt de feuillus	10%	0,92	0,79	0,97	0,79	0,91	0,92	Bonne	Modérée	Commission
Forêt mixte	10%	0,94	0,79	0,97	0,79	0,95	0,88	Bonne	Modérée	Commission
Brûlis	10%	0,94	0,78	0,98	0,74	0,95	0,91	Bonne	Modérée	Commission
Terres humides	10%	0,96	0,85	0,98	0,84	0,97	0,92	Très bonne	Forte	Commission
Toundra et sols nus	10%	0,98	0,63	0,99	0,57	0,98	0,74	Très bonne	Modérée	Commission
Agriculture	10%	0,91	0,82	0,97	0,87	0,83	0,98	Bonne	Forte	Commission
Urbain et bâti	10%	0,79	0,58	0,99	0,72	0,58	1,00	Passable	Modérée	Commission
Québec-et-Labrador	10%	0,94	0,79	0,98	0,78	0,95	0,88	Bonne	Modérée	Commission

Le taux de détection de neige et de non-neige par intervalle de fraction sous-pixel de neige par le produit de neige IMS par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador est présenté dans les Figure 4-11 à Figure 4-13.

Les principaux constats que l'on peut dégager pour la résolution à 4 km sont les suivants :

- Les seuils de détectabilité de la neige selon la FSP sont constants selon les catégories de l'occupation du sol. Ils sont de 10% de FSP pour chaque catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador (Figure 4-11 à Figure 4-13).
- Les seuils de détectabilité de neige selon la FSP identifiés pour le produit de neige IMS sont inférieurs au 50% normalement attendu. Le produit de neige IMS est en mesure de détecter correctement la présence des couverts nival saisonniers fragmentés, c'est-à-dire pour une FSP de 10% et plus.
- Le produit de neige IMS permet une détection adéquate de la présence de neige sur la région du Québec-et-Labrador lorsque le couvert nival saisonnier occupe au moins 10% de la superficie d'un pixel de 4 km (Figure 4-13c).
- Ce produit est adapté pour la cartographie des couvertures neigeuses spatialement continues (FSP \geq 50%) et spatialement discontinues (FSP < 50%), en particulier celles qui sont fortement discontinues.

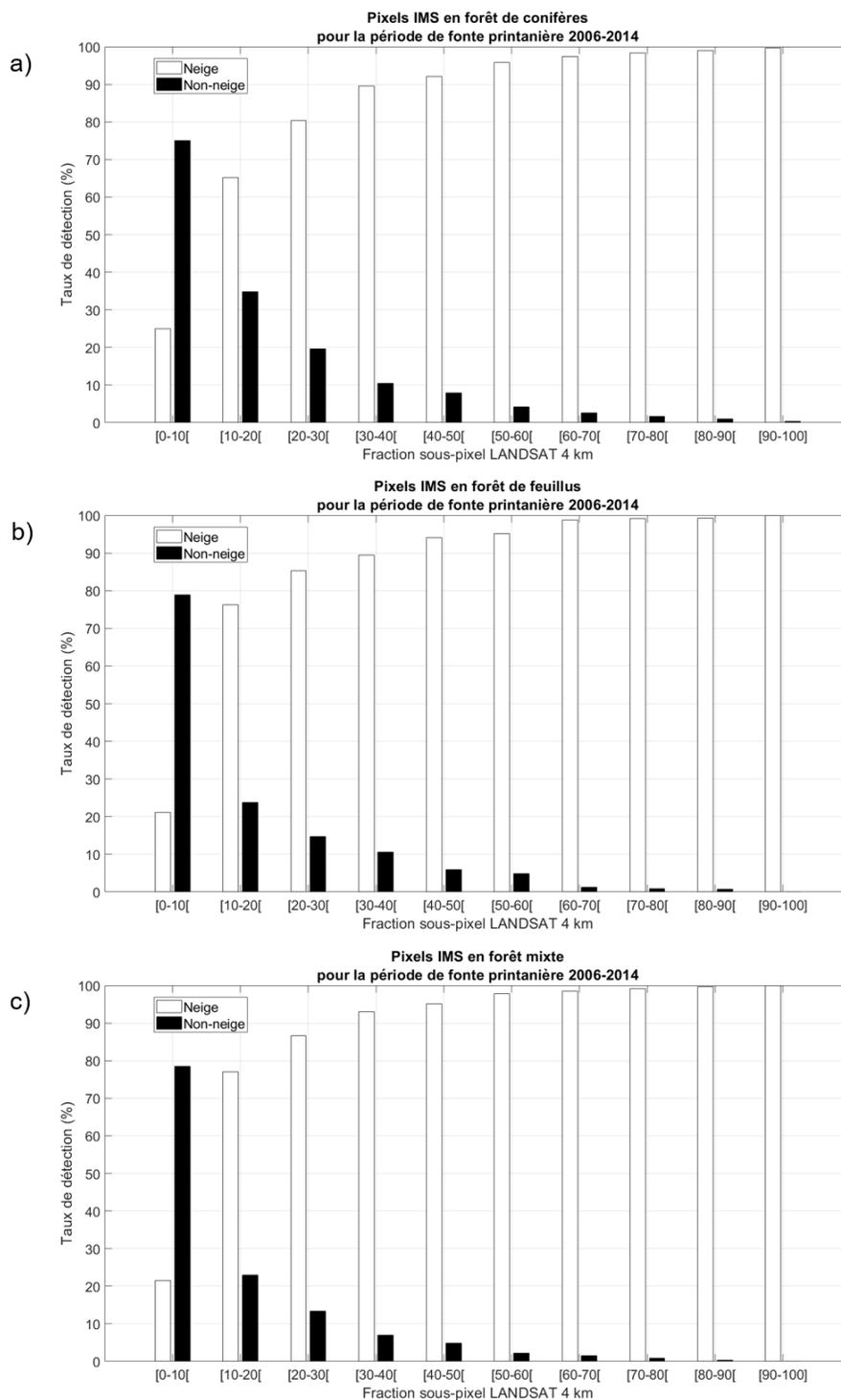


Figure 4-11. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par IMS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

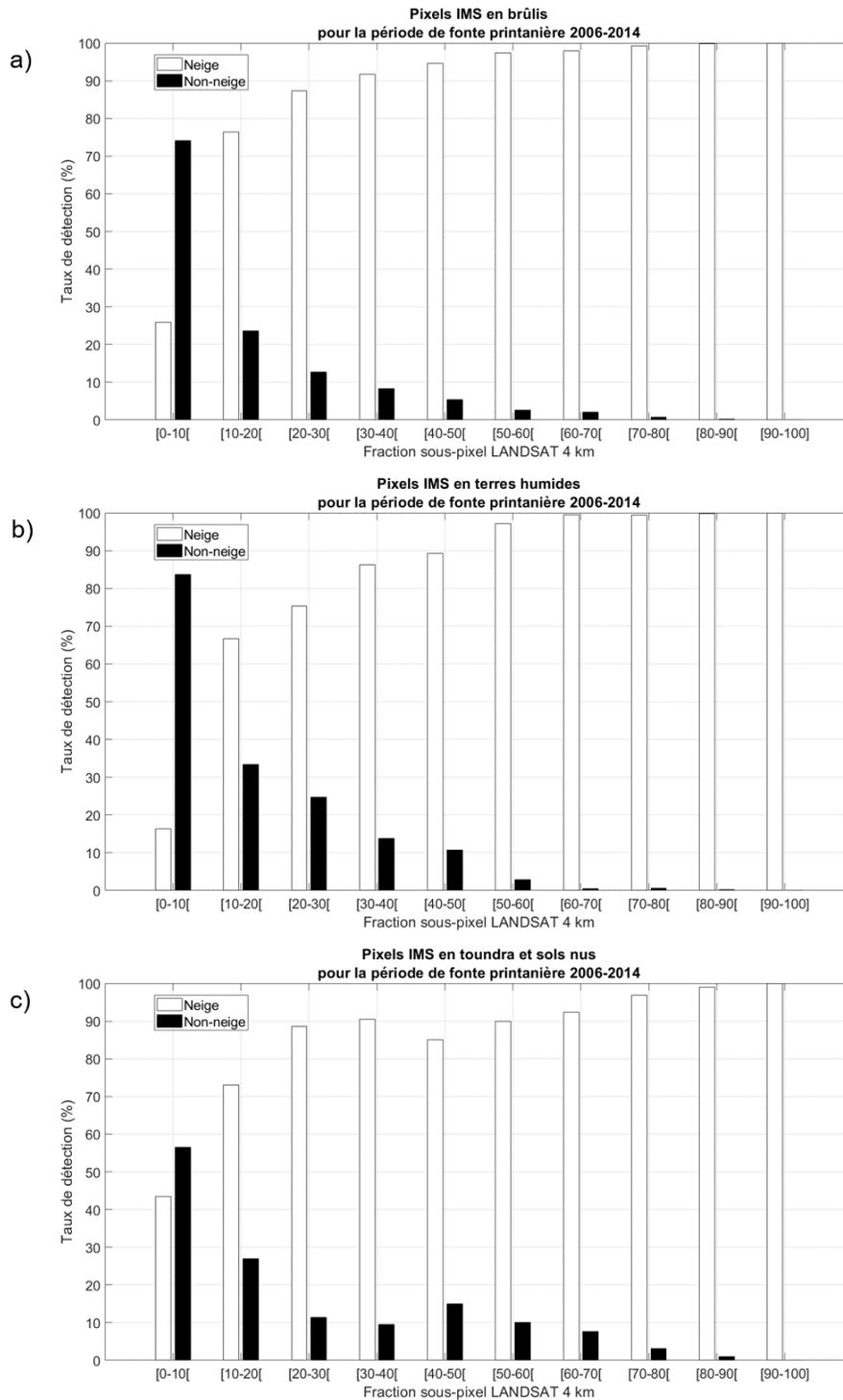


Figure 4-12. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par IMS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

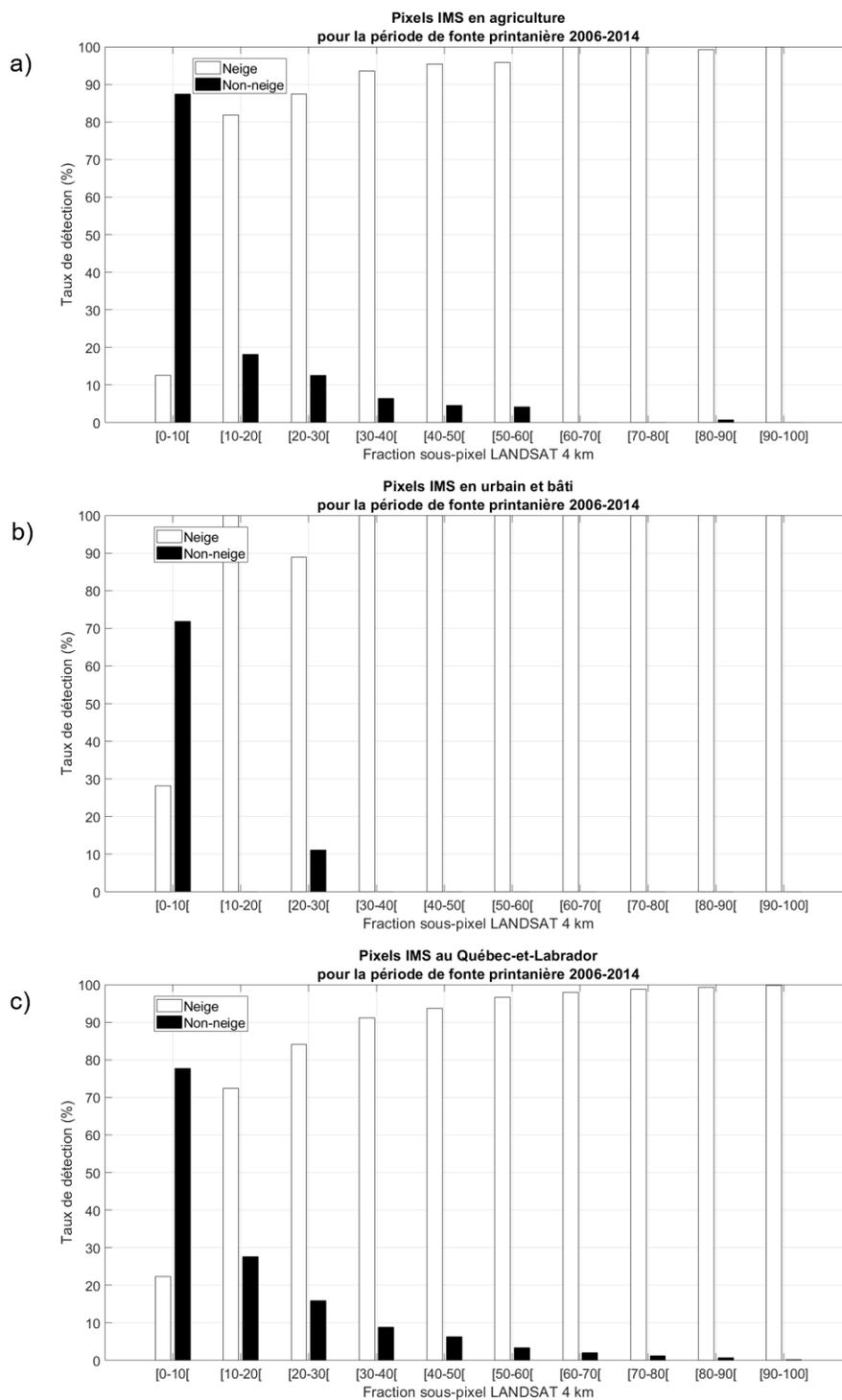


Figure 4-13. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l’occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par IMS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

4.3.6 *Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador*

Suite à l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur chacun des produits de neige à l'étude, il est possible de conclure que le produit opérationnel de neige MODIS est le produit de neige le plus performant sur la région du Québec-et-Labrador. Il présente les taux de succès global de classification et les coefficients kappa par catégories de l'occupation du sol les plus élevés parmi les trois produits de neige analysés. Il a été identifié comme le produit de neige le plus constant et le plus robuste d'une catégorie de l'occupation du sol à l'autre (§4.3.4). Le produit opérationnel de neige IMS se classe au second rang avec des taux de succès global de classification et des coefficients kappa inférieurs à ceux qui ont été calculés pour MODIS. Il a été identifié comme relativement constant et robuste d'une catégorie de l'occupation du sol à l'autre à l'exception de la catégorie de l'urbain et bâti où il présente la performance la plus faible parmi les produits de neige à l'étude (§4.3.5). Le produit de neige AVHRR DOY se classe au dernier rang avec des taux de succès global de classification et les coefficients kappa par catégories de l'occupation du sol les moins élevés parmi les produits de neige à l'étude. Il a été identifié comme le produit de neige le moins constant et le moins robuste d'une catégorie de l'occupation du sol à l'autre (§4.3.3). Ses lacunes de classification ont été observées pour les catégories d'occupation du sol forestières, c'est-à-dire la forêt de conifères, la forêt de feuillus et la forêt mixte, ce qui est non-négligeable en raison de la superficie qu'elles occupent sur la région à l'étude.

Les seuils de détection optimaux ainsi identifiés par catégories l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS (Tableau 4-5) ont été retenus comme référence et seront appliqués comme seuils de détectabilité spécifique dans le cadre de l'analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador. Les seuils de détectabilité spécifique ainsi identifiés sont plus optimaux comparativement à un seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige (e.g. seuil utilisé pour déterminer la présence ou l'absence de neige sur la cartographie de référence lors du calcul de la matrice de confusion). Le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige a été appliqué sur chaque catégorie de l'occupation du sol pour tous les produits de neige. Il est à noter que les résultats de cette analyse comparative seront présentés brièvement à titre indicatif pour le lecteur.

Notice au lecteur :

Seuls les résultats de l'analyse comparative de validation des produits de neige à la résolution spatiale de 4 km seront présentés dans cette section. Ceci est fait afin d'éviter les répétitions de contenu pouvant survenir entre les résolutions de 1 km et 4 km. Il est question de présenter un portrait complet de la performance des produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS sur la région du Québec-et-Labrador.

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY et MODIS à la résolution spatiale de 1 km est disponible en annexe dans le Tableau 11-9. Le Tableau 11-10 résume les résultats de l'analyse comparative de validation réalisée sur les pixels de validation en commun aux produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Les paramètres de la matrice de confusion par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour les produits de neige AVHRR DOY et MODIS sont sensiblement les mêmes entre les résolutions spatiales de 1 km et 4 km. Ils varient légèrement en raison du rééchantillonnage de leurs cartographies d'origine.

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km est disponible en annexe dans le Tableau 11-11.

Le Tableau 4-7 résume les résultats de l'analyse comparative de validation réalisée sur les pixels de validation en commun aux produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégories de l'occupation du sol pour les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS sont les suivants (Tableau 4-7) :

- Le TSG varie entre 0,71 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR DOY.
- Le TSG varie entre 0,91 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le TSG varie entre 0,73 et 0,97 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige IMS.

- Le k varie entre 0,46 et 0,88 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR DOY.
- Le k varie entre 0,79 et 0,97 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le k varie entre 0,22 et 0,82 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige IMS.
- Le produit opérationnel de neige MODIS est le plus performant parmi les produits de neige comparés avec des taux de succès global de classification supérieurs à 0,90 ainsi que des coefficients kappa supérieurs à 0,80 pour toutes les catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador (Tableau 4-7 et Figure 4-14).
- Le produit opérationnel de neige IMS ainsi que le produit de neige AVHRR DOY présentent une performance intermédiaire et sont en alternance de performance selon les catégories de l'occupation du sol. Par exemple, IMS est plus performant que AVHRR DOY dans la forêt de conifères et la forêt mixte alors que c'est l'inverse dans les autres catégories de l'occupation du sol où AVHRR DOY est plus performant que IMS.
- L'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale indique que les produits de neige AVHRR DOY et MODIS sont en omission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol tandis que le produit de neige IMS est en commission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol.
- Il est possible de conclure que les produits de neige AVHRR DOY et MODIS sous-estiment la présence du couvert nival saisonnier alors que le produit de neige IMS surestime plutôt sa présence.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 4-7) :

- Le TSG est de 0,78 et le k est de 0,57 pour le produit de neige AVHRR DOY.
- Le TSG est de 0,93 et le k est de 0,84 pour le produit de neige MODIS.
- Le TSG est de 0,88 et le k est de 0,70 pour le produit de neige IMS.
- Il est possible de classer les produits de neige comparés selon leur performance : MODIS (TSG=0,93 et k =0,84), IMS (TSG=0,88 et k =0,70) et AVHRR DOY (TSG=0,78 et k =0,57) (Figure 4-14).
- L'écart de TSG et de k qui existe entre les produits de neige AVHRR DOY et MODIS est de 0,12 et 0,24 respectivement sur la région du Québec-et-Labrador où l'avantage est en faveur de MODIS. **L'écart de TSG et de k est jugé significatif.**

- L'analyse comparative de validation à 4 km indique que les produits de neige AVHRR DOY et MODIS sont tous les deux en omission en ce qui concerne la détection de la neige sur la région du Québec-et-Labrador. Le produit de neige IMS est au contraire en commission en ce qui concerne la détection de la neige sur la région du Québec-et-Labrador.

Tableau 4-7. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,75	0,48	0,68	0,97	0,99	0,48	Passable	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,84	0,69	0,72	0,99	0,99	0,75	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,71	0,46	0,58	0,99	0,99	0,52	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,97	0,99	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,92	0,82	0,89	1,00	1,00	0,78	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,88	0,99	0,90	0,99	0,87	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,95	0,86	0,81	1,00	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,60	0,44	1,00	1,00	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,78	0,57	0,69	0,98	0,99	0,59	Passable	Modérée	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,92	0,79	0,92	0,93	0,98	0,77	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,93	0,87	0,92	0,95	0,96	0,90	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,91	0,81	0,90	0,94	0,97	0,81	Bonne	Forte	Omission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,95	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,98	0,96	0,98	0,98	0,99	0,96	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,95	1,00	0,96	1,00	0,94	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,99	0,97	0,98	0,99	0,98	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
	Urbain et bâti	0,99	0,87	0,78	1,00	1,00	0,99	Très bonne	Forte	Omission
	Québec-et-Labrador	0,93	0,84	0,92	0,95	0,98	0,84	Bonne	Forte	Omission
IMS	Forêt de conifères	0,90	0,69	0,98	0,64	0,90	0,91	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,83	0,65	0,99	0,64	0,77	0,98	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Forêt mixte	0,88	0,68	0,99	0,64	0,86	0,95	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,88	0,67	1,00	0,60	0,85	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Terres humides	0,93	0,82	1,00	0,77	0,92	0,99	Bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,97	0,60	1,00	0,45	0,97	0,97	Très bonne	Modérée	Commission
	Agriculture	0,87	0,70	1,00	0,82	0,66	1,00	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Urbain et bâti	0,73	0,22	1,00	0,71	0,18	1,00	Passable	Faible	Commission
	Québec-et-Labrador	0,88	0,70	0,99	0,66	0,87	0,95	Satisfaisante	Modérée	Commission

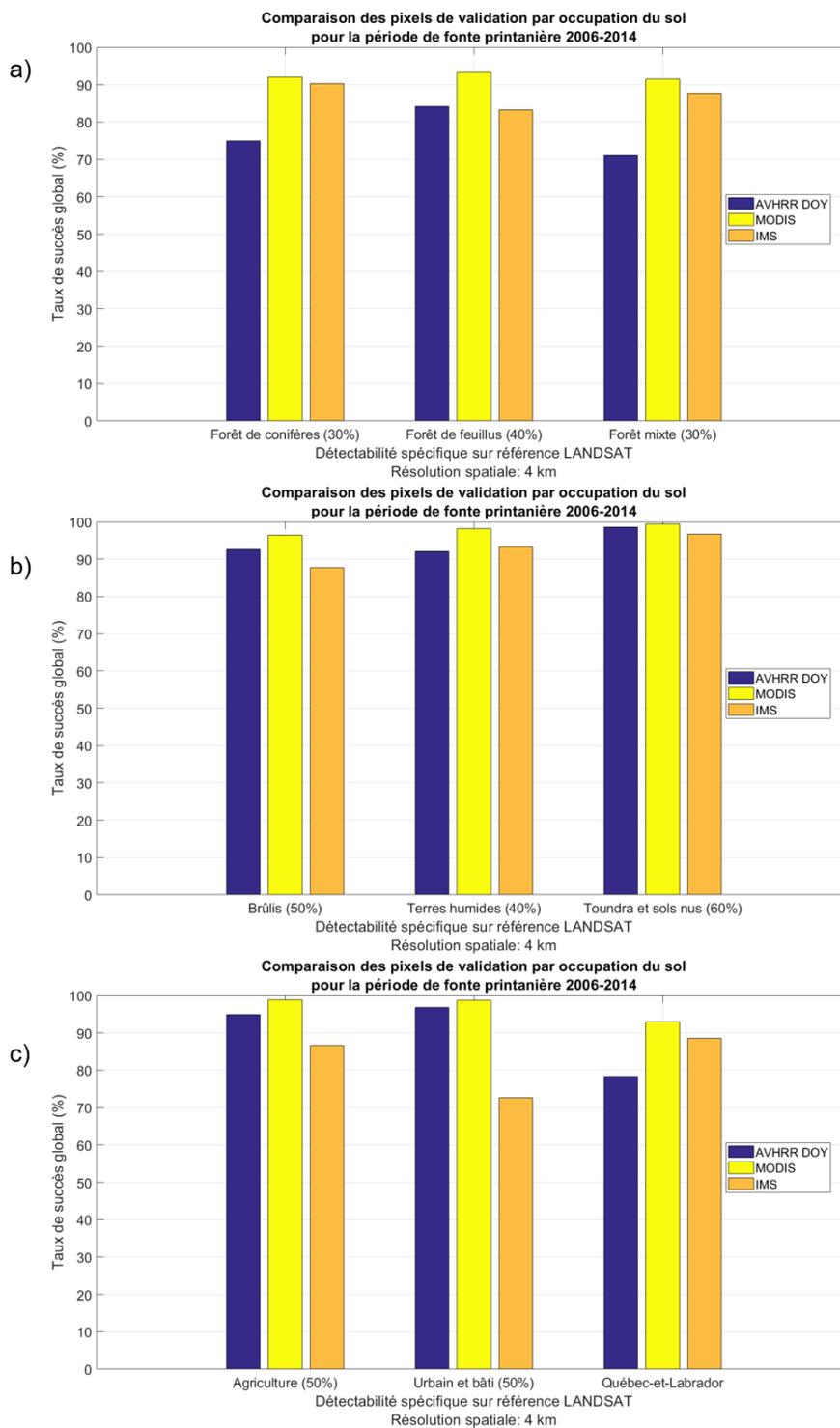


Figure 4-14. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige a été appliqué sur chaque catégorie de l'occupation du sol pour tous les produits de neige.

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY et MODIS à la résolution spatiale de 1 km avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige et le tableau synthèse de cette analyse sont disponibles en annexe dans les Tableau 11-12 et Tableau 11-13.

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige et le tableau synthèse de cette analyse sont disponibles en annexe dans les Tableau 11-14 et Tableau 11-15.

Les résultats de l'analyse comparative de validation avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige (Tableau 11-15) diffèrent légèrement de ceux qui ont été obtenus par l'application des seuils de détectabilité optimaux variables selon l'occupation du sol (Tableau 4-7).

Il est possible d'établir les constats suivants sur la région du Québec-et-Labrador :

- Le TSG est de 0,82 et le k est de 0,65 pour le produit de neige AVHRR DOY avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.
- Le TSG est de 0,92 et le k est de 0,82 pour le produit de neige MODIS avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.
- Le TSG est de 0,84 et le k est de 0,61 pour le produit de neige IMS avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.

Le classement des produits de neige demeure le même que celui qui a été établi précédemment, c'est-à-dire MODIS (TSG=0,92 et k =0,82), IMS (TSG=0,84 et k =0,61) et AVHRR DOY (TSG=0,82 et k =0,65) (le classement de IMS et AVHRR DOY pourrait changer si on favorise k comme indicateur par rapport au TSG).

Les conclusions de cette analyse comparative de validation sont :

- Le produit de neige AVHRR DOY est en omission sur la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol.
- Le produit de neige IMS est en commission sur la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol.
- Le produit de neige MODIS passe toutefois de l'omission à la commission sur la neige en forêt de conifères, en forêt de feuillus, en forêt mixte et en terres humides.

4.4 Discussion

L'algorithme AVHRR DOY a été validé initialement sur la période de fonte printanière 1988 à 1999 à l'aide des observations de neige de 20 stations météorologiques d'Environnement Canada. Plus particulièrement, Chokmani *et al.* (2013) ont obtenu un taux de succès global de classification de 0,90, une erreur d'omission de 0,13 sur la neige, une erreur de commission de 0,11 sur la neige, une erreur d'omission de 0,08 sur la non-neige et une erreur de commission de 0,09 sur la non-neige. Le coefficient kappa est de 0,79. Les résultats de validation ont indiqué que l'algorithme AVHRR DOY est plus affecté par les erreurs d'omission sur la neige que la détection des surfaces sans neige (0,13 vs 0,08) (Chokmani *et al.*, 2013).

Dans le cadre de la présente étude, l'algorithme AVHRR DOY a été validé sur la période de fonte printanière 2006 à 2014 à l'aide des images de haute résolution spatiale LANDSAT. Ainsi, pour cette période de validation et le type de données de validation, le taux de succès global de classification est de 0,78, l'erreur d'omission est de 0,31 sur la neige, l'erreur de commission est de 0,01 sur la neige, l'erreur d'omission est de 0,02 sur la non-neige et l'erreur de commission est de 0,41 sur la non-neige. Le coefficient kappa est de 0,57. **Les résultats de validation indiquent une dégradation de la performance de classification par l'algorithme AVHRR DOY sur la région du Québec-et-Labrador.** Ce constat est attendu dans la mesure où la validation a été conduite sur des données de validation de nature différentes (stations météorologiques : données ponctuelles vs imagerie LANDSAT : données spatialisées) et sur deux périodes de validation différentes (1988 à 1999 vs 2006 à 2014). La conclusion de Chokmani *et al.* (2013) concernant l'algorithme AVHRR DOY demeure encore d'actualité, c'est-à-dire qu'il est plus affecté par les erreurs d'omission sur la neige que la détection des surfaces sans neige.

D'après les résultats de l'analyse comparative de validation, il est possible de conclure que la version actuelle de l'algorithme AVHRR DOY n'est pas adaptée pour effectuer la cartographie quotidienne de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador à partir des données du capteur AVHRR, ni pour établir une climatologie de la neige. Il est donc nécessaire de développer une nouvelle version de l'algorithme AVHRR qui s'adapte aux conditions actuelles et locales.

En général, pour les produits de neige validés, les catégories de l'occupation du sol forestières, c'est-à-dire **la forêt de conifères, la forêt de feuillus et la forêt mixte, sont les plus entachées par les erreurs de classification** par rapport aux autres catégories de l'occupation du sol.

Ce constat est en accord avec les conclusions établies par Simic *et al.* (2003) et Simic *et al.* (2004) concernant la performance du produit opérationnel de neige MODIS en forêt boréale canadienne. La détection de la neige est plus ardue en forêt boréale et la précision de la classification de la neige est affectée par la fraction de neige (se référer au contenu de la Figure 5 dans l'article de Simic *et al.* (2004)). Par contre, il est important de mentionner que l'étude de Simic *et al.* (2004) portait sur la validation de la collection 3 du produit opérationnel de neige MODIS à l'aide des observations de neige pour plus de 2000 stations météorologiques réparties au Canada acquises durant la période hivernale de 2001; les résultats de validation tels que présentés ici concernent la collection 5 du produit opérationnel de neige MODIS et celle-ci a été réalisée à partir d'images satellitaires de haute résolution spatiale LANDSAT.

La problématique concernant la détection de la neige en forêt boréale est encore d'actualité pour la région du Québec-et-Labrador. Elle a été clairement démontrée pour l'algorithme AVHRR DOY et elle affecte aussi dans une certaine mesure le produit opérationnel de neige MODIS.

Nos résultats de validation du produit opérationnel de neige MODIS sont en accord avec les études de validation sur les secteurs des Alpes Européennes et des Pyrénées à l'aide des images de haute résolution spatiale LANDSAT de Notarnicola *et al.* (2013b) et Gascoin *et al.* (2015). Ainsi, le produit MODIS affiche une précision globale (autre terme qui désigne le taux de succès global de classification) plus faible en forêt : elle a été établie à 88,1% en forêt comparativement à 93,6% pour les zones situées en dehors de la forêt. Aussi, le produit MODIS est en omission sur la neige en forêt (Notarnicola *et al.*, 2013b). Par ailleurs, Gascoin *et al.* (2015) ont validé les produits de neige MOD10A1 et MYD10A1 à l'aide de 157 images LANDSAT couvrant la période 2002 à 2012. Ils ont obtenu une précision globale de 0,96 ($k=0,85$) pour le produit de neige MOD10A1 et 0,95 ($k=0,81$) pour le produit de neige MYD10A1 sur le secteur des Pyrénées. Les précisions globales et les coefficients kappa sont plus faibles en forêt mais le taux d'accord (k) demeure toutefois de niveau acceptable (MOD10A1 : OA=0,96, $k=0,85$, MYD10A1 : OA=0,95, $k=0,67$) (Gascoin *et al.*, 2015). Nos valeurs de précision globale pour les forêts (OA=0,92, OA=0,93 et OA=0,91) sont plus faibles que celles observées par Gascoin *et al.* (2015), ce qui pourrait s'expliquer par les caractéristiques de relief entre les deux régions étudiées ainsi que les conditions particulières d'enneigement selon la date de validation. Nos valeurs de kappa ($k=0,79$, $k=0,87$ et $k=0,81$) sont d'étendue comparable à ceux de Gascoin *et al.* (2015) pour le produit de neige MOD10A1; le produit de neige MOD10A1 a été priorisé sur MYD10A1 dans notre étude de validation, ce qui explique possiblement pourquoi les valeurs de kappa de notre étude sont plus proches de MOD10A1 que ceux de MYD10A1.

En ce qui concerne le produit opérationnel de neige IMS, il s'agit de la première étude de validation de ce genre sur la région du Québec-et-Labrador.

Le produit opérationnel de neige IMS a été validé aux États-Unis à l'aide des mesures de neige au sol du réseau SNOTEL. Chen et al. (2012) ont obtenu des précisions globales quotidiennes comprises entre 80% et 90% sur la période 2006 à 2010 entre les stations de mesure de neige SNOTEL et les résultats cartographiques du produit IMS. Par ailleurs, Chen *et al.* (2014) ont validé le produit IMS à partir de 47 images LANDSAT-ETM+ couvrant la période 2008 à 2011 situées en Chine. La validation a été réalisée en fonction de l'occupation du sol où quatre groupes ont été formés : agriculture (*croplands*), herbes (*grasslands*), sols nus (*barelands*) et forêts (*forests*). Ils ont obtenu une précision globale de 81,8% pour les sols nus, 79,9% pour l'agriculture, 74,1% pour les herbes et 66,8% pour les forêts (Chen *et al.*, 2014). L'occupation du sol, l'épaisseur du couvert de neige et la pente sont des facteurs qui ont un impact sur la performance du produit opérationnel de neige IMS en Chine.

Yang *et al.* (2015) ont obtenu une précision globale moyenne de 91,05%, 91,08% et 79,23% pour la validation des produits de neige MOD10A1, MYD10A1 et IMS sur le secteur du Plateau Tibétain à l'aide de 18 images LANDSAT couvrant la période 2007 à 2010. Il ressort alors de cette étude que les produits de neige MOD10A1 et MYD10A1 génèrent des erreurs de sous-estimation plus élevées que les erreurs de surestimation, suggérant alors que les deux produits de neige MODIS peuvent sous-estimer la présence de neige. Par contre, pour le produit de neige IMS, l'erreur de surestimation est plus élevée que l'erreur de sous-estimation, suggérant alors que le produit IMS peut surestimer la présence de neige (Yang *et al.*, 2015). De façon similaire aux travaux réalisés par Chen *et al.* (2014), les auteurs ont validé les produits de neige selon les quatre catégories de l'occupation du sol (sols nus, prairies, agriculture et forêts) à l'aide des observations de neige de 157 stations météorologiques. Ainsi, les produits de neige MOD10A1 et MYD10A1 présentent des précisions globales mensuelles relativement similaires (entre 95%-100%) pour les sols nus, les prairies et l'agriculture. La précision globale mensuelle est plus faible en forêt en raison de l'erreur de surestimation qui affecte cette occupation du sol. La précision globale mensuelle du produit de neige MOD10A1 est de l'ordre de 90%-100% et 75%-100% pour MYD10A1. La précision globale du produit de neige IMS est d'environ 5% plus faible que celle de MODIS en moyenne pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Yang *et al.*, 2015).

Les précisions globales que nous avons obtenu pour le produit opérationnel de neige IMS sur la région du Québec-et-Labrador sont relativement en accord avec les résultats de validation de Chen *et al.* (2012) pour les États-Unis. Toutefois, il semblerait que le produit opérationnel de neige IMS soit plus performant pour les conditions de territoire et d'enneigement de la région du Québec-et-Labrador comparativement à celles de la Chine. Le produit de neige IMS est affecté par l'erreur de commission comme discuté par Yang *et al.* (2015).

Plus encore, nos conclusions sur l'analyse comparative de validation des produits opérationnels de neige MODIS et IMS sur la région du Québec-et-Labrador sont en accord avec les conclusions de Yang *et al.* (2015) et celles établies par Metsämäki *et al.* (2016) dans le cadre de SNOWPEX en ce qui concerne les produits globaux de neige. Le produit MODIS se caractérise par des *F-score* plus élevés selon les classes de neige de Sturm et le type de milieu (forestier vs non-forestier) comparativement au produit IMS (se référer aux panneaux du *F-score* pour les périodes Janvier-Mars et Avril-Juin de la Figure 2 dans Metsämäki *et al.* (2016)); le *F-score* simule le TSG que l'on obtiendrait pour une matrice de confusion équilibrée.

4.5 Sommaire

Le chapitre 4 avait pour objectif la validation spatiale et l'analyse comparative de validation d'une sélection de produits opérationnels de neige pour réaliser la cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. Les produits opérationnels de neige qui ont été sélectionnés sont MODIS et IMS ainsi qu'un algorithme en cours de développement qu'est l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien (AVHRR DOY). Les produits de neige ont été validés à l'aide d'une série de 155 images de haute résolution spatiale LANDSAT.

L'analyse comparative de validation a permis de classer les produits de neige en fonction de leur performance de classification sur la région du Québec-et-Labrador selon l'ordre suivant : MODIS est plus performant et le plus robuste (TSG=0,93 et $k=0,84$), IMS est de performance intermédiaire (TSG=0,88 et $k=0,70$) et AVHRR DOY est le moins performant (TSG=0,78 et $k=0,57$). Les produits de neige MODIS et AVHRR DOY sont en omission sur la détection de la neige alors que le produit de neige IMS est au contraire en commission sur la neige.

L'analyse comparative de validation par catégories de l'occupation du sol a permis d'identifier les milieux problématiques pour la détection de la neige. Pour le produit de neige AVHRR DOY, ce sont les catégories de l'occupation du sol forestières (forêt de conifères, forêt de feuillus et forêt mixte) qui sont les plus problématiques. Pour le produit de neige IMS, ce sont les catégories de l'occupation du sol forestières (forêt de feuillus et forêt mixte) de même que certaines catégories de l'occupation du sol ouvertes et développées telles que les brûlis, l'agriculture et l'urbain et bâti.

Il est impératif que la précision de la classification dans ces milieux soit améliorée et qu'elle atteigne une précision de haute qualité (comme observée actuellement pour MODIS) parce que les catégories de l'occupation du sol forestières occupent une forte proportion de la superficie des provinces du Québec et du Labrador alors que les catégories de l'occupation du sol développées telles l'agriculture et l'urbain et bâti sont des composantes économiques importantes du paysage dans le sud de la province du Québec (elles ne doivent pas être négligées même si elles occupent une faible proportion de la superficie).

L'analyse comparative de validation des produits de neige a permis de démontrer que l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien (AVHRR DOY) ne permet pas réaliser une classification des plus optimales de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador dans sa version actuelle. Le développement de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) comme solution de remplacement de l'algorithme AVHRR DOY semble justifié. Il est prévu que l'algorithme AVHRR TAIR permettra de réaliser une classification plus optimale de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier en raison de l'utilisation de seuils adaptatifs aux conditions locales et actuelles, ce qui permettrait de contourner la limitation rencontrée actuellement par l'utilisation de seuils adaptatifs aux conditions historiques induites par le jour julien. Ces aspects seront abordés plus en détails au chapitre 5.

5. Développement et validation spatiale de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la classification des images NOAA-AVHRR

5.1 Introduction

Ce chapitre est consacré au développement et à la validation de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la classification des images NOAA-AVHRR. Il est validé et comparé aux principaux produits opérationnels de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador et à sa version à seuils adaptatifs au jour julien tels que présentés au chapitre 4. Ce chapitre vise aussi à démontrer la contribution d'une méthode de seuillage adaptative aux conditions géographiques locales et actuelles (e.g. occupation du sol et température de l'air) en comparaison avec une méthode de seuillage adaptative aux conditions géographiques régionales et historiques (e.g. région du Québec-et-Labrador et jour julien).

5.2 Méthodologie

5.2.1 Définition de l'algorithme de classification

L'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR est inspiré de celui développé par Voigt *et al.* (1999). Il a été conçu pour distinguer trois catégories de surfaces sur les images NOAA-AVHRR, c'est-à-dire la neige, la non-neige et les nuages.

L'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR est constitué d'une combinaison de six seuils hiérarchiques, appliqués de manière séquentielle, pour lesquels les paramètres empiriques de seuil ont la particularité d'évoluer en fonction de la **température de l'air** et d'être spécifiques à l'**occupation du sol**. On parle d'un algorithme qui s'adapte à la fois aux conditions actuelles et aux conditions locales.

Les seuils de l'algorithme AVHRR ont été organisés de manière à appliquer les seuils les plus permissifs en premier (température) et les plus sévères en dernier (réflectance dans le visible). Ainsi, un pixel d'une image AVHRR qui réussit à passer à travers tous les seuils de l'algorithme est alors catégorisé comme neige, sinon il est catégorisé comme non-neige ou nuage (Chokmani *et al.*, 2009; Roberge, 2013).

La Figure 5-1 présente la structure de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR adapté à la série KLM. Plus spécifiquement, la Figure 5-1a illustre la structure de l'algorithme de classification pour les images AVHRR avec la bande 3B activée tandis que la Figure 5-1b illustre celle pour les images AVHRR avec la bande 3A activée.

Chaque pixel d'une image AVHRR (avec bande 3B) est testé selon les six critères suivants :

Seuil 1 : Le pixel doit avoir une valeur de température dans la bande 4 d'AVHRR (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 d'AVHRR (T4) supérieure à la température minimale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme nuage (plus froid que la neige).

Seuil 3 : Le pixel doit avoir une différence de température entre les bandes 4 et 5 d'AVHRR (ΔT_{45}) inférieure à celle des voiles nuageux (*cirrus*). Sinon, le pixel est catégorisé comme nuage.

Seuil 4 : Le pixel doit avoir un indice de végétation normalisé ($NDVI = (R1-R2) / (R1+R2)$) 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 d'AVHRR (ΔT_{34}) inférieure à la valeur maximale que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme nuage. Dans le moyen infrarouge, la réflectance de la neige est beaucoup plus basse que celle des nuages, ce qui se traduit par une valeur élevée de ΔT_{34} pour les nuages.

Seuil 6 : Le pixel doit avoir une valeur de réflectance dans la bande 1 d'AVHRR (R1) supérieure à la valeur minimale de réflectance que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme non-neige (plus sombre que la neige). La neige possède une réflectance dans le visible plus élevée que les autres types surfaces terrestres telles que l'eau ou les forêts non-enneigées; (Chokmani *et al.*, 2009; Roberge, 2013).

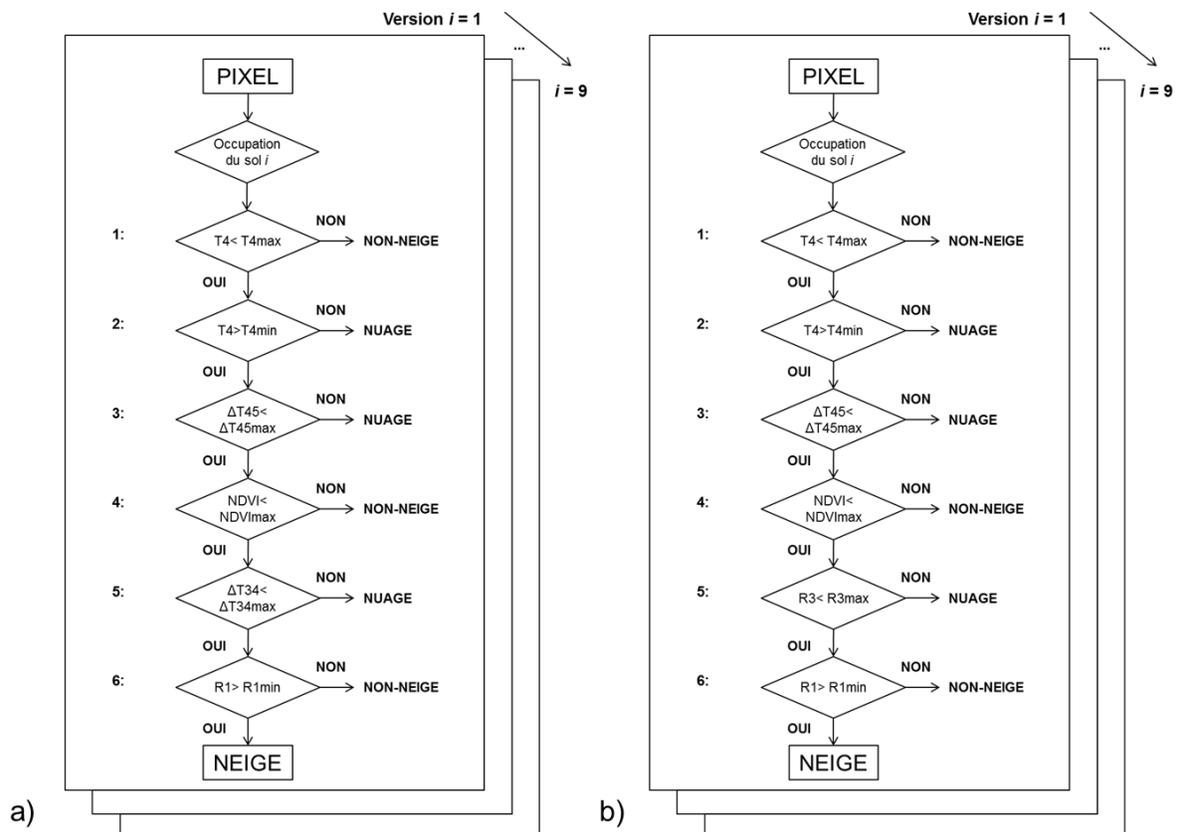


Figure 5-1. Algorithme de classification des images NOAA-AVHRR adapté à la série KLM : (a) pour une image avec la bande 3B (MIR) activée et (b) pour une image avec la bande 3A (SWIR) activée.

La procédure de classification spécifique aux images AVHRR avec la bande 3A (Figure 5-1b) est appliquée selon la même séquence que celle décrite précédemment à l'exception du cinquième seuil où $\Delta T34$ est remplacé par $R3$ (Roberge, 2013) et se lit comme suit :

Seuil 5 : Le pixel doit avoir une valeur de réflectance dans la bande 3 d'AVHRR ($R3$) inférieure à la valeur maximale de réflectance que pourrait avoir la neige. Sinon, le pixel est catégorisé comme nuage.

5.2.2 Étalonnage des échantillons de pixels

En vue d'étalonner l'algorithme de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier, une sélection de 740 images AVHRR à ciel clair a été retenue pour le suivi de l'évolution de l'état du couvert nival saisonnier et de ses paramètres radiométriques durant les périodes transitoires de la période hivernale, c'est-à-dire à l'automne et au printemps (Tableau 5-1).

Tableau 5-1. Nombre d'images quotidiennes retenues pour l'étalonnage de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR.

Version de l'algorithme	Automne	Printemps	Période visée
Bande 3B	270	236	1988 à 2012
Bande 3A	185	49	2001 à 2012
Total	455	285	

Des échantillons de pixels de neige, de non-neige et de nuages présents sur les images AVHRR à ciel clair ont été identifiés visuellement et délimités manuellement dans le système *Geomatica* de PCI (www.pcigeomatics.com). La sélection des échantillons de pixels a été faite d'après les connaissances d'un observateur (par l'affichage des différentes couches d'information contenues dans une image AVHRR) et à l'aide des mesures de neige au sol et de classifications de la neige provenant d'images de haute résolution spatiale LANDSAT. L'utilisation de données de référence au cours de la phase de numérisation des échantillons de pixels a été nécessaire pour résoudre les cas ambigus concernant la présence et l'absence de neige. La Figure 5-2 montre une date de calibration avec un contraste évident entre les zones enneigées et non-enneigées sur les images AVHRR et LANDSAT. Il est facile de les identifier visuellement. La Figure 5-3 montre plutôt une date de calibration que l'on pourrait qualifier d'incertaine puisque les zones enneigées présentent des caractéristiques visuelles similaires aux zones non-enneigées, rendant leur identification plus difficile sur les images AVHRR. Pour ces cas particuliers, l'utilisation de l'imagerie de haute résolution LANDSAT a été un outil indispensable pour permettre l'identification des pixels de neige et de non-neige les plus purs possible sur l'imagerie AVHRR (et de réduire les possibilités de confusion entre ces surfaces au moment de la calibration des seuils de l'algorithme).

La délimitation manuelle des échantillons de pixels a été faite par petites surfaces au lieu d'une approche pixel par pixel afin d'accélérer la phase d'étalonnage. Les échantillons de pixels se répartissent dans les différentes catégories de l'occupation du sol présentes dans les provinces du Québec et du Labrador ainsi qu'à différentes dates de la période hivernale afin de contenir le plus de diversité possible de l'état des surfaces, lesquelles transparaissent indirectement dans les paramètres radiométriques d'AVHRR.

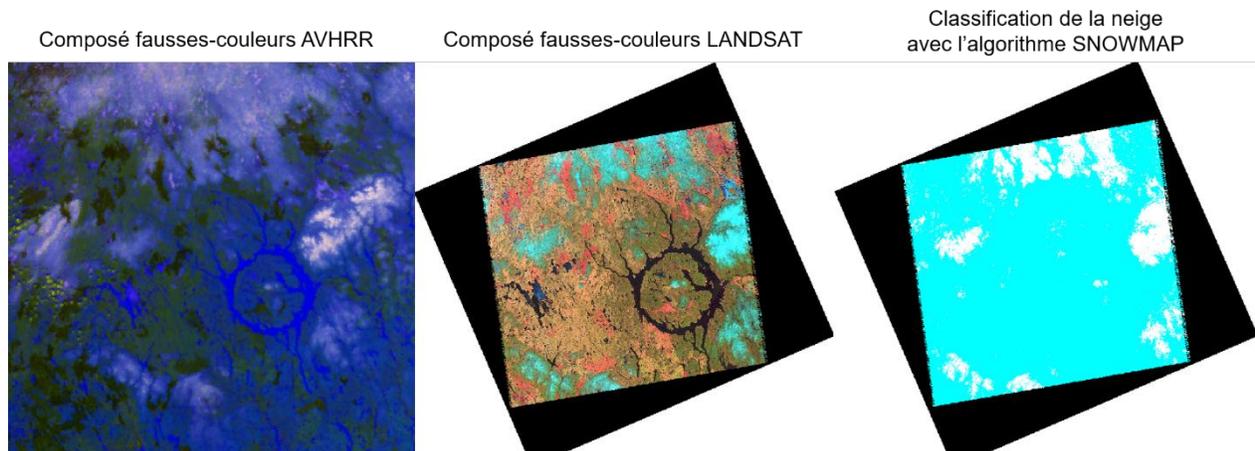


Figure 5-2. Image NOAA-AVHRR de calibration du 17 mai 2010. Le couvert nival saisonnier est apparent sur l'image AVHRR avec des teintes bleues plus brillantes. Il est homogène spatialement d'après le composé fausses-couleurs et la classification de l'image LANDSAT (30 m) acquise la même date.

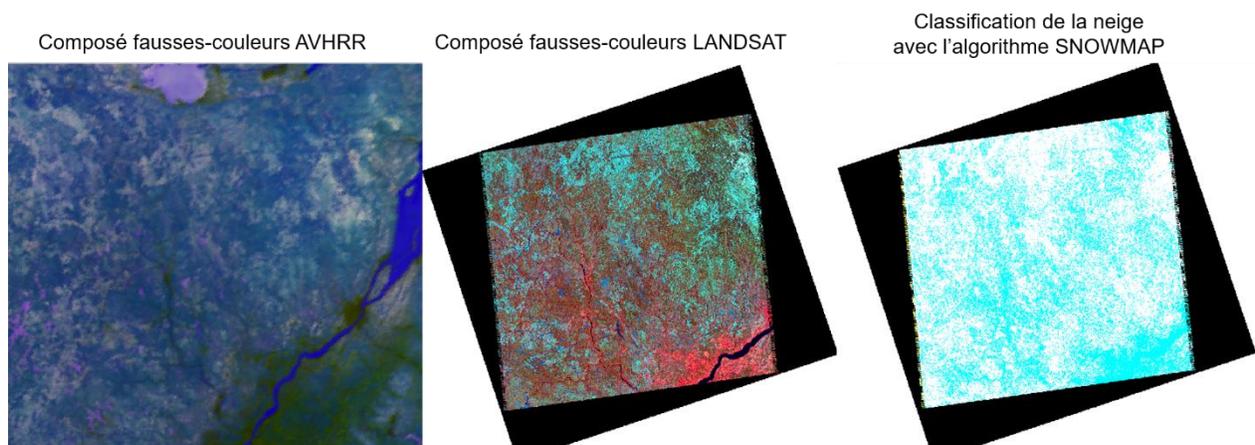


Figure 5-3. Image NOAA-AVHRR de calibration du 11 avril 2006. Le couvert nival saisonnier est plus difficile à identifier sur l'image AVHRR. Des pixels de neige et de non-neige les plus purs possibles ont pu être identifiés sur l'image AVHRR à l'aide de l'image LANDSAT (30 m) acquise la même date. Les pixels ainsi identifiés ont été intégrés dans la base de données de calibration et de validation de l'algorithme de classification.

Les échantillons de pixels ainsi acquis pour chacune des catégories de surfaces ont été compilés dans une base de données consacrée à l'étalonnage de l'algorithme et à sa validation. Les échantillons de pixels ont été permutés de manière aléatoire. Le premier 80% des échantillons de pixels a été réservé pour la calibration et le 20% restant pour sa validation.

5.2.3 Définition des seuils empiriques de l'algorithme de classification

Les seuils empiriques de l'algorithme de classification des images AVHRR ont été calculés à partir des percentiles des données radiométriques (T_4 , ΔT_{45} , NDVI, ΔT_{34} ou R3, R1) des pixels de neige consacrés à l'étalonnage de l'algorithme. Ainsi, le 99^e percentile de la température dans la bande 4 d'AVHRR des pixels de neige correspond au premier seuil de l'algorithme ($T_{4_{max}}$) et le 1^{er} percentile de la température dans la bande 4 d'AVHRR au deuxième seuil de l'algorithme ($T_{4_{min}}$). Les Tableau 5-2 et Tableau 5-3 présentent les percentiles et la largeur des intervalles de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme développé pour les conditions particulières de fonte printanière pour les deux types d'images AVHRR (bande 3B et 3A) respectivement (voir §5.3.1.2 pour la sélection des percentiles). Les Tableau 5-4 et Tableau 5-5 présentent les percentiles et la largeur des intervalles de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme développé pour les conditions particulières de l'établissement du couvert nival à l'automne pour les deux types d'images AVHRR respectivement. Il est important de mentionner que l'information fournie dans les Tableau 5-3 à Tableau 5-5 correspond à une version *beta* de l'algorithme. Elles ne constituent en aucun cas une version définitive (*alpha*) de l'algorithme comme celle présentée dans le Tableau 5-2.

Tableau 5-2. Percentiles et intervalle de température de l'air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé pour les conditions particulières de fonte printanière.

Catégorie d'occupation du sol	Seuils						
	$T_{4_{max}}$	$T_{4_{min}}$	$\Delta T_{45_{max}}$	NDVI _{max}	$\Delta T_{34_{max}}$	R1 _{min}	T _{air}
Forêt de conifères	100	0	2K	100	99	0	7K
Forêt de feuillus	99	1	2K	99	99	0	7K
Forêt mixte	100	0	2K	100	99	0	7K
Brûlis	100	0	2K	100	99	0	7K
Terres humides	100	0	2K	100	99	0	7K
Toundra et sols nus	100	0	2K	100	99	0	7K
Agriculture	99	1	2K	99	99	1	7K
Urbain et bâti	99	1	2K	99	99	0	3K

Tableau 5-3. Percentiles et intervalle de température de l’air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l’algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3A (SWIR) activé pour les conditions particulières de fonte printanière (version β).

Catégorie d’occupation du sol	Seuils						
	T4 _{max}	T4 _{min}	$\Delta T_{45_{max}}$	NDVI _{max}	R3 _{max}	R1 _{min}	Tair
Forêt de conifères	100	0	2K	100	99	0	7K
Forêt de feuillus	100	0	2K	100	99	0	7K
Forêt mixte	100	0	2K	100	99	0	7K
Brûlis	100	0	2K	100	99	0	7K
Terres humides	100	0	2K	100	99	0	7K
Toundra et sols nus	100	0	2K	100	99	0	7K
Agriculture	99	1	2K	99	100	1	3K
Urbain et bâti	99	1	2K	99	100	1	3K

Tableau 5-4. Percentiles et intervalle de température de l’air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l’algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé pour les conditions particulières de l’établissement du couvert nival à l’automne (version β).

Catégorie d’occupation du sol	Seuils						
	T4 _{max}	T4 _{min}	$\Delta T_{45_{max}}$	NDVI _{max}	$\Delta T_{34_{max}}$	R1 _{min}	Tair
Forêt de conifères	99	1	2K	99	99	1	7K
Forêt de feuillus	99	1	2K	99	99	1	7K
Forêt mixte	99	1	2K	99	99	1	7K
Brûlis	99	1	2K	99	99	1	7K
Terres humides	99	1	2K	99	99	1	7K
Toundra et sols nus	99	1	2K	99	99	1	7K
Agriculture	99	1	2K	99	99	1	7K
Urbain et bâti	99	1	2K	99	99	1	3K

Tableau 5-5. Percentiles et intervalle de température de l’air utilisés dans le calcul des seuils empiriques de l’algorithme de classification à seuils adaptatifs pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3A (SWIR) activé pour les conditions particulières de l’établissement du couvert nival à l’automne (version β).

Catégorie d’occupation du sol	Seuils						
	T4 _{max}	T4 _{min}	$\Delta T_{45_{max}}$	NDVI _{max}	R3 _{max}	R1 _{min}	Tair
Forêt de conifères	99	1	2K	99	99	1	7K
Forêt de feuillus	99	1	2K	99	99	1	7K
Forêt mixte	99	1	2K	99	99	1	7K
Brûlis	99	1	2K	99	99	1	7K
Terres humides	99	1	2K	99	99	1	7K
Toundra et sols nus	99	1	2K	99	99	1	7K
Agriculture	99	1	2K	99	99	1	3K
Urbain et bâti	99	1	2K	99	99	1	3K

La Figure 5-4 montre un exemple de calcul des seuils empiriques $T_{4_{\max}}$ et $T_{4_{\min}}$ pour une catégorie d'occupation du sol donnée de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR. Les observations de température de l'air des échantillons de pixels de neige ont été regroupées en intervalles de 7K sur l'étendue 235-305K. Le 99^e percentile de la T_4 d'AVHRR 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 de température de l'air. La valeur ainsi obtenue est attribuée à la valeur centrale de l'intervalle. La procédure de calcul du 99^e percentile de la T_4 d'AVHRR est répétée pour les intervalles suivants. Le seuil $T_{4_{\max}}$ de l'algorithme de classification correspond à l'ajustement d'une fonction polynomiale du second degré passant par ces points (Figure 5-4). Les échantillons de pixels de neige dont la T_4 est supérieure au seuil $T_{4_{\max}}$ sont alors retirés du jeu de calibration avant de procéder au calcul du seuil suivant. La procédure de calcul a été appliquée de façon similaire pour la calibration des seuils 2 à 6 (Figure 5-5 à Figure 5-8). La procédure de calibration des seuils empiriques que l'on vient de décrire a été appliquée catégorie par catégorie d'occupation du sol, ce qui représente huit (8) calibrations de seuils empiriques pour l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR.

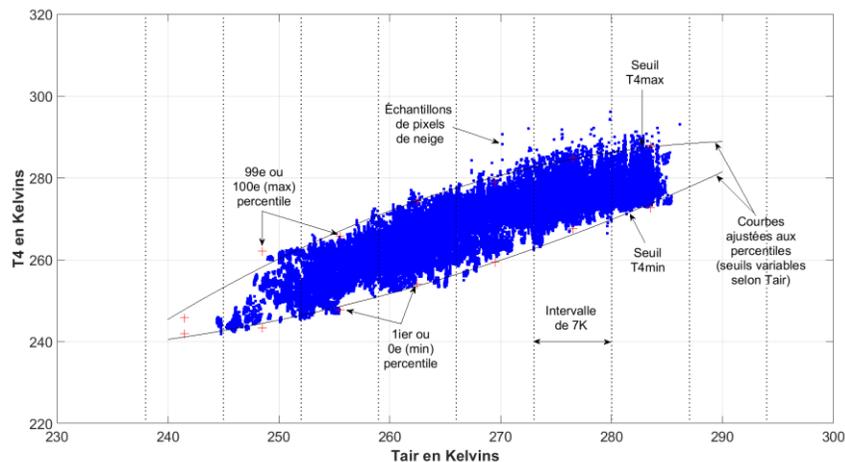


Figure 5-4. Procédure de calcul des seuils empiriques $T_{4_{\max}}$ et $T_{4_{\min}}$ adaptatifs à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

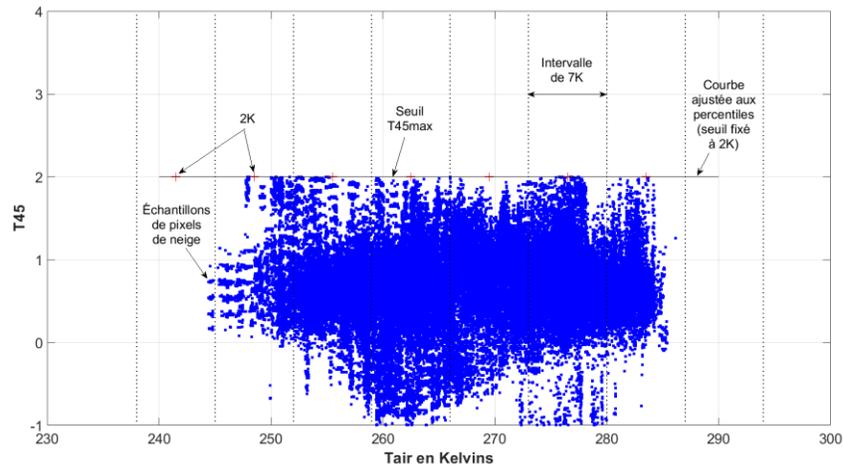


Figure 5-5. Procédure de calcul du seuil empirique ΔT_{45max} adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

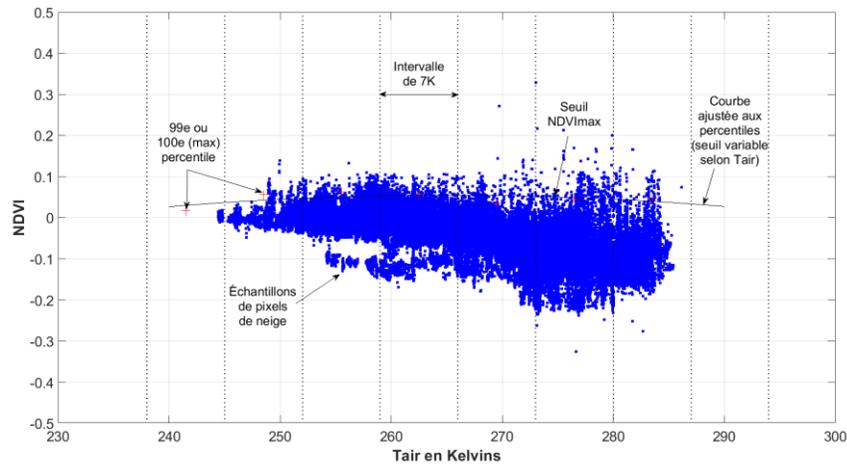


Figure 5-6. Procédure de calcul du seuil empirique $NDVI_{max}$ adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

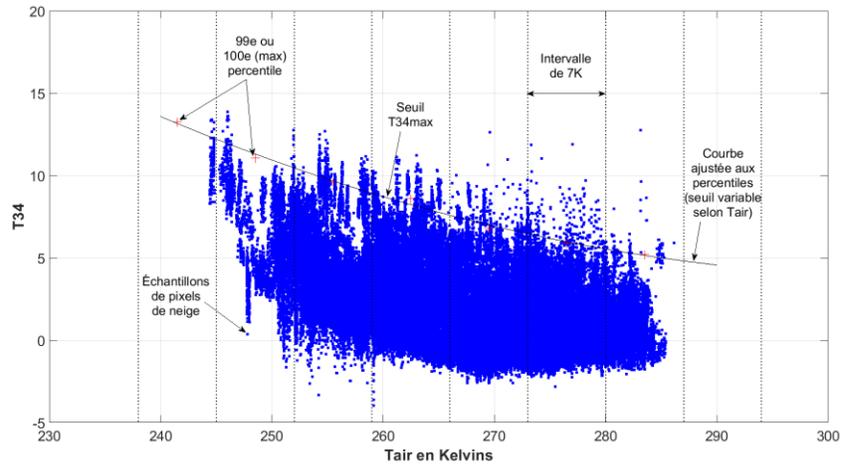


Figure 5-7. Procédure de calcul du seuil empirique ΔT_{34max} adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

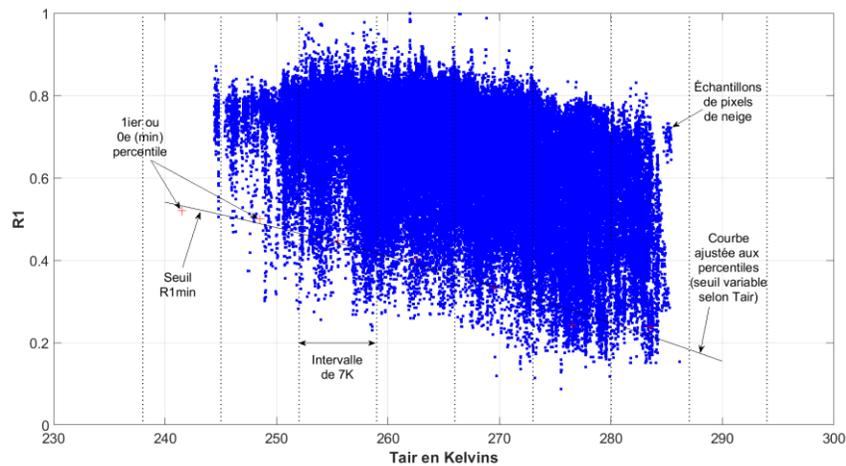


Figure 5-8. Procédure de calcul du seuil empirique $R1_{min}$ adaptatif à la température de l'air pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

Il est pertinent de mentionner que le seuil $\Delta T_{45_{\max}}$ utilise exceptionnellement une valeur constante de 2K. L'utilisation d'un percentile a été omise pour ce seuil en particulier parce que la ΔT_{45} de la neige varie très peu dans le temps. La ΔT_{45} est principalement utilisée pour la détection des voiles nuageux de haute altitude (ex. cirrus). Une valeur de 2K a été jugée comme plus appropriée pour la détection de ce type de nuages (Voigt *et al.*, 1999). Divers essais de calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR ont été réalisés afin de mieux comprendre son comportement lorsque l'on fait varier la valeur de ce seuil. Par exemple, un seuil ΔT_{45} inférieur à 2K variant aux alentours de 1,7K et 1,9K (ces valeurs correspondent dans les faits au 99^e percentile du ΔT_{45} de la neige) contribuerait à produire une surestimation de la présence des nuages sur les surfaces enneigées sur toute la zone à l'étude alors qu'un seuil ΔT_{45} légèrement supérieur à 2K variant entre 2,1K et 2,2K permettrait une détection adéquate des surfaces enneigées en région arctique et subarctique.

Les percentiles utilisés dans le calcul des seuils empiriques permettent d'éliminer les échantillons de pixels de neige dont les paramètres radiométriques d'AVHRR s'apparentent à ceux de la non-neige ou des nuages. Ainsi, l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR est sévère sur la catégorie neige parce que la procédure de calibration des seuils empiriques a été conçue pour éliminer certains échantillons de pixels de neige (Chokmani *et al.*, 2009; Roberge, 2013) et par conséquent l'algorithme AVHRR aura tendance à produire plus d'omission (sous-estimation) sur la neige.

5.3 Résultats

5.3.1 Caractéristiques des seuils empiriques

Les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR et les échantillons de pixels de neige qui ont été réservés pour leur calibration sont illustrés par catégories d'occupation du sol dans les Figure 5-9 et Figure 5-10 et les paramètres de seuils α , β et c sont consignés en annexe dans le Tableau 12-1.

(Il est pertinent de mentionner que les seuils empiriques présentés dans cette section de chapitre concernent uniquement l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol développé pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé pour les conditions particulières de fonte printanière).

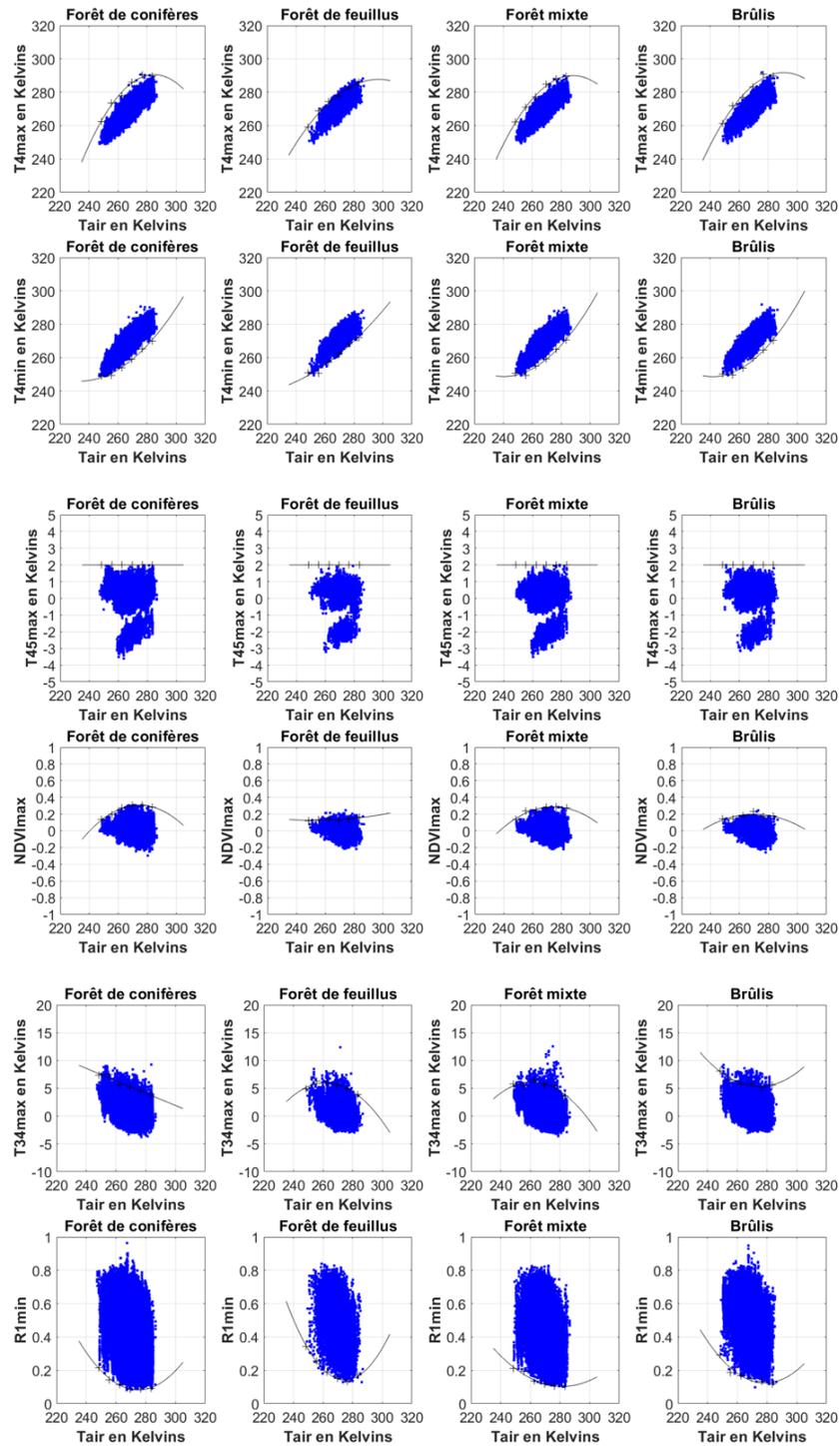


Figure 5-9. Échantillons de pixels de neige de calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol des catégories de l'occupation du sol – Forêt de conifères – Forêt de feuillus – Forêt mixte – Brûlis – de l'algorithme AVHRR TAIR développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

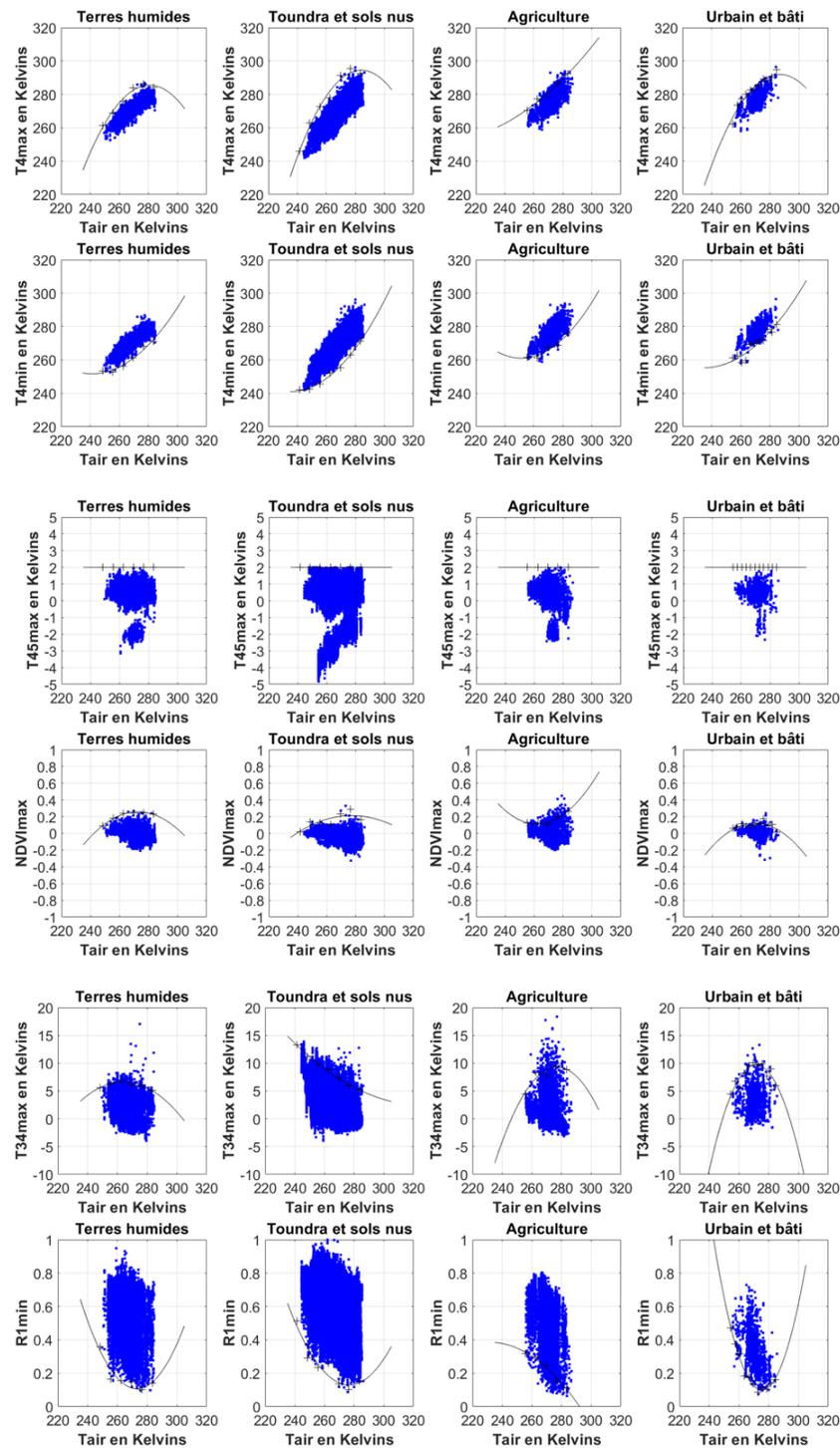


Figure 5-10. Échantillons de pixels de neige de calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol des catégories de l’occupation du sol – Terres humides – Toundra et sols nus – Agriculture – Urbain et bâti – de l’algorithme AVHRR TAIR développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

5.3.1.1 Intervalle de température de l'air

Les valeurs de percentiles traduisant la variation des paramètres radiométriques d'AVHRR (c'est-à-dire $T_{4_{\max}}$, $T_{4_{\min}}$, $\Delta T_{45_{\max}}$, $NDVI_{\max}$, $\Delta T_{34_{\max}}$ et $R_{1_{\min}}$) en fonction de la température de l'air (T_{air}) ont été calculées pour des intervalles réguliers de 7K pour chaque catégorie d'occupation du sol de l'algorithme AVHRR TAIR. Plus spécifiquement, la largeur d'intervalle de 7K a été établie par krigeage temporel (la variance est considérée comme stable entre les occupations du sol et qu'elle se maintient d'une année à l'autre). Les températures de l'air sont alors considérées homogènes et peuvent être regroupées dans le même groupe de données (de 7K) au moment de la calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR.

L'intervalle de température de l'air a été réduit à 3K pour la catégorie de l'occupation du sol urbain et bâti. Ainsi, pour cette catégorie d'occupation du sol en particulier, le nombre relativement limité des échantillons de pixels de neige disponibles pour la calibration des seuils empiriques empêche la calibration des classificateurs C_2 et C_3 de l'approche de *boosting* (telle que présentée en §7.2) si un intervalle de 7K de température de l'air est utilisé pour la calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR. Le nombre minimum de points requis pour procéder à l'ajustement d'une fonction polynomiale du second degré n'est pas atteint (il en faut au minimum trois) et par conséquent la calibration des classificateurs C_2 et C_3 ne peut être complétée. Un intervalle de 3K de température de l'air permet d'obtenir un nombre plus élevé de points pour l'ajustement des fonctions polynomiales du second degré et permettre une calibration complète des classificateurs de l'approche de *boosting*. Le paramètre de 3K a été maintenu par souci de simplicité tout au long du développement des codes de programmation de la procédure de calibration de l'algorithme AVHRR TAIR et de l'intégration des approches de logique floue et d'estimation d'ensemble.

5.3.1.2 Sélection de modèles de percentiles

Il était prévu initialement de procéder à la calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR à partir d'un modèle de percentiles établi au préalable; le modèle utilise le 99^e percentile pour le calcul du seuil $T_{4_{\max}}$, le 1^{er} percentile pour $T_{4_{\min}}$, une valeur de 2K pour $\Delta T_{45_{\max}}$, le 99^e percentile pour $NDVI_{\max}$, le 99^e percentile pour $\Delta T_{34_{\max}}$ et le 1^{er} percentile pour $R_{1_{\min}}$. La validation préliminaire de la classification ainsi obtenue par ce modèle de percentiles a démontré la présence systématique d'une erreur d'omission sur la surface neige, qui a pour effet de dégrader de manière significative la qualité de la classification des surfaces non-enneigées (erreur de commission sur la non-neige) pour toutes les catégories de l'occupation du sol dans les matrices de confusion appliquées les échantillons de pixels qui ont été réservés pour la validation de l'algorithme AVHRR

TAIR ainsi que les échantillons de pixels purs qui ont été numérisés à partir des images de haute résolution spatiale LANDSAT (§5.2.2).

Suite à cette observation, les résultats de la classification ont été vérifiés méticuleusement à l’aide des observations de neige aux stations météorologiques d’Environnement Canada afin d’identifier les conditions pour lesquelles l’algorithme AVHRR TAIR produit des erreurs de classification. Ces erreurs, en particulier l’erreur d’omission sur la neige, affecte dans une certaine mesure les trois seuils empiriques dédiés à la discrimination de la non-neige dans l’algorithme AVHRR TAIR, c’est-à-dire les seuils $T4_{\max}$, $NDVI_{\max}$ et $R1_{\min}$. Des échantillons de pixels de neige additionnels ont été numérisés à partir de ces cas pour apporter une correction appropriée à la calibration des seuils empiriques de l’algorithme AVHRR TAIR catégorie par catégorie de l’occupation du sol. La Figure 5-11 illustre des échantillons de pixels de neige (en couleur rouge) qui ont été faussement classés comme étant de la non-neige et numérisés suite à la vérification des observations d’accumulation de neige enregistrées aux stations météorologiques d’Environnement Canada visées. La position de ces échantillons de pixels de neige suggère alors que les seuils empiriques de discrimination de la non-neige doivent être déplacés pour une détection plus adéquate de la neige.

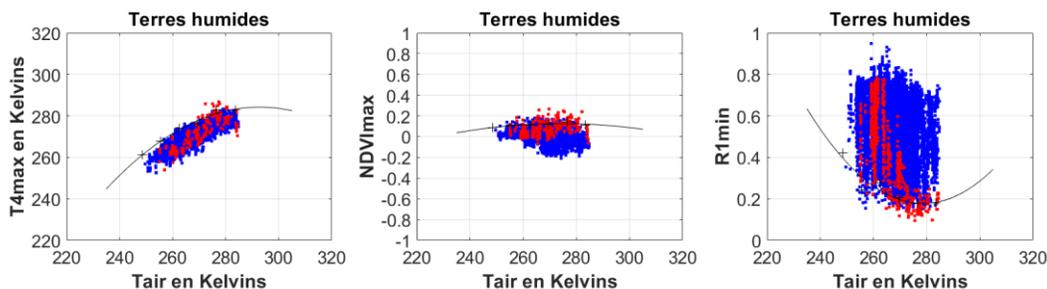


Figure 5-11. Échantillons de pixels de neige vérifiés et intégrés dans le jeu de données de calibration en vue d’une correction des seuils empiriques $T4_{\max}$, $NDVI_{\max}$ et $R1_{\min}$ dédiés à la discrimination de la non-neige de l’algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol. Les échantillons de pixels de neige illustrés appartiennent à la catégorie de l’occupation du sol terres humides.

Il a été décidé de tester différents modèles de percentiles pour la calibration des seuils empiriques de l’algorithme AVHRR TAIR. Les modèles de percentiles ainsi identifiés sont présentés dans le Tableau 5-6. Le modèle I est le modèle initial de calibration des seuils. Les modèles II, III et IV ont pour objectif de déplacer les seuils vers leurs valeurs maximales et minimales afin de les rendre plus inclusifs, en remontant dans la structure de l’algorithme AVHRR. Le modèle II utilise la valeur du 0^e percentile (minimum) de la R1, ce qui permet de capturer davantage de pixels de neige présentant une faible réflectance comparativement au 1^{er} percentile. Le modèle III incorpore une correction supplémentaire : il utilise la valeur du 100^e percentile (maximum) du NDVI combiné

avec le minimum de la R1, ce qui permet de capturer davantage de pixels de neige présentant un NDVI plus élevé comparativement au 99^e percentile ainsi que ceux avec une faible réflectance. Le modèle IV est le modèle de percentiles le plus inclusif puisqu'il utilise les valeurs du 100^e et du 0^e percentile de la T4 combiné aux corrections de NDVI et de R1 mentionnées précédemment.

Tableau 5-6. Modèles de percentiles testés lors de la procédure de correction des seuils empiriques de l'algorithme de classification à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour les images NOAA-AVHRR avec le canal 3B (MIR) activé.

Seuil	Modèle I	Modèle II	Modèle III	Modèle IV
T4 _{max}	99	99	99	100
T4 _{min}	1	1	1	0
ΔT45 _{max}	2K	2K	2K	2K
NDVI _{max}	99	99	100	100
ΔT34 _{max}	99	99	99	99
R1 _{min}	1	0	0	0

Ainsi, l'algorithme AVHRR TAIR a été calibré à l'aide des quatre modèles de percentiles et validé à l'aide d'un jeu de données de validation restreint afin de déterminer le modèle de percentiles le plus adéquat pour la calibration des seuils empiriques pour chaque catégorie d'occupation du sol. Le choix final du modèle de percentiles par catégorie de l'occupation du sol a été fait selon une approche « essais et erreurs » où on tente de trouver un compromis entre le taux de succès global de classification ainsi qu'un équilibre entre les erreurs d'omission et de commission sur la neige notamment. Le Tableau 5-2 fait état des modèles de percentiles qui ont été retenus pour la calibration de l'algorithme AVHRR TAIR.

5.3.1.3 Particularités des seuils empiriques

Les échantillons de pixels de neige qui ont été réservés pour la calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR illustrés dans les Figure 5-9 et Figure 5-10 partagent des similitudes d'une catégorie d'occupation du sol à l'autre pour un paramètre radiométrique d'AVHRR donné. Le nuage de points formé par les échantillons de pixels de neige est sensiblement le même d'une catégorie d'occupation du sol à l'autre. Ce qui implique alors que les différences observées sont associées d'une part à l'occupation du sol et d'autre part à l'abondance des échantillons de pixels de neige.

L'allure générale du nuage de points formé par les échantillons de pixels de neige pour un paramètre radiométrique AVHRR donné **est contrôlée par des processus physiques sous-jacents se manifestant dans toutes les catégories d'occupation du sol à divers degrés**; ces processus découlent essentiellement de la météorologie ainsi que des interactions des surfaces avec le rayonnement électromagnétique solaire.

Il est possible d'identifier la présence de certains *patterns latitudinaux* entre les catégories de l'occupation du sol pour un seuil empirique donné de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol. Leur interprétation s'avère un exercice complexe. Les paramètres de seuil des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR ont été calculés à partir d'échantillons de pixels provenant d'une interprétation visuelle et de ce fait, sont sujets à des erreurs. Les seuils empiriques obtenus dépendent du choix des échantillons de pixels et de leur abondance, du modèle de percentiles choisi pour leur calibration ainsi que les caractéristiques de neige liées aux conditions locales de température de l'air et de l'occupation du sol.

Particularités des seuils $T_{4_{max}}$ et $T_{4_{min}}$

Les seuils empiriques $T_{4_{max}}$ et $T_{4_{min}}$ sont des fonctions polynomiales croissantes pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Figure 5-9 et Figure 5-10). Les fonctions polynomiales ainsi calculées sont statistiquement significatives d'après leur *p-value* (Tableau 12-1) (une fonction est considérée statistiquement significative lorsque $p \leq 0,05$). L'utilisation d'une fonction polynomiale du second degré pour décrire le comportement de la $T_{4_{max}}$ et de la $T_{4_{min}}$ des échantillons de pixels de neige en fonction de la température de l'air est donc justifiée.

Les valeurs de $T_{4_{max}}$ des échantillons de pixels de neige sont comprises entre 259K et 295K selon la catégorie de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air (Tableau 12-2). Les valeurs de $T_{4_{max}}$ des échantillons de pixels de neige présentent un écart de l'ordre de 4K à 14K entre les catégories de l'occupation du sol selon l'intervalle de température de l'air.

Les valeurs de $T_{4_{min}}$ des échantillons de pixels de neige sont comprises entre 242K et 277K selon la catégorie de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air (Tableau 12-2). Les valeurs de $T_{4_{min}}$ des échantillons de pixels de neige présentent un écart de l'ordre de 7K et 16K entre les catégories de l'occupation du sol selon l'intervalle de température de l'air.

Par ailleurs, certaines valeurs de $T_{4_{max}}$ des échantillons de pixels de neige peuvent sembler trop chaudes en comparaison aux valeurs de température de l'air. Par exemple, pour l'intervalle centré sur 283,5K, la $T_{4_{max}}$ peut atteindre 289,8K en forêt de conifères, 286,1K en forêt de feuillus,

289,3K en forêt mixte, 290,0K en brûlis, 284,2K en terres humides, 292,6K en toundra et sols nus, 292,4K en agriculture et 294,7K en urbain et bâti alors que la température de l'air est comprise entre 280K et 287K (Tableau 12-2). Ce phénomène s'explique par le fait que la T4 d'AVHRR est une température de brillance au sommet de l'atmosphère et celle-ci ne peut être interprétée de la même façon qu'une lecture au thermomètre. L'intégration de la température de l'air dans les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR permet d'apporter plus de nuances sur l'appartenance des échantillons de pixels de calibration à la catégorie de surface neige. Par conséquent, en l'absence de l'utilisation de ce type données, de nombreux échantillons de pixels de neige auraient pu être ignorés lors de la phase de numérisation parce que d'apparence trop chaude.

De façon générale, les T4 les plus chaudes ont été observées pour les catégories de l'occupation du sol de l'urbain et bâti et de l'agriculture en raison de leur situation géographique dans le sud de la province du Québec. Les T4 les plus froides ont été observées pour la toundra et sols nus, qui est située exclusivement dans les secteurs subarctiques et arctiques des provinces du Québec et du Labrador. Les autres catégories de l'occupation du sol telles que la forêt de conifères, la forêt de feuillus, la forêt mixte, les brûlis et les terres humides, présentent des T4 plus modérées en raison de leur étalement selon la latitude, les fluctuations de température de l'air se manifestent sur l'ensemble du territoire à l'étude.

Particularités des seuils $\Delta T_{45_{max}}$

Les seuils empiriques $\Delta T_{45_{max}}$ ont été fixés à 2K pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Figure 5-9 et Figure 5-10). Les valeurs de ΔT_{45} des échantillons de pixels de neige de calibration sont habituellement comprises entre -1,5K et 2K.

La différence de température entre les bandes thermiques 4 et 5 d'AVHRR est un indicateur utilisé pour la détection d'un certain type de nuage à savoir les voiles nuageux (cirrus). Ce type de nuage a la particularité d'induire de fortes valeurs de ΔT_{45} en raison de la présence de cristaux de glace microscopiques les composant. Une valeur de 2K est habituellement choisie pour leur détection, ce qui permet d'éviter de capturer inutilement les autres types de nuages (ceux-ci seront toutefois capturés par la ΔT_{34} appliquée par après). Par contre, dans la présente étude, la toundra et sols nus est la seule catégorie de l'occupation du sol pour laquelle les valeurs de ΔT_{45} des échantillons de pixels de neige se sont rapprochées de 2K ou l'ont dépassée. Ce qui pourrait s'expliquer par la présence accrue de processus atmosphériques dans les régions nordiques, le contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère affecte les bandes thermiques d'AVHRR.

Particularités des seuils $NDVI_{max}$

Les seuils empiriques $NDVI_{max}$ sont des fonctions polynomiales de forme parabolique pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Figure 5-9 et Figure 5-10). Le point d'inflexion de la parabole (maximum) est observable vers 270K et 280K selon la catégorie de l'occupation du sol.

Par contre, pour ce paramètre en particulier, certaines fonctions polynomiales ainsi calculées sont statistiquement significatives, d'autre pas (Tableau 12-1). Les fonctions polynomiales considérées comme statistiquement significatives sont celles de la forêt de conifères, la forêt mixte et les terres humides où $p \leq 0,05$ (Tableau 12-1). L'utilisation d'une fonction polynomiale du second degré pour décrire le comportement du $NDVI_{max}$ des échantillons de pixels de neige selon la température de l'air est justifiée pour ces catégories de l'occupation du sol seulement. Les fonctions polynomiales considérées comme statistiquement non-significatives sont celles de la forêt de feuillus, les brûlis, la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti où $p > 0,05$ (Tableau 12-1). L'absence de signification statistique pourrait être liée à l'échantillonnage et aux erreurs d'échantillonnage qui en découle (rappelons que les valeurs de $NDVI_{max}$ ont été calculées à partir du 99^e percentile ou du 100^e percentile selon la catégorie de l'occupation du sol, ce qui pourrait un impact sur le niveau de signification de la relation). Il est possible aussi que le $NDVI_{max}$ ne soit pas lié à la température de l'air. Mais cette hypothèse nous apparaît peu plausible dans la mesure où le NDVI traduit les variations de réflectance dans le rouge et le proche infrarouge en ce qui concerne la végétation et la neige.

En télédétection optique notamment, le NDVI est un indice qui a été développé pour les processus de végétation. Le NDVI est lié à l'activité chlorophyllienne de la végétation qui, elle, est régulée par la température de l'air. Aux latitudes nordiques, comme au Québec-et-Labrador, la végétation est en dormance l'hiver alors que les températures de l'air sont les plus froides (les processus de photosynthèse et de croissance sont au ralenti). Au fur et à mesure que la température de l'air se réchauffe au printemps, la végétation s'active et l'activité chlorophyllienne reprend graduellement pour atteindre son maximum de productivité durant la période estivale où les pics de NDVI sont habituellement observés. Le NDVI est aussi affecté par la présence du couvert nival saisonnier; le signal de la végétation et le signal du couvert nival saisonnier coexistent.

Les valeurs de $NDVI_{max}$ des échantillons de pixels de neige sont comprises entre 0,08 et 0,31 selon la catégorie de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air (Tableau 12-2). Les valeurs de $NDVI_{max}$ des échantillons de pixels de neige présentent un écart de l'ordre de 0,05 à 0,22 entre les catégories de l'occupation du sol selon l'intervalle de température de l'air.

De façon générale, les plus fortes valeurs de NDVI ont été observées pour les catégories forêt de conifères et forêt mixte. La persistance des aiguilles des conifères contribue à une certaine activité chlorophyllienne qui transparaît dans les échantillons de pixels de neige de calibration. La forêt mixte adopte un comportement similaire en raison de sa composition pouvant contenir une forte proportion de conifères. Les catégories forêt de feuillus, brûlis, terres humides, toundra et sols nus, agriculture et urbain et bâti présentent une organisation selon la latitude, avec la toundra et les sols nus présentant les plus faibles valeurs de NDVI. La présence d'un *pattern* selon la latitude peut s'expliquer par la taille et la densité de la végétation. Les forêts de feuillus produisent plus d'activité chlorophyllienne que les brûlis comportant des arbres morts, plus que les arbustes des terres humides et plus que les lichens et les herbes de la toundra et sols nus.

Particularités des seuils $\Delta T_{34_{max}}$

Les seuils empiriques $\Delta T_{34_{max}}$ sont des fonctions polynomiales décroissantes ou des fonctions polynomiales de forme parabolique selon la catégorie de l'occupation du sol (Figure 5-9 et Figure 5-10). Les deux types de fonctions polynomiales ainsi calculées sont statistiquement significatives d'après leur *p-value* (Tableau 12-1) à l'exception de la forêt mixte et de l'agriculture où elles sont statistiquement non-significatives. L'utilisation d'une fonction polynomiale du second degré pour décrire le comportement de la $\Delta T_{34_{max}}$ des échantillons de pixels de neige selon la température de l'air est donc justifiée dans la plupart des cas.

Les valeurs de $\Delta T_{34_{max}}$ des échantillons de pixels de neige sont comprises entre 3,8K et 11,2K selon la catégorie de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air (Tableau 12-2). Les valeurs de $\Delta T_{34_{max}}$ des échantillons de pixels de neige présentent un écart de l'ordre de 4,2K à 6,3K entre les catégories de l'occupation du sol selon l'intervalle de température de l'air.

La différence de température observée entre les bandes de l'infrarouge moyen (T3) et thermique (T4) d'AVHRR est un indicateur utilisé pour la détection de la plupart des nuages. Les nuages, en particulier ceux constitués de vapeur d'eau, sont très absorbants dans l'infrarouge moyen causant ainsi les fortes valeurs de ΔT_{34} qui les caractérisent sur les images AVHRR. La réflectance de la neige (qui est estimée indirectement à partir de la ΔT_{34}) est beaucoup plus basse que celles des nuages.

De façon générale, la ΔT_{34} des échantillons de pixels de neige est comprise entre 5K et -1K selon les catégories de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air. La $\Delta T_{34_{max}}$, qui permet d'effectuer la discrimination entre la neige et les nuages, est comprise entre 10K et 5K selon les

catégories de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air. Au-delà d'une valeur de 12K de ΔT_{34} il est certain qu'il s'agit de nuages. Les plus fortes valeurs de ΔT_{34} et de $\Delta T_{34_{\max}}$ de la neige ont été observées pour les températures de l'air les plus froides, ce qui suggère alors la présence d'une relation entre la ΔT_{34} des échantillons de pixels de neige et la température de l'air. La diminution de la réflectance dans le visible du couvert nival saisonnier est étroitement liée à l'augmentation des cristaux de neige le composant. Il est possible que l'altération de la structure interne du couvert nival saisonnier (induite par la température de l'air) puisse avoir un effet dans l'infrarouge moyen d'AVHRR, mais celui-ci serait moins prononcé pour le couvert nival saisonnier contrairement aux nuages. Aussi, il est moins apparent pour certaines catégories de l'occupation du sol (le nuage de points formé par les échantillons de pixels de neige de calibration de la forêt de conifères et de la toundra et sols nus montre une décroissance selon la température de l'air alors que cette forme plus ou moins apparente pour les autres catégories de l'occupation du sol).

Particularités des seuils $R_{1_{\min}}$

Les seuils empiriques $R_{1_{\min}}$ sont des fonctions polynomiales décroissantes pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Figure 5-9 et Figure 5-10).

Les valeurs de $R_{1_{\min}}$ des échantillons de pixels de neige sont comprises entre 0,08 et 0,32 selon la catégorie de l'occupation du sol et l'intervalle de température de l'air (Tableau 12-2). Les valeurs de $R_{1_{\min}}$ des échantillons de pixels de neige présentent un écart de l'ordre de 0,08 à 0,18 entre les catégories de l'occupation du sol selon l'intervalle de température de l'air.

La réflectance dans le visible d'AVHRR évolue en fonction de la métamorphose du couvert nival saisonnier au cours de l'hiver et de la fonte printanière. En effet, la réflectance dans le visible du couvert nival saisonnier diminue avec l'augmentation de la dimension des cristaux de neige le constituant. Ce phénomène se produit graduellement au fur et à mesure de la croissance (par les précipitations de neige successives) et de la compaction du couvert nival saisonnier et s'accroît à l'approche de la fonte printanière avec l'arrivée des températures de l'air plus clémentes.

La présence d'un *pattern* selon la latitude se dégage parmi les catégories de l'occupation du sol. De façon générale, les milieux ouverts (brûlis, terres humides, toundra et sols nus, urbain et bâti) présentent des $R_{1_{\min}}$ plus élevées comparativement aux milieux forestiers (forêt de conifères, forêt de feuillus, forêt mixte). Les milieux ouverts se caractérisent par une faible densité de végétation. Ainsi, le couvert nival au sol est plus visible, ce qui contribue à une $R_{1_{\min}}$ plus élevée. Les milieux forestiers se caractérisent au contraire par une forte densité de végétation. La présence des

arbres, et plus particulièrement les conifères, contribuent à masquer la neige sous-jacente, ce qui réduit considérablement la réflectance de la neige, en plus de contribuer à la production de débris forestiers (aiguilles, branches, cocottes, etc.). La réflectance de la neige est contrôlée par le processus d'interception de la neige par les arbres. Elle est plus élevée lorsqu'elle s'accumule sur les branches des conifères et diminue lorsqu'elle tombe au sol sous l'effet de la gravité. La réflectance observée pour les milieux forestiers provient de la discontinuité du couvert nival près des arbres, de la présence des arbres eux-mêmes, du contenu en débris de la neige ainsi que de l'historique des conditions météorologiques qui affecte le couvert nival, notamment la dimension des cristaux de neige. Tous ces facteurs combinés affectent la réflectance de la neige selon la température de l'air.

5.3.2 Validation et comparaison qualitative des résultats cartographiques obtenus par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR

L'algorithme AVHRR TAIR a été appliqué sur les échantillons de pixels qui ont été réservés pour sa validation afin d'établir sa capacité à détecter correctement la présence de neige, de non-neige et des nuages sur la région d'étude et la période de suivi (Tableau 5-7). Le taux de succès global de la classification (TSG) est de 0,99 et le coefficient kappa (k) est de 0,97. Il s'agit donc d'une classification aléatoire (selon k) de très bonne qualité (selon le TSG). Le taux de succès de la référence (1-EO) est de 0,99 pour la neige, 0,97 pour la non-neige et 0,99 pour les nuages. Ce qui correspond à une erreur d'omission (EO) de 0,01, 0,03 et 0,01 respectivement pour ces trois catégories de surfaces. Le taux de succès de la classification (1-EC) est de 0,98 pour la neige, 0,99 pour la non-neige et 0,99 pour les nuages. Ce qui correspond à une erreur de commission (EC) est de 0,02, 0,01 et 0,01 respectivement pour ces trois catégories de surfaces.

Tableau 5-7. Matrice de confusion entre les échantillons de pixels qui ont été réservés pour la validation et la classification obtenue par l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la période de fonte printanière 1988 à 2014.

		Référence			Total	1-EC	EC
		Neige	Non-neige	Nuage			
Classification	Neige	96957	1435	943	99335	0,98	0,02
	Non-neige	120	58097	371	58588	0,99	0,01
	Nuage	985	472	171232	172689	0,99	0,01
	Total	98062	60004	171546	330612		
		1-EO	0,99	0,97	0,99	TSG	0,99
		EO	0,01	0,03	0,01	k	0,97

En ce qui concerne les nuages, l’algorithme AVHRR TAIR permet de les classer avec de très bons taux de succès ($1-EO=0,99$ et $1-EC=0,99$). Il permet de réaliser leur suivi dans une grande variété de conditions météorologiques, du début de la période de fonte printanière en mars jusqu’à la fin du printemps en mai. Par contre, une confusion est possible entre (1) la neige et les nuages et (2) la non-neige et les nuages. La confusion la plus fréquente se situe au niveau de la neige et des nuages, surtout lorsque les nuages présentent des paramètres radiométriques d’AVHRR se rapprochant de ceux de la neige, notamment la ΔT_{34} . Les nuages faussement classés neige ont une chance similaire de se produire que la neige faussement classée nuage (943 vs 985 pixels) (Tableau 5-7). La confusion entre la non-neige et les nuages est possible, mais elle est toutefois moins fréquente que la confusion entre la neige et les nuages. Les nuages faussement classés non-neige sont moins fréquents que la non-neige faussement classée nuage (371 vs 472 pixels) (Tableau 5-7). L’erreur sur les nuages est jugée plus grave parce qu’elle implique que le nuage est faussement classé non-neige alors qu’il peut y avoir de la neige au sol.

Par ailleurs, l’algorithme AVHRR DOY a été appliqué sur les échantillons de pixels de validation afin de comparer sa capacité à détecter correctement les différentes catégories de surfaces sur la région d’étude et la période de suivi (Tableau 5-8) par rapport à l’algorithme AVHRR TAIR. Le taux de succès global de la classification (TSG) est de 0,96 et le coefficient kappa (k) est de 0,93. Il s’agit ici d’une classification aléatoire de très bonne qualité. Le taux de succès de la référence ($1-EO$) est de 0,87 pour la neige, 1,00 pour la non-neige et 0,99 pour les nuages. Ce qui correspond à une erreur d’omission (EO) de 0,13, 0,00 et 0,01 respectivement pour ces catégories de surfaces. Le taux de succès de la classification ($1-EC$) est de 0,99 pour la neige, 0,95 pour la non-neige et 0,94 pour les nuages. Ce qui correspond à une erreur de commission (EC) est de 0,01, 0,05 et 0,06 respectivement pour ces catégories de surfaces.

Tableau 5-8. Matrice de confusion entre les échantillons de pixels qui ont été réservés pour la validation et la classification obtenue par l’algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien pour la période de fonte printanière 1988 à 2014.

		Référence			Total	1-EC	EC
		Neige	Non-neige	Nuage			
Classification	Neige	85207	182	782	86171	0,99	0,01
	Non-neige	2421	59799	884	63104	0,95	0,05
	Nuage	10434	23	170880	181337	0,94	0,06
	Total	98062	60004	172546	330612		
		1-EO	0,87	1,00	0,99	TSG	0,96
		EO	0,13	0,00	0,01	k	0,93

Les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR se distinguent pour la classification des catégories de surfaces sur la région d'étude. La différence la plus notable se situe sur le taux de succès de la référence sur la surface neige. L'algorithme AVHRR DOY produit plus d'omission sur la neige par rapport à l'algorithme AVHRR TAIR : l'erreur d'omission est de 0,13 pour AVHRR DOY vs 0,01 pour AVHRR TAIR (Tableau 5-7 et Tableau 5-8). L'erreur d'omission sur la neige affecte en premier lieu les nuages (985 pixels pour TAIR vs 10434 pixels pour DOY) et ensuite la non-neige (120 pixels pour TAIR vs 2421 pixels pour DOY). Cette omission a aussi des répercussions sur le taux de succès de la classification sur les surfaces non-neige et nuage. L'erreur de commission est de 0,05 pour AVHRR DOY vs 0,01 pour AVHRR TAIR pour la surface non-neige. L'erreur de commission est de 0,06 pour AVHRR DOY vs 0,01 pour AVHRR TAIR pour la surface nuage.

L'algorithme AVHRR TAIR permet la détection de la présence de la neige et de la non-neige, date par date, sur la région du Québec-et-Labrador ainsi que de saisir la présence et le déplacement de la couverture nuageuse. Les Figure 12-1 à Figure 12-8 présentent une série de cartographies obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour les périodes de fonte printanière 2006 à 2014 pour lesquelles des images de validation LANDSAT sont disponibles.

Il est alors possible d'apprécier visuellement la capacité de l'algorithme AVHRR TAIR à saisir la variabilité intra-annuelle et interannuelle de la présence et de l'étendue du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. Sa cartographie de la neige et de la non-neige est réaliste (son appréciation quantitative sera présentée plus en détails dans la section portant sur l'analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador). L'algorithme AVHRR TAIR détecte généralement plus de neige en comparaison avec l'algorithme AVHRR DOY. Ce dernier souffre d'omission sur la détection de la neige (Tableau 5-8), ce qui se traduit parfois par la présence de grandes superficies non-enneigées visibles sur plusieurs cartes du mois d'avril pour les années 2007, 2008 et 2009 par exemple.

5.3.3 Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR TAIR

Le taux de détection de neige et de non-neige par intervalle de fraction sous-pixel de neige par le produit de neige AVHRR TAIR par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador est présenté dans les Figure 5-12 à Figure 5-20.

Les principaux constats que l'on peut dégager pour la résolution à 1 km sont les suivants :

- Les seuils de détectabilité de la neige selon la FSP sont variables selon les catégories de l'occupation du sol.
- Les seuils de détectabilité de neige identifiés pour le produit de neige AVHRR TAIR sont plus bas que ceux du produit de neige AVHRR DOY pour chaque catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador (Figure 5-12 à Figure 5-20).
- Les seuils de détectabilité sont atteints à 70% en forêt de conifères (Figure 5-12a), 80% en forêt de feuillus (Figure 5-13a), 80% en forêt mixte (Figure 5-14a), 70% en brûlis (Figure 5-15a), 60% en terres humides (Figure 5-16a), 40% en toundra et sols nus (Figure 5-17a), 80% en agriculture (Figure 5-18a), 90% en urbain et bâti (Figure 5-19a) et 80% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 5-20a) pour AVHRR DOY.
- Les seuils de détectabilité sont atteints à 20% en forêt de conifères (Figure 5-12b), 70% en forêt de feuillus (Figure 5-13b), 30% en forêt mixte (Figure 5-14b), 30% en brûlis (Figure 5-15b), 40% en terres humides (Figure 5-16b), 10% en toundra et sols nus (Figure 5-17b), 40% en agriculture (Figure 5-18b), 20% en urbain et bâti (Figure 5-19b) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 5-20b) pour AVHRR TAIR.
- La détection de non-neige selon la fraction sous-pixel de neige est moins dominante pour AVHRR TAIR comparativement à AVHRR DOY pour chaque catégorie de l'occupation du sol. **Il est possible de conclure que le produit de neige AVHRR TAIR est plus sensible à la détection de la neige par rapport à AVHRR DOY.**
- En ce qui concerne AVHRR TAIR, il est à remarquer que les classes 60-70% de FSP de la forêt de feuillus (Figure 5-13b) et 30-40% de FSP de l'agriculture (Figure 5-18b) sont fortement entachées d'incertitude dans la mesure où la détection de la neige et de la non-neige se fait dans une proportion de 50%-50%.
- Les seuils de détectabilité de neige selon la FSP identifiés pour le produit de neige AVHRR TAIR sont inférieurs ou égaux au 50% normalement attendu sauf pour la forêt de feuillus où il est supérieur au 50% attendu. La présence de couvert nival saisonnier est détectée correctement pour des fractions sous-pixel de neige de 40% et peut l'être à partir de 30%, 20% et 10% pour certaines catégories de l'occupation du sol.

- Le produit de neige AVHRR TAIR permet une détection adéquate de la présence de neige sur la région du Québec-et-Labrador lorsque le couvert nival saisonnier occupe au moins 30% de la superficie d'un pixel de 1 km (Figure 5-20b) autrement il détecte de la non-neige (omission) lorsqu'il occupe moins de 30% de la superficie du pixel AVHRR.
- Ce produit est particulièrement adapté pour la cartographie des couvertures neigeuses spatialement continues (FSP \geq 50%) et spatialement discontinues (FSP < 50%).

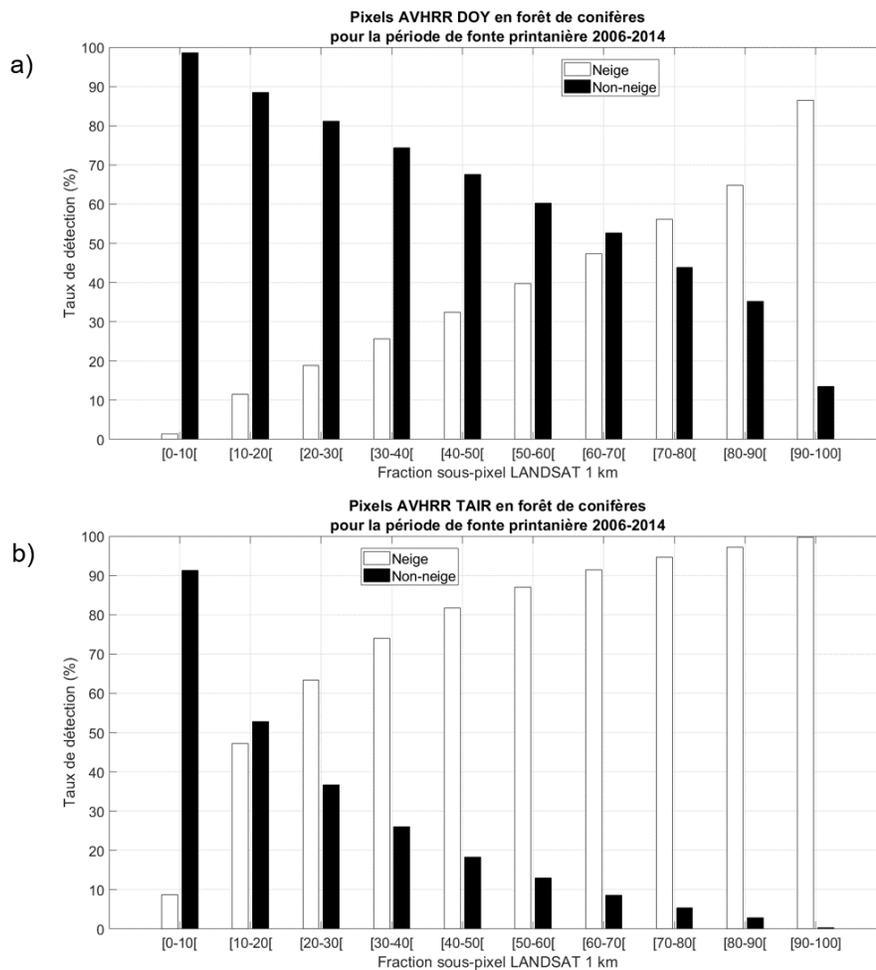


Figure 5-12. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

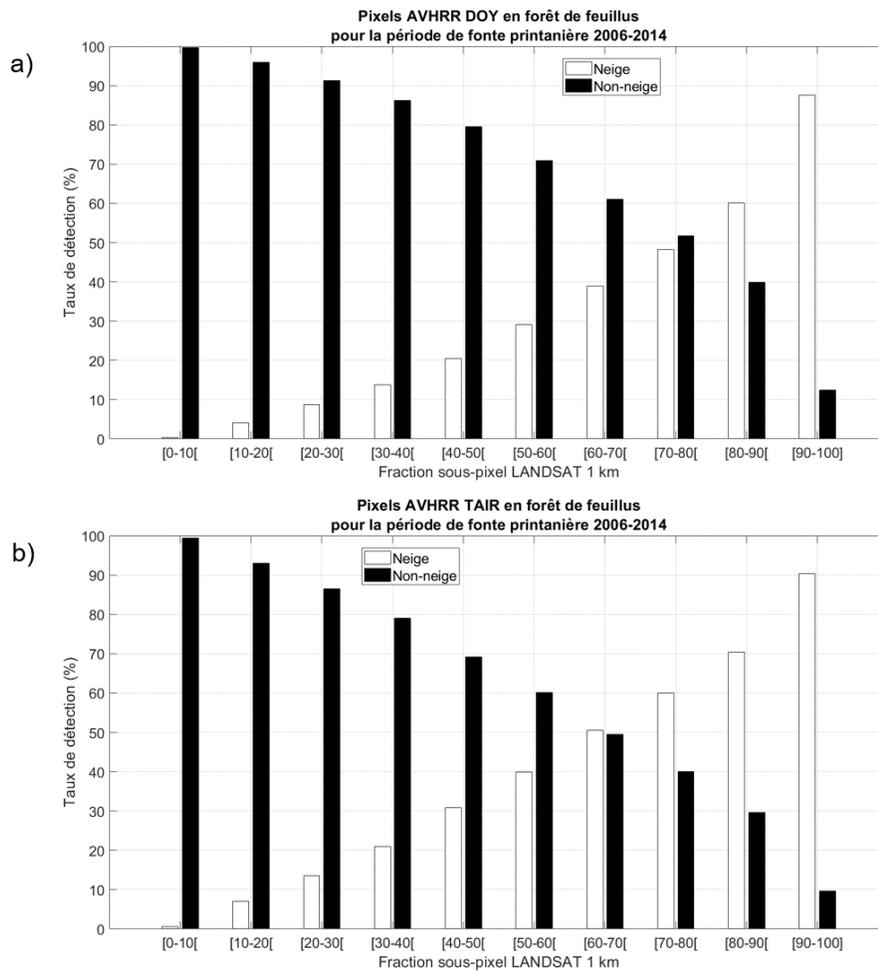


Figure 5-13. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l’occupation du sol – Forêt de feuillus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

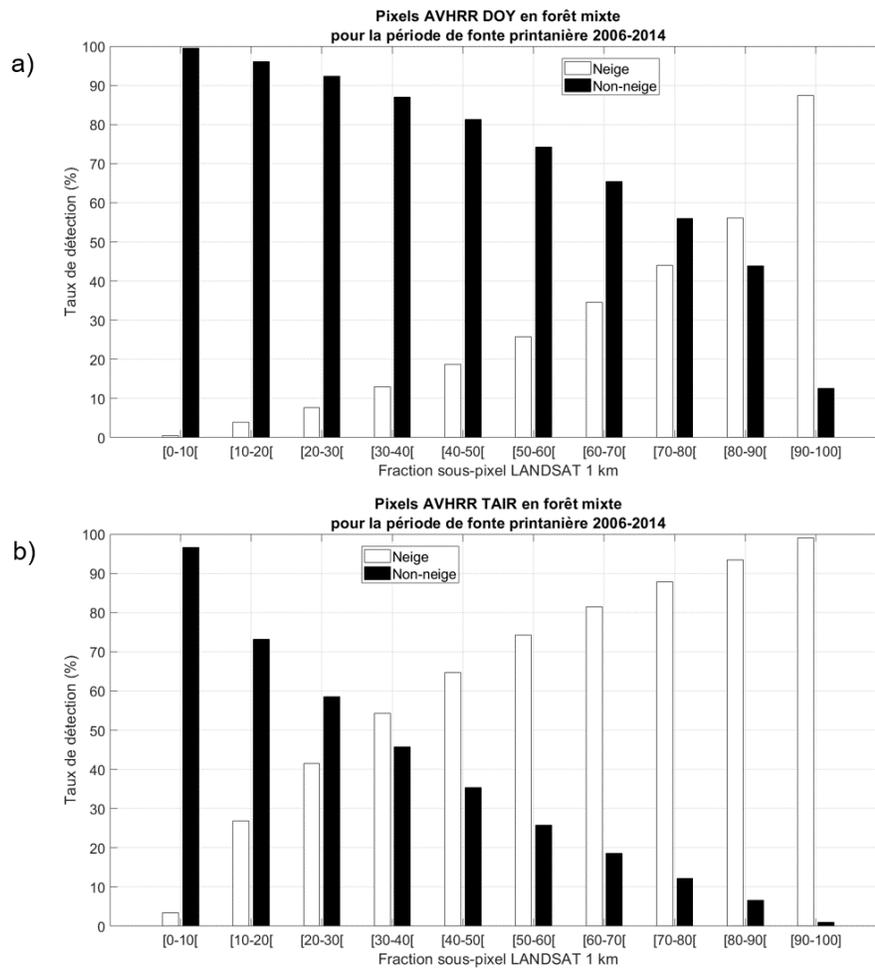


Figure 5-14. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

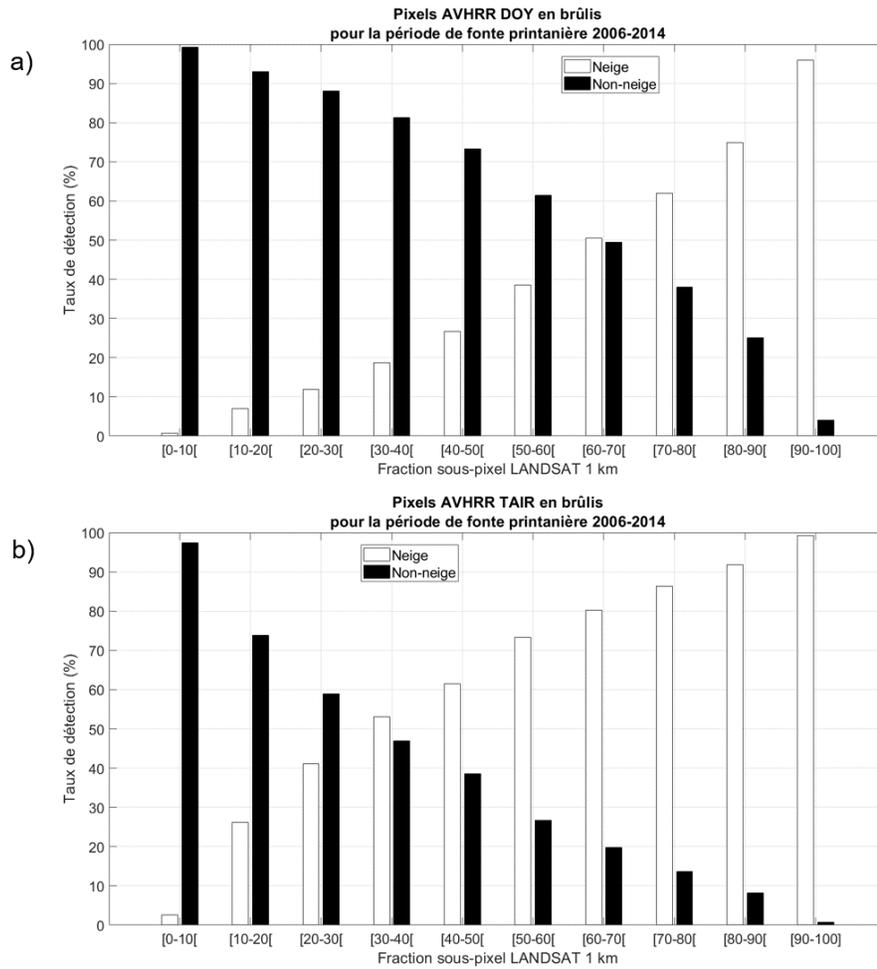


Figure 5-15. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l’occupation du sol – Brûlis – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

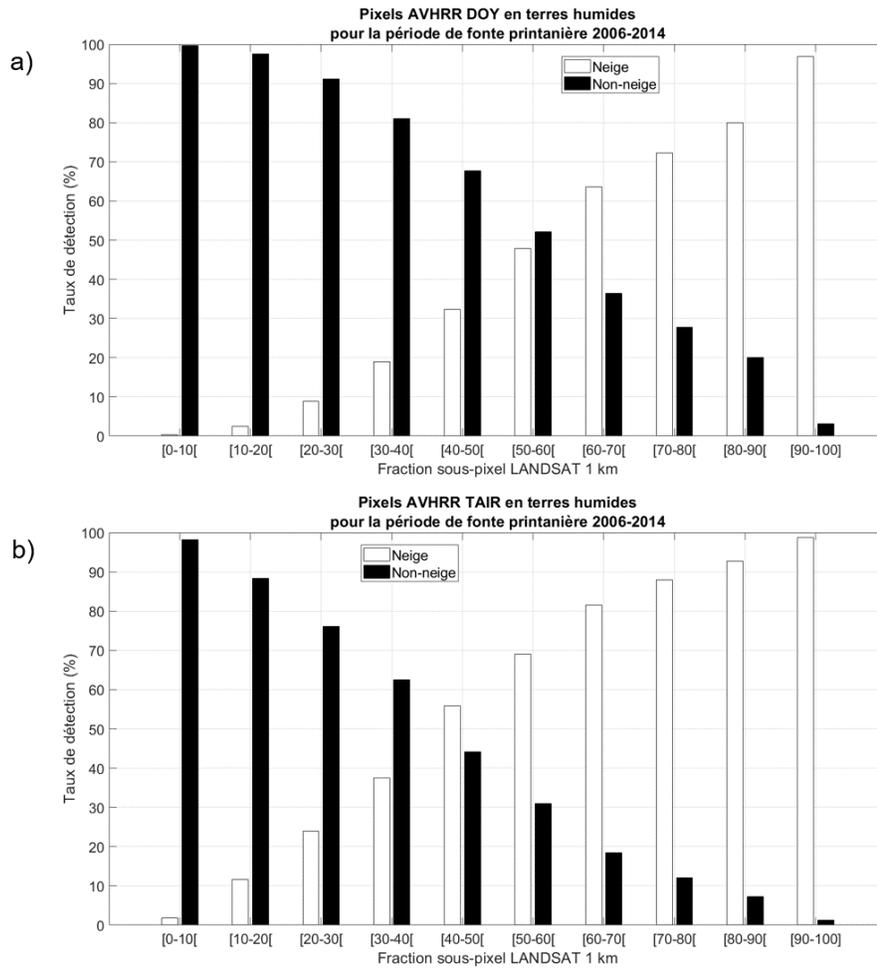


Figure 5-16. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

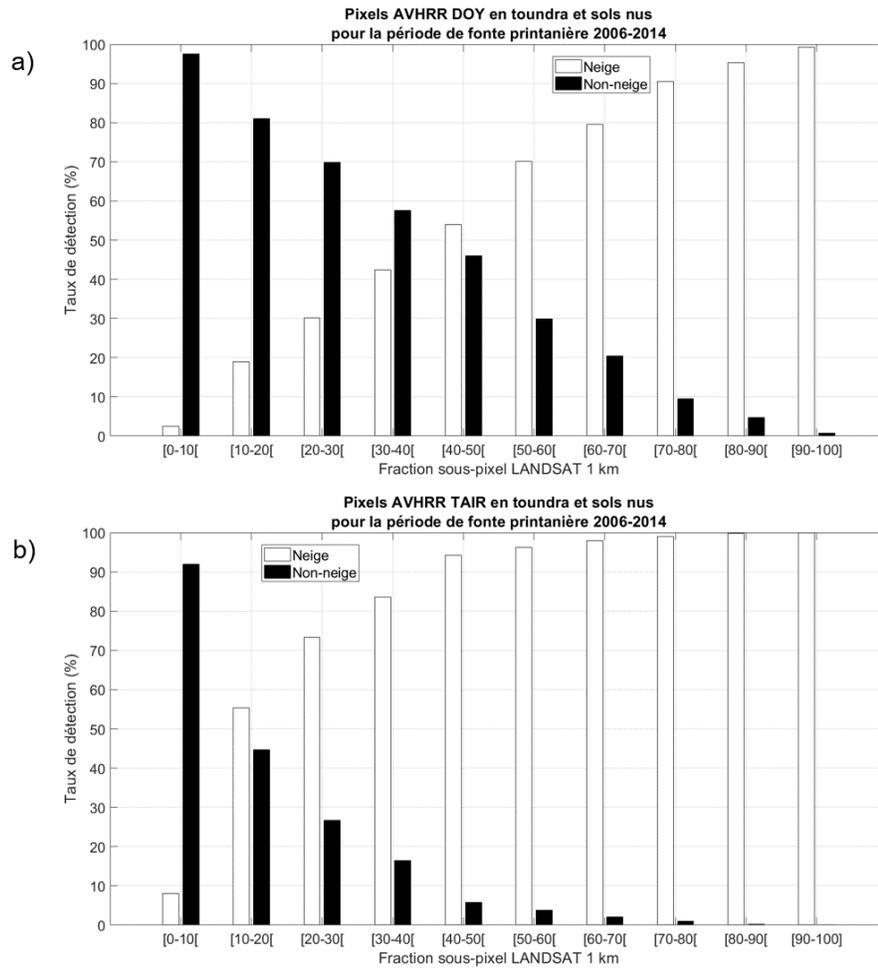


Figure 5-17. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l’occupation du sol – Toundra et sols nus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

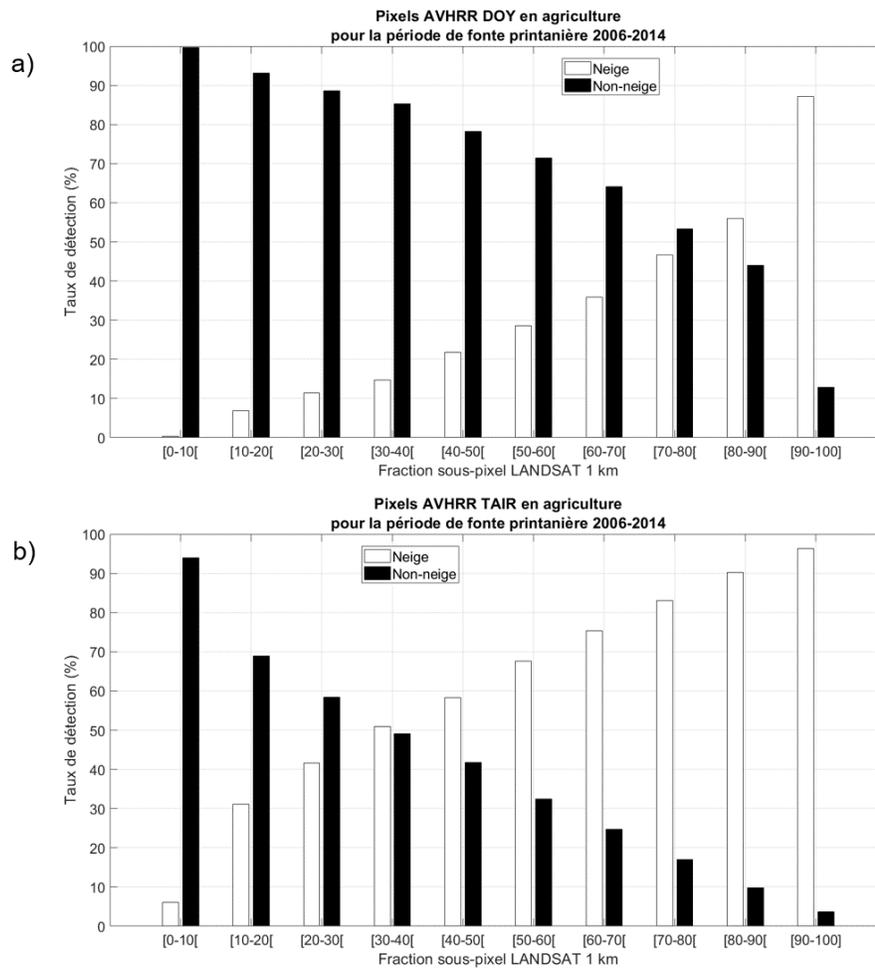


Figure 5-18. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

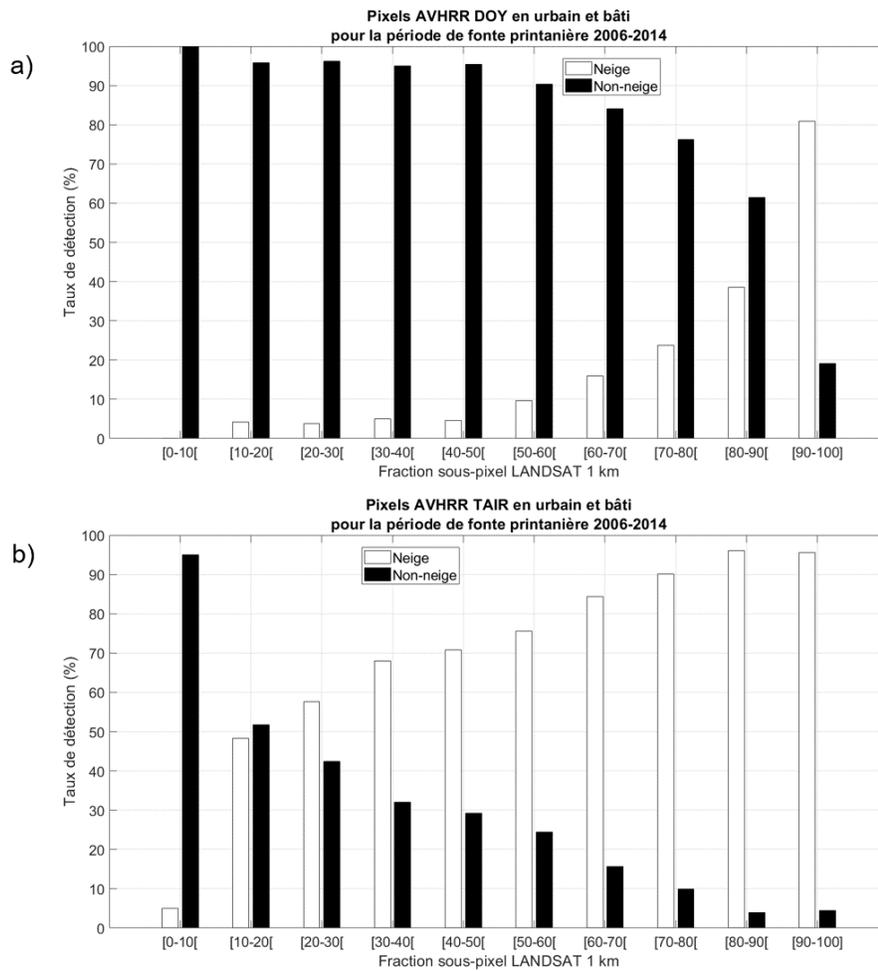


Figure 5-19. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR pour la catégorie de l’occupation du sol – Urbain et bâti – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

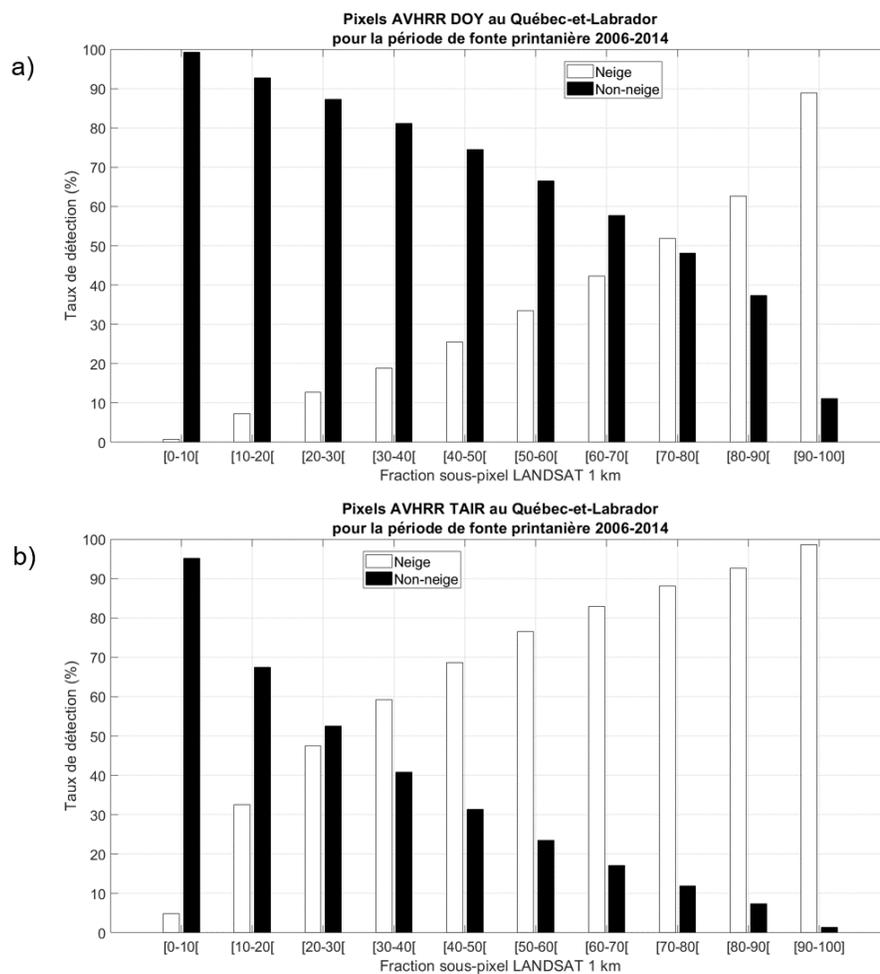


Figure 5-20. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR DOY et (b) AVHRR TAIR sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les résultats de l’analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR TAIR à la résolution spatiale de 4 km sont présentés en annexe dans les Figure 12-9, Figure 12-10 et Figure 12-11. Les conclusions générales que nous pouvons établir à propos de l’analyse de détectabilité de la neige à 4 km sont sensiblement identiques à celles obtenues à 1 km. Les seuils de détectabilité selon la FSP varient légèrement en raison du rééchantillonnage de la cartographie de la neige à 4 km de résolution spatiale.

5.3.4 *Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador*

Notice au lecteur :

Seuls les résultats de l’analyse comparative de validation des produits de neige à la résolution spatiale de 4 km seront présentés dans cette section. Ceci est fait afin d’éviter les répétitions de contenu pouvant survenir entre les résolutions de 1 km et 4 km. Il est question de présenter un portrait complet de la performance des produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS sur la région du Québec-et-Labrador.

Le détaillé des matrices de confusion de l’analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS à la résolution spatiale de 1 km est disponible en annexe dans le Tableau 12-3. Le Tableau 12-4 résume les résultats de l’analyse comparative de validation réalisée sur les pixels de validation en commun aux produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégorie de l’occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Les paramètres de la matrice de confusion par catégorie de l’occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS sont sensiblement les mêmes entre les résolutions spatiales de 1 km et 4 km. Ils varient légèrement en raison du rééchantillonnage de leurs cartographies d’origine.

Le détaillé des matrices de confusion de l’analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km est disponible en annexe dans le Tableau 12-5.

Le Tableau 5-9 résume les résultats de l’analyse comparative de validation réalisée sur les pixels de validation en commun aux produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégories de l’occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégories de l'occupation du sol pour les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS sont les suivants (Tableau 5-9) :

- Le TSG varie entre 0,71 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR DOY.
- Le TSG varie entre 0,89 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le TSG varie entre 0,91 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le TSG varie entre 0,73 et 0,97 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige IMS.
- Le k varie entre 0,46 et 0,88 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR DOY.
- Le k varie entre 0,77 et 0,84 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le k varie entre 0,79 et 0,97 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le k varie entre 0,22 et 0,82 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige IMS.
- Le produit opérationnel de neige MODIS est le plus performant parmi les produits de neige comparés avec des taux de succès global de classification supérieurs à 0,90 ainsi que des coefficients kappa supérieurs à 0,80 pour la plupart des catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador (Tableau 5-9 et Figure 5-21).
- Le produit de neige AVHRR TAIR est le deuxième plus performant des produits de neige comparés pour la plupart des catégories d'occupation du sol. Il surclasse MODIS dans la catégorie forêt de conifères (Figure 5-21) où le produit de neige AVHRR TAIR possède un TSG et un k plus élevé (TSG=0,93 et k =0,80 pour AVHRR TAIR vs TSG=0,92 et k =0,79 pour MODIS).
- Le produit de neige AVHRR TAIR est de performance relativement similaire à MODIS où de faibles écarts de TSG et de k de l'ordre de 0,01 ou 0,02 sont observés entre les deux produits de neige. Il présente des écarts un peu plus importants sur k pour la forêt mixte (k =0,77 pour AVHRR TAIR vs k =0,81 pour MODIS), la toundra et sols nus (k =0,88 pour AVHRR TAIR vs k =0,95 pour MODIS), l'agriculture (k =0,90 pour AVHRR TAIR vs k =0,97 pour MODIS) et l'urbain et bâti (k =0,94 pour AVHRR TAIR vs et k =0,87 pour MODIS).

- **Le produit de neige AVHRR TAIR est plus performant que AVHRR DOY dans toutes les catégories de l'occupation du sol** (Tableau 5-9 et Figure 5-21).
- Les catégories de l'occupation du sol forestières (forêt de conifères, forêt de feuillus et forêt mixte) sont les catégories présentant les plus fortes améliorations sur la qualité de la classification entre les produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR. L'écart de TSG entre les deux produits de neige est de 0,18 en forêt de conifères, 0,08 en forêt de feuillus et 0,18 en forêt mixte (Tableau 5-9 et Figure 5-21).
- Les catégories de l'occupation du sol ouvertes et développées (brûlis, terres humides, toundra et sols nus, agriculture et urbain et bâti) présentent une amélioration modérée sur la qualité de la classification entre les produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR. L'écart de TSG entre les deux produits de neige est de 0,04 en brûlis, 0,05 en terres humides, 0,00 en toundra et sols nus, 0,01 en agriculture et 0,02 en urbain et bâti (Tableau 5-9 et Figure 5-21).
- Les produits de neige IMS et AVHRR DOY sont les moins performants parmi les produits de neige comparés. IMS surclasse AVHRR DOY dans les catégories forêt de conifères et forêt mixte. AVHRR DOY surclasse IMS pour les autres catégories de l'occupation du sol (Figure 5-21).
- L'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale indique que les produits de neige AVHRR DOY et MODIS sont en omission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol tandis que le produit de neige IMS est en commission sur la détection de la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol. Par contre, AVHRR TAIR est en omission sur la détection de la neige dans la plupart des catégories de l'occupation du sol sauf pour les brûlis, la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti où il est en commission sur la détection de la neige.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 5-9) :

- Le TSG est de 0,78 et le k est de 0,57 pour le produit de neige AVHRR DOY.
- Le TSG est de 0,92 et le k est de 0,83 pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le TSG est de 0,93 et le k est de 0,84 pour le produit de neige MODIS.
- Le TSG est de 0,88 et le k est de 0,70 pour le produit de neige IMS.
- Il est possible de classer les produits de neige comparés selon leur performance : MODIS (TSG=0,93 et k =0,84), AVHRR TAIR (TSG=0,92 et k =0,83), IMS (TSG=0,88 et k =0,70) et AVHRR DOY (TSG=0,78 et k =0,57) (Figure 5-21).

- L'écart de TSG de 0,14 et l'écart de k de 0,26 entre les produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR est jugé significatif. **Il est possible de conclure que le développement de l'algorithme AVHRR TAIR a permis d'apporter des améliorations substantielles au niveau de la précision et de la robustesse pour la cartographie quotidienne de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador en comparaison avec l'algorithme AVHRR DOY.**
- **Les produits de neige MODIS (TSG=0,93 et $k=0,84$) et AVHRR TAIR (TSG=0,92 et $k=0,83$) sont considérés de performance presque égale en raison de l'écart de 0,01 qui les sépare.**
- L'analyse comparative de validation à 4 km indique que les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS sont en omission en ce qui concerne la détection de la neige sur la région du Québec-et-Labrador. Le produit de neige IMS est au contraire en commission en ce qui concerne la détection de la neige sur la région du Québec-et-Labrador.

Tableau 5-9. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,75	0,48	0,68	0,97	0,99	0,48	Passable	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,84	0,69	0,72	0,99	0,99	0,75	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,71	0,46	0,58	0,99	0,99	0,52	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,97	0,99	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,92	0,82	0,89	1,00	1,00	0,78	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,88	0,99	0,90	0,99	0,87	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,95	0,86	0,81	1,00	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,60	0,44	1,00	1,00	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,78	0,57	0,69	0,98	0,99	0,59	Passable	Modérée	Omission
AVHRR TAIR	Forêt de conifères	0,93	0,80	0,94	0,88	0,96	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Forêt de feuillus	0,92	0,84	0,90	0,95	0,95	0,89	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,89	0,77	0,88	0,94	0,97	0,77	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,96	0,89	0,98	0,90	0,96	0,95	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,97	0,94	0,98	0,97	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,88	1,00	0,82	0,99	0,97	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,96	0,90	0,97	0,96	0,89	0,99	Très bonne	Forte	Commission
	Urbain et bâti	0,99	0,94	1,00	0,99	0,90	1,00	Très bonne	Forte	Commission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,83	0,92	0,92	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,92	0,79	0,92	0,93	0,98	0,77	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,93	0,87	0,92	0,95	0,96	0,90	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,91	0,81	0,90	0,94	0,97	0,81	Bonne	Forte	Omission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,95	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,98	0,96	0,98	0,98	0,99	0,96	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,95	1,00	0,96	1,00	0,94	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,99	0,97	0,98	0,99	0,98	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
	Urbain et bâti	0,99	0,87	0,78	1,00	1,00	0,99	Très bonne	Forte	Omission
	Québec-et-Labrador	0,93	0,84	0,92	0,95	0,98	0,84	Bonne	Forte	Omission
IMS	Forêt de conifères	0,90	0,69	0,98	0,64	0,90	0,91	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,83	0,65	0,99	0,64	0,77	0,98	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Forêt mixte	0,88	0,68	0,99	0,64	0,86	0,95	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,88	0,67	1,00	0,60	0,85	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Terres humides	0,93	0,82	1,00	0,77	0,92	0,99	Bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,97	0,60	1,00	0,45	0,97	0,97	Très bonne	Modérée	Commission
	Agriculture	0,87	0,70	1,00	0,82	0,66	1,00	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Urbain et bâti	0,73	0,22	1,00	0,71	0,18	1,00	Passable	Faible	Commission
	Québec-et-Labrador	0,88	0,70	0,99	0,66	0,87	0,95	Satisfaisante	Modérée	Commission

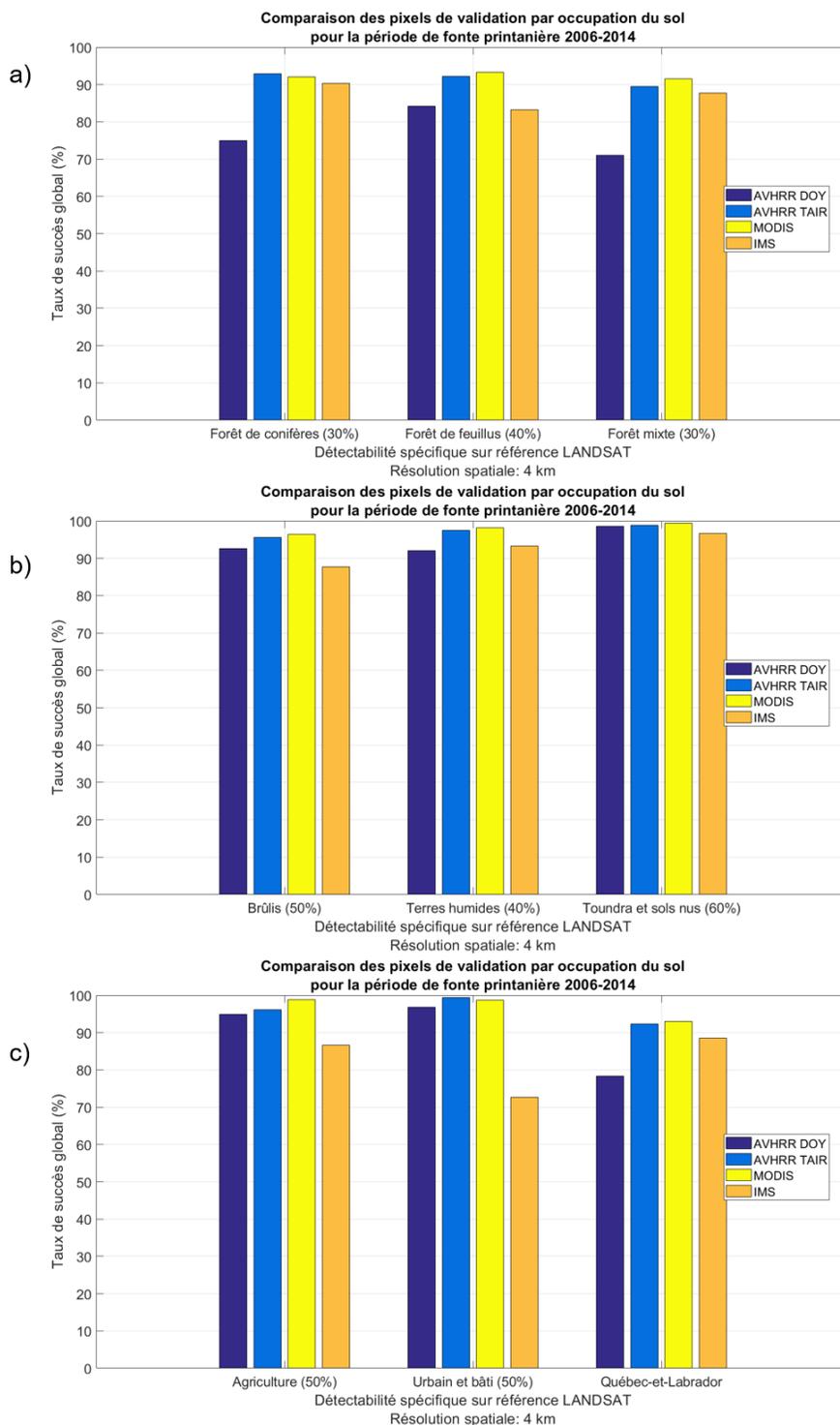


Figure 5-21. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige a été appliqué sur chaque catégorie de l'occupation du sol pour tous les produits de neige.

Les matrices de confusion détaillées de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS à la résolution spatiale de 1 km avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige et le tableau synthèse de cette analyse sont disponibles en annexe dans les Tableau 12-6 et Tableau 12-7.

Les matrices de confusion détaillées de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS à la résolution spatiale de 4 km avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige et le tableau synthèse de cette analyse sont disponibles en annexe dans les Tableau 12-8 et Tableau 12-9.

Les résultats de l'analyse comparative de validation avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige (Tableau 12-9) diffèrent légèrement de ceux qui ont été obtenus par l'application des seuils de détectabilité optimaux variables selon l'occupation du sol (Tableau 5-9).

Il est possible d'établir les constats suivants sur la région du Québec-et-Labrador :

- Le TSG est de 0,82 et le k est de 0,65 pour le produit de neige AVHRR DOY avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.
- Le TSG est de 0,91 et le k est de 0,81 pour le produit de neige AVHRR TAIR avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.
- Le TSG est de 0,92 et le k est de 0,82 pour le produit de neige MODIS avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.
- Le TSG est de 0,84 et le k est de 0,61 pour le produit de neige IMS avec le seuil de détectabilité calé sur 50% de fraction sous-pixel de neige.

Le classement des produits de neige demeure le même que celui qui a été établi précédemment, c'est-à-dire MODIS (TSG=0,92 et k =0,82), AVHRR TAIR (TSG=0,91 et k =0,81), IMS (TSG=0,84 et k =0,61) et AVHRR DOY (TSG=0,82 et k =0,65).

Les conclusions de cette analyse comparative de validation sont :

- Le produit de neige AVHRR DOY est en omission sur la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol.
- Le produit de neige IMS est en commission sur la neige dans toutes les catégories de l'occupation du sol.
- Le produit de neige MODIS passe de l'omission à la commission sur la neige en forêt de conifères, en forêt de feuillus, en forêt mixte et en terres humides.

- Le produit AVHRR TAIR passe de l'omission à la commission sur la neige en forêt de conifères, forêt mixte, brûlis et l'erreur devient balancée en terres humides.

5.3.5 Analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air

Une analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air a été réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR à 1 km par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador. Pour cette analyse, les matrices de confusion ont été calculées selon les intervalles de température de l'air de 7K qui ont servi à la calibration des seuils empiriques de l'algorithme. Le détail des matrices de confusion est consigné en annexe dans les Tableau 12-10 (pour AVHRR DOY) et Tableau 12-11 (pour AVHRR TAIR). Le Tableau 5-10 résume les résultats de cette analyse réalisée sur les pixels de validation identifiés en ciel clair en commun aux produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Tableau 5-10. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Intervalle de température de l'air	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	252-259K	0,97	0,12	0,98	0,20	0,99	0,11	Très bonne	Faible	Omission
	259-266K	0,95	0,09	0,96	0,36	0,99	0,06	Très bonne	Faible	Omission
	266-273K	0,82	0,18	0,82	0,81	0,99	0,13	Satisfaisante	Faible	Omission
	273-280K	0,72	0,47	0,60	0,97	0,98	0,54	Passable	Modérée	Omission
	280-287K	0,78	0,49	0,45	1,00	0,99	0,73	Passable	Modérée	Omission
	287-294K	0,81	0,40	0,32	1,00	0,97	0,80	Satisfaisante	Modérée	Omission
AVHRR TAIR	252-259K	0,93	0,06	0,94	0,22	0,99	0,05	Bonne	Faible	Omission
	259-266K	0,96	0,11	0,96	0,38	0,99	0,07	Très bonne	Faible	Omission
	266-273K	0,96	0,41	0,97	0,52	0,98	0,37	Très bonne	Modérée	Omission
	273-280K	0,89	0,76	0,91	0,86	0,93	0,82	Satisfaisante	Modérée	Omission
	280-287K	0,90	0,78	0,82	0,95	0,91	0,89	Bonne	Modérée	Omission
	287-294K	0,86	0,59	0,52	0,99	0,94	0,85	Satisfaisante	Modérée	Omission

Le taux de succès global de classification et le coefficient kappa des intervalles de température de l'air 259-266K, 266-273K, 273-280K, 280-287K et 287-294K montre une amélioration de la classification de la neige et de la non-neige par l'algorithme AVHRR TAIR sur la région du Québec-et-Labrador. Ainsi, les améliorations les plus significatives sont observables pour les intervalles de température de l'air 266-273K (TSG=0,82 et k=0,18 pour AVHRR DOY vs TSG=0,96 et k=0,41 pour AVHRR TAIR), 273-280K (TSG=0,72 et k=0,47 pour AVHRR DOY vs TSG=0,89 et k=0,76 pour AVHRR TAIR), 280-287K (TSG=0,78 et k=0,49 pour AVHRR DOY vs TSG=0,90 et k=0,78

pour AVHRR TAIR) et 287-294K (TSG=0,81 et $k=0,40$ pour AVHRR DOY vs TSG=0,86 et $k=0,59$ pour AVHRR TAIR). Ces résultats confirment que l'intégration de la température de l'air comme variable explicative de la variation des valeurs de percentiles des seuils empiriques d'AVHRR a permis d'améliorer la détection de la neige sur la région du Québec-et-Labrador en comparaison avec l'utilisation du jour julien (DOY), qui rappelons-le constitue le reflet des conditions historiques attendues pour un jour donné alors que la température de l'air (TAIR) est le reflet des conditions actuelles pour un jour donné.

5.4 Discussion

5.4.1 Contributions de la méthode de seuillage locale vs régionale

L'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY et AVHRR TAIR a permis de démontrer que le produit de neige AVHRR TAIR est le plus performant sur la région du Québec-et-Labrador. Le taux de succès global de classification et le coefficient kappa est de 0,92 et 0,83 respectivement pour AVHRR TAIR et de 0,78 et 0,57 respectivement pour AVHRR DOY. Ainsi, une différence de 0,14 sur le taux de succès global de classification et de 0,26 sur le coefficient kappa pour les deux produits de neige mentionnés ci-dessus est jugée significative.

Il est alors possible de conclure que l'approche de classification par méthode de seuillage locale (c'est-à-dire l'algorithme AVHRR TAIR) permet de produire une classification plus précise et plus représentative de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador en raison de ses seuils empiriques qui sont adaptatifs aux conditions géographiques locales de l'occupation du sol et aux conditions actuelles de température de l'air (une des variables climatiques affectant la présence du couvert nival saisonnier), et par la qualité de son échantillonnage. Cette méthode est plus efficace pour saisir les nuances spectrales et/ou thermiques du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador en comparaison avec une méthode de seuillage régionale (c'est-à-dire l'algorithme AVHRR DOY).

L'approche de classification par méthode de seuillage régionale est moins efficace pour saisir les nuances spectrales et/ou thermiques du couvert nival saisonnier en raison du fait que :

- (1) Les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR ont été calibrés régionalement et,
- (2) Les seuils empiriques sont dépendants du jour julien.

Pour la calibration régionale des seuils empiriques (voir le point #1 ci-dessus), ceci implique alors que les échantillons de pixels de neige ont été considérés comme une entité unique au moment de la calibration des seuils empiriques malgré le fait que les échantillons de pixels de neige soient

issus des différentes catégories de l'occupation du sol de la région d'étude. Les seuils empiriques ainsi calculés reflètent leur abondance et il est possible qu'une catégorie de l'occupation du sol contribue plus aux seuils que les autres. Tel que démontré par l'analyse comparative de validation, l'algorithme AVHRR DOY présente des lacunes de classification du couvert nival saisonnier pour certaines catégories de l'occupation du sol. Il produit une forte omission sur la détection de la neige en forêt alors qu'il en produit très peu en toundra et sols nus. Ainsi, la calibration actuelle de l'algorithme AVHRR DOY est plus appropriée pour les conditions de neige de la toundra et des sols nus (il est comparable à AVHRR TAIR au niveau du taux de succès global de classification, du coefficient kappa et de la précision du producteur et de l'utilisateur sur la surface neige) alors qu'il est moins efficace pour les autres catégories de l'occupation du sol (les taux de succès global de classification et les coefficients kappa sont plus faibles pour AVHRR DOY comparativement à AVHRR TAIR).

Un autre facteur pouvant affecter la performance de l'algorithme AVHRR DOY est l'utilisation du jour julien comme variable explicative de l'évolution temporelle des seuils empiriques (voir le point #2 ci-dessus). L'utilisation du jour julien tend à produire des conditions historiques attendues pour un jour de l'année; les paramètres de seuils de l'algorithme sont le reflet des conditions historiques observées sur une période de 7 jours et plusieurs années. Par conséquent, une date qui s'écarte trop des conditions attendues pourrait être mal classée par l'algorithme de classification (e.g. une année aux conditions plus chaudes vs les conditions des années qui ont contribué à la calibration des seuils). L'algorithme de classification a été calibré au départ à partir d'une sélection d'images quotidiennes NOAA-AVHRR acquises à différentes dates durant les périodes hivernales 1986-1987, 1990-1991, 1991-1992, 1995-1996, 1996-1997 et 1988-1999 (Chokmani *et al.*, 2009; Chokmani *et al.*, 2013). Ces périodes hivernales ont été choisies en fonction de leur caractère particulier par rapport à la durée moyenne de la période hivernale. La période hivernale 1998-1999 est considérée comme une année moyenne du point de vue de l'avènement de formation et de fonte de la neige. La période 1991-1992 a été une période hivernale plus tardive par rapport à 1998-1999 : le couvert nival saisonnier s'était établi plus tard en automne pour disparaître plus tard au printemps. La période 1986-1987 a été une période hivernale plus précoce par rapport à 1998-1999 : le front de neige était plus au nord à la fin d'avril 1987 qu'à pareille date en 1999 (Chokmani *et al.*, 2005; Chokmani *et al.*, 2006b). Les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR DOY sont le reflet des caractéristiques spectrales et/ou thermiques moyennes du couvert nival saisonnier pour la période 1986 à 1999. Ils sont plus ou moins représentatifs des caractéristiques spectrales et/ou thermiques du couvert nival saisonnier de la période de validation, c'est-à-dire la période 2006 à 2014. Plus encore, des seuils adaptatifs à la température de l'air sont plus aptes

à saisir les caractéristiques spectrales et/ou thermiques du couvert nival saisonnier propres à un jour de l'année comparativement au jour julien. Ils sont moins affectés par la variabilité induite par la sélection des années de calibration.

De seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol ont eu pour effet de corriger les lacunes de classification de l'algorithme AVHRR dans les différentes catégories de l'occupation du sol au Québec-et-Labrador et d'uniformiser dans une certaine mesure la qualité de la classification (précision et robustesse) d'une catégorie de l'occupation du sol à l'autre.

Au cours de la phase de numérisation des échantillons de pixels et de la phase de calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR, il a été constaté que les seuils empiriques doivent être plus permissifs que ceux qui ont été retenus initialement pour la calibration de l'algorithme AVHRR DOY. L'omission sur la neige telle que produite par l'algorithme AVHRR DOY provient en partie des échantillons de pixels réservés pour la calibration et des paramètres de calibration des seuils empiriques, ce qui a conduit à une révision de l'algorithme AVHRR TAIR. Pour ce faire, un certain nombre d'échantillons de pixels de calibration ont été méticuleusement vérifiés, comparés et certains numérisés à l'aide des observations de neige au sol et des classifications détaillées de neige obtenues à partir des images de haute résolution spatiale. Certains de ces échantillons ont été transférés de classe d'appartenance ou retirés de la base de données de calibration le cas échéant (des erreurs de numérisation et/ou d'interprétation peuvent s'être glissées). Plusieurs modèles de calibration ont été testés en vue d'identifier le modèle de calibration le plus approprié à implanter pour chaque catégorie de l'occupation du sol en vue de réduire l'omission sur la neige. L'algorithme AVHRR DOY a été calibré avec le 99^e et le 1^{er} percentile de la T_4 des échantillons de pixels de neige pour la calibration des seuils empiriques $T_{4_{\max}}$ et $T_{4_{\min}}$ alors que le 99^e, le 95^e et le 1^{er} percentile ont été utilisés pour la calibration des seuils empiriques $NDVI_{\max}$, $\Delta T_{34_{\max}}$ et $R1_{\min}$ respectivement (Chokmani *et al.*, 2013). L'algorithme AVHRR TAIR emprunte certains paramètres de calibration tels le 99^e et le 1^{er} percentile pour la calibration des seuils empiriques $T_{4_{\max}}$, $T_{4_{\min}}$, $NDVI_{\max}$ et $R1_{\min}$ mais certains d'entre eux peuvent atteindre le 100^e et le 0^e percentile pour la calibration des seuils empiriques de certaines catégories de l'occupation du sol; le 95^e percentile a été augmenté au 99^e percentile pour la $\Delta T_{34_{\max}}$ pour réduire la surestimation de la présence de nuages sur les surfaces enneigées. Plus encore, les échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration de l'algorithme AVHRR TAIR est constitué d'un certain nombre d'échantillons de pixels de neige couvrant la période 1988 à 1999 tel qu'utilisés pour la calibration de l'algorithme AVHRR DOY auxquels viennent s'ajouter des échantillons de pixels de neige supplémentaires couvrant la période 2000 à 2014. La vérification de la qualité des échantillons de

pixels de calibration et la phase de test des paramètres de calibration de l'algorithme AVHRR TAIR ont permis d'améliorer la cartographie quotidienne de l'étendue spatiale du couvert nival au Québec-et-Labrador à partir des données optiques et infrarouge du capteur AVHRR.

Les paramètres des seuils empiriques permettant la discrimination de la neige des autres surfaces (non-neige et nuage) diffèrent entre les deux algorithmes de classification, en raison de la qualité des échantillons de calibration et la nature de la méthode de seuillage employée (e.g. AVHRR DOY = méthode de seuillage régionale sur jour julien, AVHRR TAIR = méthode de seuillage locale sur température de l'air et occupation du sol).

La $T_{4_{\max}}$ de la neige est compris entre 277K et 286K pour l'algorithme AVHRR DOY (voir tableau 1 dans Chokmani *et al.* (2013)) alors que la $T_{4_{\max}}$ de la neige est plus élevée d'environ 3K à 10K pour l'algorithme AVHRR TAIR où certaines peuvent atteindre 295K pour les températures de l'air les plus chaudes. Néanmoins les valeurs de $T_{4_{\max}}$ de la neige de l'algorithme AVHRR TAIR sont réalistes dans la mesure où la T_4 mesurée par le capteur AVHRR est une température de brillance au sommet de l'atmosphère, ce qui explique pourquoi certains échantillons de pixels de neige de calibration peuvent afficher une T_4 plus chaude que le point de congélation naturel à 273,2K.

Le $NDVI_{\max}$ de la neige est compris entre 0,16 et 0,28 pour l'algorithme AVHRR DOY (voir tableau 1 dans Chokmani *et al.* (2013)). Elles sont comprises entre 0,08 et 0,31 selon l'occupation du sol pour l'algorithme AVHRR TAIR. Les $NDVI_{\max}$ de la neige peuvent être plus élevées ou plus faibles pour une catégorie de l'occupation du sol donnée par rapport au $NDVI_{\max}$ de l'algorithme AVHRR DOY et permettre la détection de la neige. Certains pixels de validation enneigés qui ont été mal classés par l'algorithme AVHRR TAIR peuvent atteindre une valeur de $NDVI$ de 0,35 à 0,40. Les valeurs de $NDVI_{\max}$ qui ont été calculées pour l'algorithme AVHRR TAIR sont typiques de la forêt d'hiver (voir la zone d'acceptation de la neige en fonction du NDSI et du $NDVI$ de Klein *et al.* (1998) telle que reproduite dans la Figure 4-2).

La $R1_{\min}$ de la neige est comprise entre 0,189 et 0,096 pour l'algorithme AVHRR DOY (voir tableau 1 dans Chokmani *et al.* (2013)). Elles sont comprises entre 0,513 et 0,085 selon l'occupation du sol pour l'algorithme AVHRR TAIR. Les $R1_{\min}$ de la neige peuvent être plus élevées ou plus faibles pour une catégorie de l'occupation du sol donnée par rapport à la $R1_{\min}$ de l'algorithme AVHRR DOY et permettre la détection de la neige. Les valeurs de $R1_{\min}$ de la neige sont légèrement plus basses que les deux tests de réflectance minimale inclus dans l'algorithme SNOWMAP (Riggs *et al.*, 2006). Les $R1_{\min}$ permises par l'algorithme AVHRR TAIR peuvent s'expliquer par la résolution spatiale plus grossière du capteur AVHRR (1 km) par rapport au capteur MODIS (500 m et 250 m

de résolution spatiale selon la bande spectrale) : ce qui implique plus d'hétérogénéité dans les pixels AVHRR.

5.4.2 Améliorations possibles de l'algorithme AVHRR TAIR

Dans sa version actuelle, l'algorithme AVHRR TAIR présente certaines limitations de classification notamment au niveau de l'erreur d'omission et/ou de commission sur la détection de la neige pour certaines catégories de l'occupation du sol. Il s'agit donc de déterminer s'il est possible de réduire davantage ces erreurs. Il se trouve que les pixels de validation qui ont été mal classés a priori par l'algorithme AVHRR TAIR ont pour la plupart une fraction sous-pixel de neige de 50% et plus (voir les Figure 12-12 et Figure 12-13 consignées en annexe). Une analyse plus approfondie de ces pixels suggère l'application d'une correction supplémentaire sur les seuils empiriques dédiés à la discrimination de la neige avec la non-neige. Cette correction implique que les seuils empiriques $T4_{\max}$, $NDVI_{\max}$ et $R1_{\min}$ doivent être déplacés davantage afin de capturer une partie de ces pixels de validation qui ont été mal classés par l'algorithme mais qui sont pourtant enneigés.

L'approche proposée pour réaliser cette correction consiste à introduire ces pixels de validation directement dans le jeu de données de calibration des seuils de l'algorithme en fonction de leur fraction sous-pixel de neige. Il serait préférable d'incorporer dans un premier temps les pixels de validation ayant une FSP=100% dans le jeu de données de calibration, de calibrer les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR avec les pixels ainsi identifiés et de procéder à la validation pour évaluer l'impact de la correction sur la classification obtenue. Ensuite l'approche de correction pourrait se poursuivre avec l'introduction successive des pixels de validation avec des FSP plus faibles, par exemple les pixels de validation avec une $FSP \geq 90\%$, ceux avec une $FSP \geq 80\%$ et ainsi de suite jusqu'à atteindre une $FSP \geq 50\%$. Il serait alors possible d'identifier la fraction sous-pixel de neige pour laquelle (i) la qualité de la classification s'améliore ou se dégrade pour chaque catégorie de l'occupation du sol, (ii) le modèle de percentiles à privilégier pour la correction et (iii) si l'algorithme AVHRR passe de l'omission à la commission sur la détection de neige. Les catégories de l'occupation du sol qui bénéficieraient le plus de la correction des seuils empiriques avec les pixels de validation mal classés ayant une fraction sous-pixel de neige de 100% sont la forêt de feuillus, l'agriculture et l'urbain et bâti d'après le Tableau 12-12; leur TSG pourrait être amélioré de 0,06, 0,03 et 0,02 respectivement par rapport à sa calibration actuelle avec l'application d'une telle correction.

La réalisation d'un tel exercice nécessiterait toutefois une phase de vérification des pixels de validation pour déterminer s'ils sont sous des conditions de ciel clair ou de couverture nuageuse. Certains de ces pixels affichent des caractéristiques de $\Delta T_{45_{\max}}$ ou de $\Delta T_{34_{\max}}$ s'apparentant aux nuages pour certaines catégories de l'occupation du sol (voir les pixels marqués en rouge situés au-dessus des seuils empiriques $\Delta T_{45_{\max}}$ et $\Delta T_{34_{\max}}$ sur les Figure 12-12 et Figure 12-13). Le retrait des pixels obstrués par les nuages permettrait de garder le masque de nuage intact.

L'approche de correction suggérée aurait pu être testée dès le départ. Par contre, la classification détaillée de la neige à partir des images LANDSAT n'était pas encore prête au moment de réaliser la phase d'étalonnage des échantillons de pixels de calibration (elles ont été préparées seulement par après). Ce n'est qu'après les tentatives de validation et de vérification des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR avec les observations de neige au sol aux stations météorologiques et ensuite avec les images LANDSAT que nous avons été en mesure d'incorporer des échantillons de pixels de neige et de non-neige les plus purs possible selon notre interprétation visuelle de la fraction sous-pixel de neige à partir de la classification détaillée de la neige des images LANDSAT.

5.4.3 Contributions de la méthode de seuillage locale vs globale

L'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS a démontré que les produits de neige MODIS et AVHRR TAIR sont les plus performants sur la région du Québec-et-Labrador avec un avantage en faveur de MODIS. Le taux de succès global de classification et le coefficient kappa est de 0,93 et 0,84 respectivement pour MODIS, de 0,92 et 0,83 pour AVHRR TAIR, de 0,88 et 0,77 pour IMS et 0,78 et 0,57 pour AVHRR DOY. Une différence de 0,01 sur le taux de succès global de classification et le coefficient kappa entre les produits de neige MODIS et AVHRR TAIR est jugée non-significative.

Il est possible de conclure que l'approche de classification par méthode de seuillage locale permet de produire une classification aussi précise et représentative de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador qu'une méthode de seuillage globale (c'est-à-dire MODIS). Il s'agit d'une conclusion encourageante dans la mesure où les capteurs AVHRR et MODIS diffèrent au niveau de leur résolution spatiale et spectrale et de leur couverture temporelle.

Ainsi, le capteur AVHRR de la NOAA permet de réaliser une cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador de qualité comparable à celle produite par le produit opérationnel de neige MODIS sans avoir besoin de recourir au NDSI pour la détection de la neige. La bande spectrale de l'infrarouge à ondes courtes, qui est habituellement utilisée pour effectuer le calcul du NDSI, est disponible seulement sur les images AVHRR avec le canal

3A activé (1,58-1,64 μm). La procédure de classification telle que présentée et validée dans ce chapitre a été développée pour les images AVHRR avec le canal 3B activé (3,55-3,93 μm) et elle exploite l'information de la ΔT_{34} qui est une mesure indirecte de la réflectance de la neige dans l'infrarouge moyen. Les résultats de validation ainsi obtenus sont encourageants dans la mesure où la bande spectrale de l'infrarouge moyen est la plus commune (ou fréquente) dans les archives historiques d'AVHRR. Celle-ci est disponible sur les capteurs AVHRR/2 et AVHRR/3 alors que la bande de l'infrarouge à ondes courtes a été introduite sur le capteur AVHRR/3 qui est disponible depuis 1998 avec le lancement du NOAA-15 (K), ce qui correspond sensiblement à la couverture temporelle telle qu'offerte par le capteur MODIS.

Le capteur AVHRR de la NOAA permet aussi de produire une cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier de qualité comparable au produit opérationnel de neige MODIS malgré le fait qu'il possède une résolution spatiale plus grossière (1 km pour AVHRR vs 500 m pour MODIS) et des bandes spectrales plus larges (5 bandes spectrales pour AVHRR vs 36 bandes spectrales pour MODIS) sur la même portion du spectre électromagnétique couverte. Le principal avantage offert par le capteur AVHRR est sans aucun doute la durée de ses archives historiques : elles remontent au début des années 1980 alors que les archives historiques du capteur MODIS débutent quant à elles à partir des années 2000. Ceci représente donc 20 années de données additionnelles pour le capteur AVHRR, ce qui constitue un avantage pour établir une climatologie de la neige.

5.5 Sommaire

Le chapitre 5 avait pour objectif le développement et la validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR) pour la cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador.

Le changement de structure des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR, c'est-à-dire le remplacement du jour julien par la température de l'air et l'occupation du sol, permet d'obtenir une plus grande flexibilité en ce qui concerne la détection de la neige. Ils sont en mesure de saisir les particularités spectrales et thermiques du couvert nival saisonnier propres à chaque occupation du sol de la région du Québec-et-Labrador. L'analyse comparative de validation a démontré une amélioration significative en ce qui concerne la détection de la neige par l'algorithme AVHRR TAIR en comparaison avec l'algorithme AVHRR DOY. Cette amélioration provient de l'utilisation de seuils empiriques locaux et de la qualité des échantillons de pixels de calibration.

De plus, l'analyse comparative de validation a permis de classer les produits de neige en fonction de leur performance : MODIS, AVHRR TAIR, IMS et AVHRR DOY. Les produits de neige MODIS, AVHRR DOY et AVHRR TAIR sont en omission en ce qui concerne la détection de la neige alors que le produit de neige IMS est en commission. Les produits de neige MODIS et AVHRR TAIR sont les plus précis et robustes et ont une performance similaire pour effectuer le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. Ces deux algorithmes reposent sur un méthode de seuillage, le premier utilise des seuils globaux et le second des seuils locaux.

Le produit opérationnel de neige MODIS est reconnu pour être plus performant en raison de sa résolution spatiale à 500 m qui permet d'obtenir une cartographie plus détaillée du couvert nival saisonnier par rapport à AVHRR (1 km de résolution spatiale). Malgré sa résolution spatiale plus grossière, il est intéressant de constater que le capteur AVHRR permet d'obtenir d'aussi bonnes performances que le capteur MODIS à l'aide du canal de l'infrarouge moyen (MIR) pour lequel on ne dispose pas de l'information directe sur la réflectance dans cette région du spectre EM comme on peut obtenir à l'aide du canal de l'infrarouge à ondes courtes telle que disponible sur MODIS et à partir duquel le NDSI est calculé. L'avantage du capteur AVHRR est la période de couverture temporelle, qui remonte jusqu'aux années 1980 (notre série historique débute en 1988). Le suivi de la neige à l'aide du capteur AVHRR permet donc d'obtenir des séries historiques plus longues comparativement au capteur MODIS, ce qui constitue un atout pour les études de changements climatiques et de climatologie de la neige.

6. Développement et validation spatiale de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue pour la classification des images NOAA-AVHRR

6.1 Introduction

Ce chapitre est consacré au développement et à la validation de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue pour la classification des images NOAA-AVHRR. De par leur nature les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR sont entachés d'erreurs parce qu'ils sont calculés à partir d'échantillons de pixels de neige choisis par un observateur. L'algorithme AVHRR est appliqué selon une approche de tout ou rien (classification dure), c'est-à-dire que le pixel à classer est de la neige ou ne l'est pas (il appartient alors à une autre classe). Ce chapitre vise à démontrer la contribution de l'introduction d'un facteur de probabilité d'appartenance à une classe ou à une autre par une approche de logique floue afin de prendre en compte cette incertitude et d'apporter plus de flexibilité dans la représentation de la cartographie du couvert nival saisonnier et de l'interprétation des résultats.

6.2 Méthodologie

6.2.1 Conceptualisation de l'algorithme de classification en logique floue

La procédure de classification des images NOAA-AVHRR telle que décrite au chapitre 5 implique que le pixel de l'image AVHRR est déclaré comme non-neige ou nuage à l'instant où il dépasse une des valeurs de seuil de l'algorithme de classification et celui-ci ne sera pas testé par les seuils suivants. Il est possible qu'un pixel enneigé soit déclaré comme étant de la non-neige par le seuil empirique $T_{4_{\max}}$ malgré le fait qu'il présente les caractéristiques spectrales de la neige au niveau du NDVI ou de la réflectance dans la bande 1 d'AVHRR. Dans ce cas précis l'algorithme AVHRR considère que le pixel est trop chaud pour être de la neige. Des cas similaires (de déclaration d'un pixel enneigé à une autre classe même si celui-ci présente les caractéristiques spectrales et/ou thermiques de la neige) peuvent se produire également au niveau des seuils empiriques $NDVI_{\max}$ et $R1_{\min}$ pour la discrimination de la non-neige et des seuils empiriques $T_{4_{\min}}$, $\Delta T_{45_{\max}}$ et $\Delta T_{34_{\max}}$ pour la discrimination des nuages.

Le but recherché consiste alors à :

- (1) Exprimer les paramètres radiométriques (T_4 , ΔT_{45} , NDVI, ΔT_{34} et R1) d'un pixel AVHRR sous la forme d'une probabilité d'appartenance à l'aide des fonctions de logique floue et,
- (2) Construire un système d'équations permettant de combiner les paramètres radiométriques entre eux pour établir la probabilité d'appartenance finale d'un pixel AVHRR aux catégories de surface neige, non-neige et nuage, où les probabilités d'appartenance à chacune de ces catégories de surface est comprise entre 0 et 1.

La probabilité d'appartenance d'un pixel AVHRR dépend du chemin parcouru par le pixel dans la structure de l'algorithme de classification et les seuils ne sont plus considérés comme étant des événements booléens (oui/non). Les fonctions d'appartenance de logique floue permettent de traduire le degré d'appartenance d'un pixel AVHRR à une catégorie de surface; le pixel AVHRR se voit attribuer une « pondération » d'appartenir à la catégorie neige selon sa position par rapport au seuil empirique. De plus, le système de règles de combinaison fait en sorte que le pixel AVHRR à classifier est testé par tous les seuils et fournit la probabilité d'appartenance aux catégories de surface neige, non-neige et nuage.

Dans le but d'alléger le texte, la méthodologie que nous allons décrire dans les prochaines pages (§6.2.2 et §6.2.3) s'applique à chaque catégorie de l'occupation du sol incluse dans l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol.

6.2.2 Définition des seuils empiriques en mode de logique floue

Afin de pouvoir modéliser le degré d'appartenance d'un pixel AVHRR aux catégories neige, non-neige et nuage, il est nécessaire de définir une zone d'incertitude en marge des seuils. Il a été décidé de calculer un intervalle de prédiction sur les six seuils de l'algorithme de classification. L'intervalle de prédiction est plus large que l'intervalle de confiance en raison de l'incertitude liée à la prédiction d'une valeur individuelle (Minitab, 2020).

L'intervalle de prédiction a été calculé pour chaque intervalle de température de l'air constituant le seuil. De manière similaire à la procédure de calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs (§5.2.3), des fonctions polynomiales du second degré ont été ajustées sur les limites de l'intervalle de prédiction. Les Figure 6-1 et Figure 6-2 illustrent les fonctions ajustées sur les limites de l'intervalle de prédiction pour les six seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour une catégorie de l'occupation du sol donnée.

Dans la présente étude l'intervalle de prédiction est considéré comme étant une zone d'incertitude d'appartenir à la catégorie neige. Les zones de certitude et d'incertitude ont été définies par rapport à la catégorie neige à partir de laquelle la calibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR a été réalisée. Par exemple, dans la Figure 6-1a, la zone de certitude d'appartenir à la neige correspond aux échantillons de pixels de neige situés sous la limite inférieure de l'intervalle de prédiction du seuil $T4_{max}$, la zone d'incertitude d'appartenir à la neige correspond aux échantillons de pixels situés dans l'intervalle de prédiction du seuil $T4_{max}$ et finalement la zone de certitude de ne pas appartenir à la neige correspond aux échantillons de pixels de neige situés au-delà de la limite supérieure de l'intervalle de prédiction du seuil $T4_{max}$ là où la plupart des échantillons de pixels de non-neige se trouvent habituellement (non-représentés sur la figure). La position des zones de certitude et d'incertitude peuvent différer selon le paramètre radiométrique d'AVHRR. En effet, dans la Figure 6-2c par exemple, la zone de certitude d'appartenir à la neige correspond aux échantillons de pixels de neige situés au-dessus de la limite supérieure de l'intervalle de prédiction du seuil $R1_{min}$, la zone d'incertitude d'appartenir à la neige correspond aux échantillons de pixels de neige situés dans l'intervalle de prédiction du seuil $R1_{min}$ et la zone de certitude de ne pas appartenir à la neige correspond à la zone située au-delà de la limite inférieure de l'intervalle de prédiction du seuil $R1_{min}$ là où la plupart des échantillons de pixels de non-neige se trouvent. Les fonctions d'appartenance de logique floue ZMF et ZMF reflètent le sens de la zone de transition de la probabilité d'appartenir à la neige.

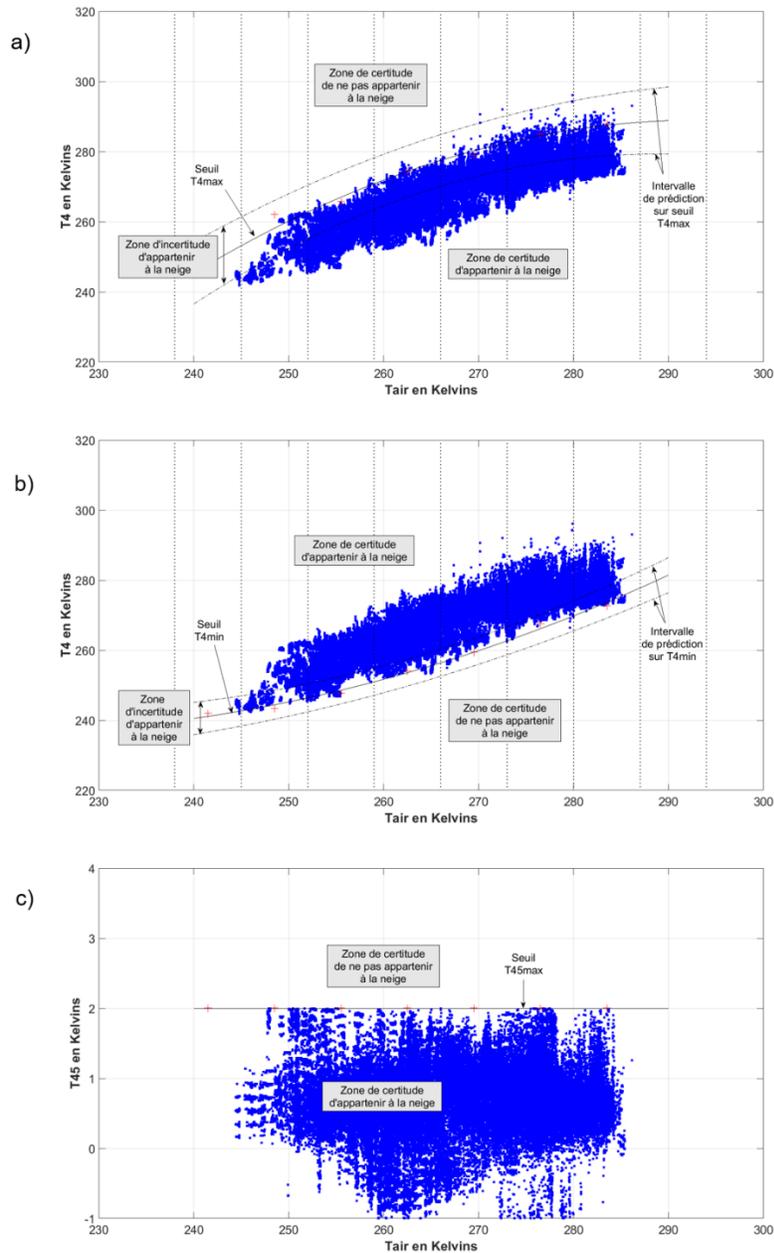


Figure 6-1. Intervalle de prédiction sur les seuils empiriques (a) T_{4max} , (b) T_{4min} et (c) ΔT_{45max} de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

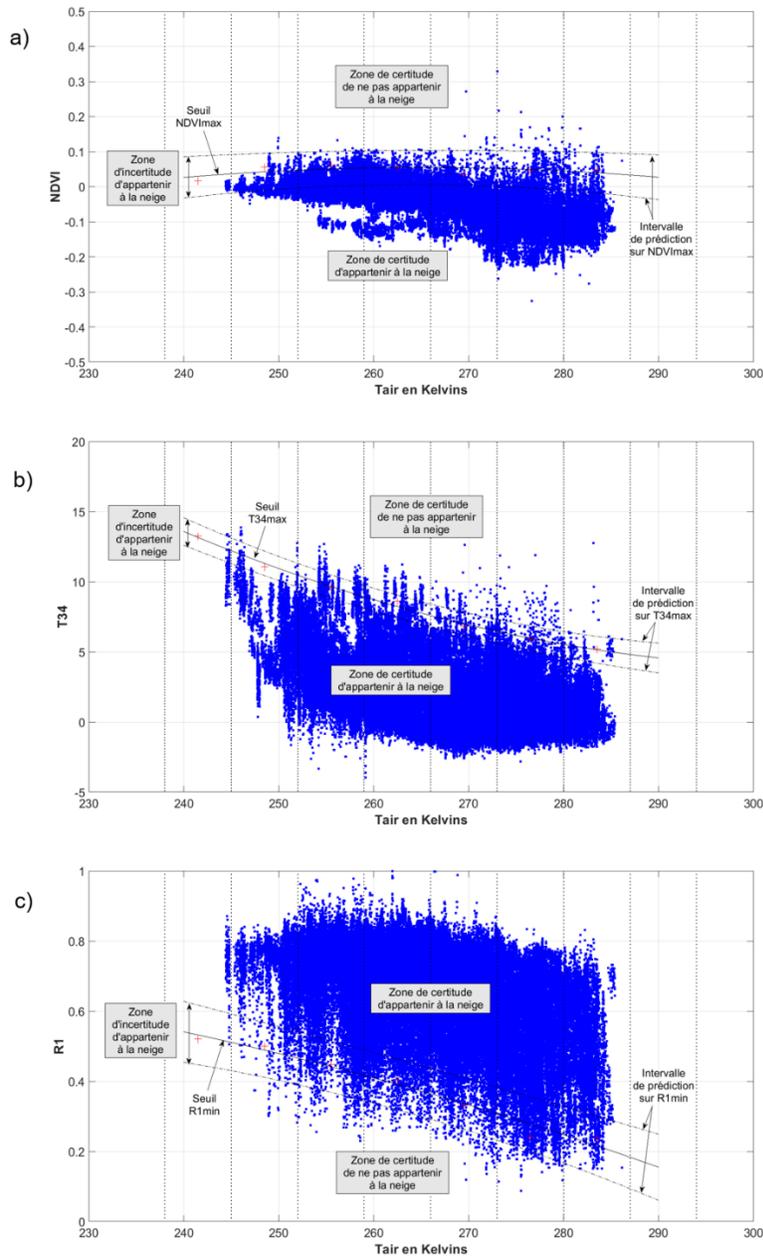


Figure 6-2. Intervalle de prédiction sur les seuils empiriques (a) $NDVI_{max}$, (b) $\Delta T34_{max}$ et (c) $R1_{min}$ de l’algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol pour catégorie de l’occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée).

Les limites de l'intervalle de prédiction sont utilisées comme paramètre a et b lors de l'ajustement des fonctions d'appartenance de logique floue sur les seuils de l'algorithme. Les Tableau 6-1 et Tableau 6-2 indiquent les fonctions d'appartenance applicables sur les seuils empiriques pour les deux types d'images AVHRR (bande 3B et 3A) respectivement peu importe la saison de suivi.

Tableau 6-1. Fonctions d'appartenance appliquées sur les seuils empiriques de l'algorithme pour les images NOAA-AVHRR avec la bande 3B (MIR) activée.

Seuil	Fonction d'appartenance
T4 _{max}	ZMF
T4 _{min}	SMF
ΔT45 _{max}	ZMF
NDVI _{max}	ZMF
ΔT34 _{max}	ZMF
R1 _{min}	SMF

Tableau 6-2. Fonctions d'appartenance appliquées sur les seuils empiriques de l'algorithme pour les images NOAA-AVHRR avec la bande 3A (SWIR) activée.

Seuil	Fonction d'appartenance
T4 _{max}	ZMF
T4 _{min}	SMF
ΔT45 _{max}	ZMF
NDVI _{max}	ZMF
R3 _{max}	ZMF
R1 _{min}	SMF

Les fonctions d'appartenance de logique floue ZMF et SMF sont des fonctions par morceaux et elles se définissent comme suit (Équation 6-1 et Équation 6-2) :

$$f(x; a, b) = \begin{cases} 1, & x \leq a, \\ 1 - 2 \left(\frac{x - a}{b - a} \right)^2, & a \leq x \leq \frac{a + b}{2}, \\ 2 \left(\frac{x - b}{b - a} \right)^2, & \frac{a + b}{2} \leq x \leq b, \\ 0, & x \geq b \end{cases}$$

Équation 6-1. Formule générale de la fonction d'appartenance ZMF (Mathworks, 2020).

$$f(x; a, b) = \begin{cases} 0, & x \leq a, \\ 2 \left(\frac{x - a}{b - a} \right)^2, & a \leq x \leq \frac{a + b}{2}, \\ 1 - 2 \left(\frac{x - b}{b - a} \right)^2, & \frac{a + b}{2} \leq x \leq b, \\ 1, & x \geq b \end{cases}$$

Équation 6-2. Formule générale de la fonction d’appartenance SMF (Mathworks, 2020).

Les fonctions d’appartenance de logique floue ont la particularité de s’ajuster aux observations, ce qui implique qu’elles traduisent la variabilité de la forme du seuil empirique et de son intervalle de prédiction. Les Figure 6-3 et Figure 6-4 illustrent les fonctions d’appartenance de logique floue ZMF et SMF estimées pour une température de l’air de 270K sur les paramètres radiométriques T4, $\Delta T45$, NDVI, $\Delta T34$ et R1 d’AVHRR respectivement pour une catégorie de l’occupation du sol donnée. Il s’agit dans les faits d’une vue en plan des fonctions ZMF et SMF à 270K. L’utilisation de deux fonctions d’appartenance pour la T4 d’AVHRR permet de capturer la forme de l’enveloppe de points formée par les échantillons de pixel de neige réservés pour la calibration des seuils. La fonction ZMF modélise la zone de transition entre la neige et la non-neige alors que la fonction SMF modélise celle qui existe entre la neige et les nuages très froids. Par ailleurs, comme il n’existe aucun intervalle de prédiction pour le seuil $\Delta T45_{max}$, nous en avons généré un de manière artificielle en utilisant les valeurs 2K et 2,1K comme paramètre a et b respectivement; ces valeurs ont été choisies arbitrairement selon nos essais de calibration des seuils (§5.2.3).

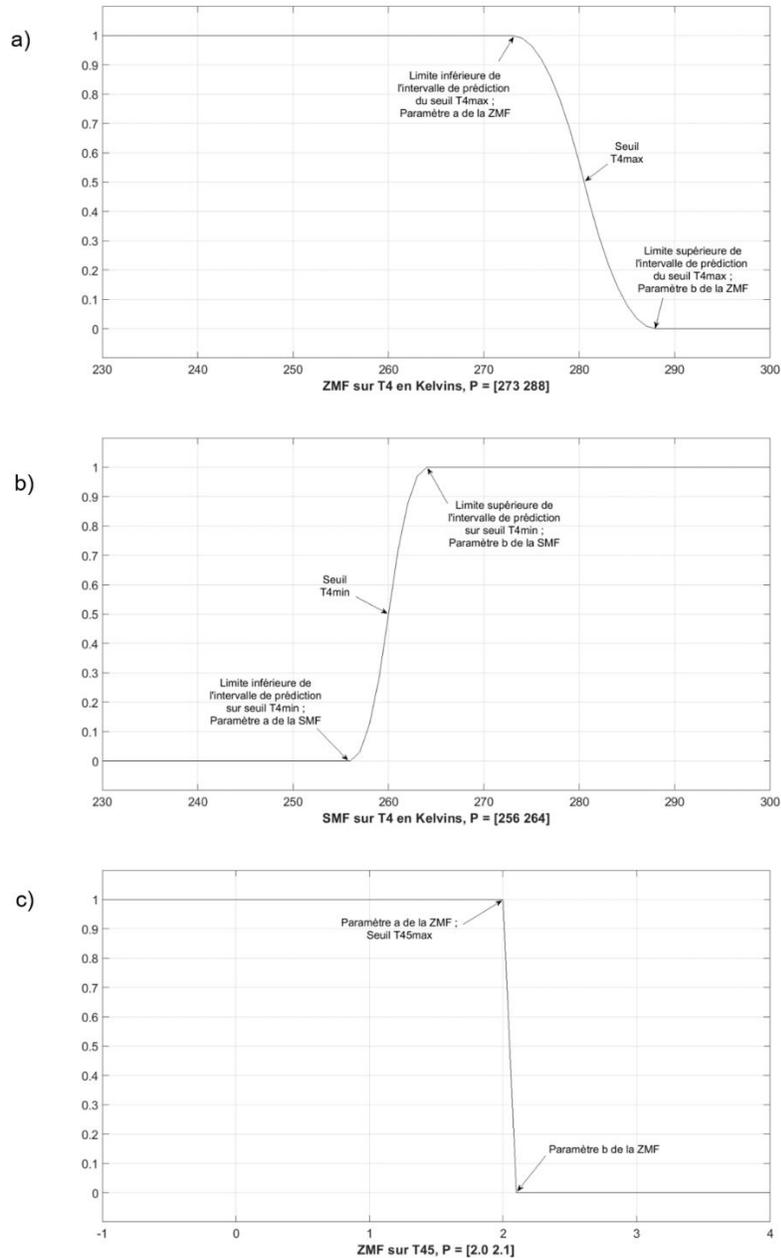


Figure 6-3. Ajustement de fonctions d'appartenance ZMF et SMF sur les limites de l'intervalle de prédiction des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol : (a) ZMF sur T4, (b) SMF sur T4 et (c) ZMF sur ΔT_{45} pour une catégorie de l'occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). Les fonctions ZMF et SMF illustrées ont été estimées pour une température de l'air de 270K.

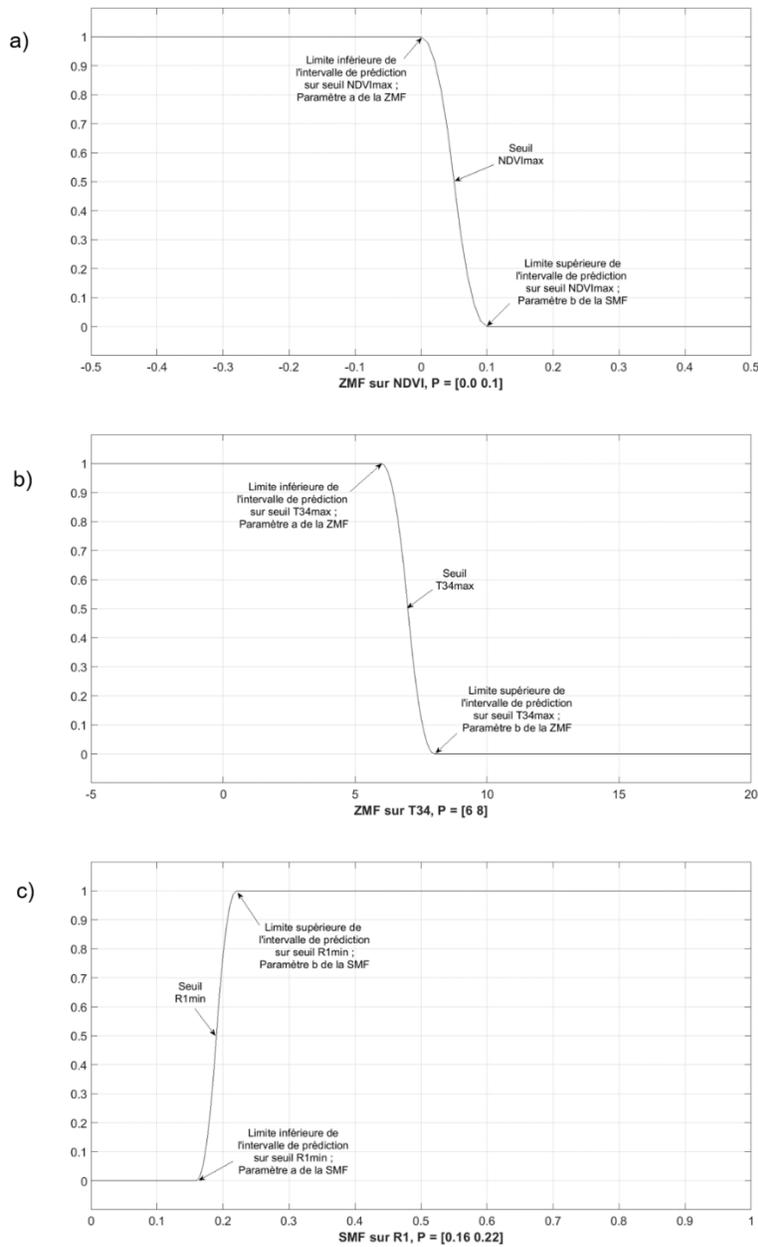


Figure 6-4. Ajustement de fonctions d’appartenance ZMF et SMF sur les limites de l’intervalle de prédiction des seuils empiriques de l’algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol : (a) ZMF sur NDVI, (b) ZMF sur ΔT_{34} et (c) SMF sur R1 pour une catégorie de l’occupation du sol donnée (pour bande 3B (MIR) activée). Les fonctions ZMF et SMF illustrées ont été estimées pour une température de l’air de 270K.

6.2.3 Système d'équations pour le calcul des probabilités d'appartenance

Une valeur de degré d'appartenance a été attribuée aux paramètres radiométriques pour un pixel AVHRR à classifier. Il s'agit maintenant de construire un système d'équations les reliant pour calculer la probabilité d'appartenance aux catégories neige, non-neige et nuage. Chaque seuil de l'algorithme de classification représente un événement booléen : réussite ou non-réussite (échec). La probabilité de réussite se définit par Ps_x et la probabilité de non-réussite se définit par $1 - Ps_x$. Et comme il s'agit d'événements mutuellement exclusifs alors $Ps_x + (1 - Ps_x) = 1$.

La Figure 6-5 présente les formules de probabilité de non-dépassement (cas de réussite) (Ps_x) et de probabilité de dépassement (cas de non-réussite) ($1 - Ps_x$) développées pour chaque seuil de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR.

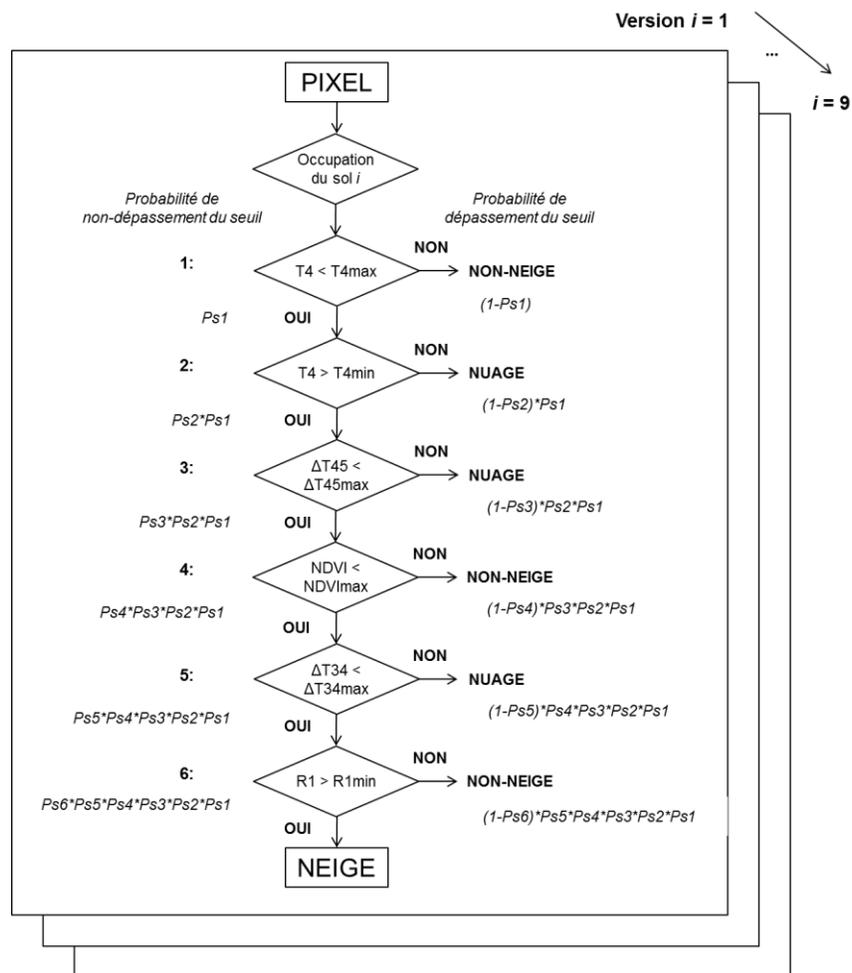


Figure 6-5. Définition des probabilités de dépassement et de non-dépassement pour chaque seuil de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR pour une catégorie de l'occupation du sol donnée, pour une image avec la bande 3B (MIR) activée.

Également, selon la théorie des probabilités, la probabilité d'un événement donné de respecter toutes les conditions correspond à un ET logique tandis que la probabilité d'un événement donné de respecter au moins une condition correspond à un OU logique. Le ET logique se traduit mathématiquement par une multiplication et le OU logique par une addition.

Donc, si on revient à la conception de l'algorithme de classification, le pixel AVHRR qui réussit à passer à travers tous les seuils est alors déclaré neige. Il s'agit d'un cas de ET logique parce que toutes les conditions doivent être respectées pour que le pixel AVHRR soit déclaré comme neige. La multiplication est alors utilisée. La probabilité de neige est donnée par l'Équation 6-3 :

$$Pne = Ps_1 \times Ps_2 \times Ps_3 \times Ps_4 \times Ps_5 \times Ps_6$$

Équation 6-3. Probabilité d'appartenance d'un pixel à la catégorie neige.

Le pixel AVHRR qui ne réussit pas à passer à travers tous les seuils est alors déclaré non-neige ou nuage. Il s'agit alors d'un cas de OU logique parce qu'au moins une des conditions n'est pas respectée. L'addition est alors utilisée. Un pixel AVHRR qui ne répond pas à au moins un des six critères radiométriques de neige empruntera l'une des branches de l'algorithme (Figure 6-5) et se verra attribuer une probabilité d'appartenir à la non-neige ou aux nuages selon le cas. La probabilité de non-neige est donnée par l'Équation 6-4 et la probabilité de nuage par l'Équation 6-5.

$$Pnn = (1 - Ps_1) + ((1 - Ps_4) \times Ps_3 \times Ps_2 \times Ps_1) + ((1 - Ps_6) \times Ps_5 \times Ps_4 \times Ps_3 \times Ps_2 \times Ps_1)$$

Équation 6-4. Probabilité d'appartenance d'un pixel à la catégorie non-neige.

$$Pnu = ((1 - Ps_2) \times Ps_1) + ((1 - Ps_3) \times Ps_2 \times Ps_1) + ((1 - Ps_5) \times Ps_4 \times Ps_3 \times Ps_2 \times Ps_1)$$

Équation 6-5. Probabilité d'appartenance d'un pixel à la catégorie nuage.

Aussi, comme l'algorithme de classification permet de détecter trois catégories de surfaces sur une image AVHRR à classifier alors leur sommation doit correspondre à $Pne + Pnn + Pnu = 1$.

Une démonstration de calcul des probabilités avec des valeurs réelles est présentée à la page suivante. Le pixel AVHRR choisi pour la démonstration possède une probabilité d'appartenance $Pne=0.8431$, $Pnn=0.1569$ et $Pnu=0.0000$ suite à la conversion des paramètres radiométriques d'AVHRR T4, $\Delta T45$, NDVI, $\Delta T34$ et R1 avec les fonctions d'appartenance de logique floue et le calcul des probabilités d'appartenance finales aux catégories neige, non-neige et nuage telles que définies ci-dessus.

Démonstration

Paramètres radiométriques d'un pixel AVHRR à classifier appartenant à une catégorie d'occupation du sol donnée :

$$T4 = 249.7500, \Delta T45 = 0.4200, NDVI = -0.0027, \Delta T34 = 4.3982, R1 = 0.7729$$

Valeurs obtenues par les fonctions d'appartenance de logique floue ZMF et SMF sur les paramètres radiométriques du pixel AVHRR à classifier :

$$Ps_1 = 1, Ps_2 = 1, Ps_3 = 1, Ps_4 = 0.8431, Ps_5 = 1, Ps_6 = 1$$

Substitution des valeurs Ps_x obtenues dans les équations de probabilités

Probabilité de neige :

$$P_{ne} = Ps_1 * Ps_2 * Ps_3 * Ps_4 * Ps_5 * Ps_6 = 1 * 1 * 1 * 0.8431 * 1 * 1 = 0.8431$$

Probabilité de non-neige :

$$P_{nn} = (1 - Ps_1) + (1 - Ps_4) * Ps_3 * Ps_2 * Ps_1 + (1 - Ps_6) * Ps_5 * Ps_4 * Ps_3 * Ps_2 * Ps_1$$

$$P_{nn} = (1 - 1) + (1 - 0.8431) * 1 * 1 * 1 + (1 - 1) * 1 * 1 * 1 * 1 * 1$$

$$P_{nn} = 0 + (0.1569) * 1 * 1 * 1 + 0 * 1 * 1 * 1 * 1 * 1$$

$$P_{nn} = 0 + 0.1569 + 0$$

$$P_{nn} = 0.1569$$

Probabilité de nuage :

$$P_{nu} = (1 - Ps_2) * Ps_1 + (1 - Ps_3) * Ps_2 * Ps_1 + (1 - Ps_5) * Ps_4 * Ps_3 * Ps_2 * Ps_1$$

$$P_{nu} = (1 - 1) * 1 + (1 - 1) * 1 * 1 + (1 - 1) * 0.8431 * 1 * 1 * 1$$

$$P_{nu} = 0 + 0 * 1 * 1 * 1 + 0 * 0.8431 * 1 * 1 * 1 * 1$$

$$P_{nu} = 0 + 0 + 0$$

$$P_{nu} = 0$$

$$\text{Avec } P_{ne} + P_{nn} + P_{nu} = 0.8431 + 0.1569 + 0 = 1$$

6.2.4 Calcul de la matrice de confusion

Pour les algorithmes AVHRR combinant l'approche de logique floue, les probabilités de neige, de non-neige et de nuage doivent être converties en valeurs discrètes pour le calcul de la matrice de confusion. Ainsi, chaque pixel se voit attribuer une classe d'appartenance en fonction de la classe majoritaire déterminée à partir des probabilités d'appartenance donnée par l'algorithme AVHRR en question (AVHRR TAIR+LF ou AVHRR TAIR+BLF).

Un pixel est attribué à la classe majoritaire neige si $p_{ne} \geq p_{nn}$ et $p_{ne} > p_{nu}$.

Un pixel est attribué à la classe majoritaire non-neige si $p_{nn} > p_{ne}$ et $p_{nn} > p_{nu}$.

Un pixel est attribué à la classe majoritaire nuage si $p_{nu} > p_{ne}$ et $p_{nu} > p_{nn}$.

6.3 Résultats

6.3.1 Caractéristiques des seuils empiriques et des intervalles de prédiction

Les paramètres α , β et c des intervalles de prédiction de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue (désigné ici par l'acronyme AVHRR TAIR+LF) sont consignés en annexe dans le Tableau 13-1. Par ailleurs, les intervalles de prédiction ainsi que les échantillons de pixels de neige qui ont été réservés pour la calibration des seuils sont illustrés par catégories de l'occupation du sol dans les Figure 6-6 et Figure 6-7.

Les intervalles de prédiction ont été estimés à partir des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR. Ils présentent donc des similitudes de forme avec ces derniers. Les intervalles de prédiction des seuils empiriques $T4_{\max}$ et $T4_{\min}$ sont croissants selon la température de l'air. Ils présentent une forme parabolique pour les seuils empiriques $NDVI_{\max}$. Les intervalles de prédiction des seuils empiriques $\Delta T34_{\max}$ et $R1_{\min}$ sont décroissants selon la température de l'air.

Les intervalles de prédiction dépendent directement de la distribution des échantillons de pixels de neige de calibration. Ce qui implique que leur élargissement ou leur contraction ne peut être interprétée en fonction de l'occupation du sol.

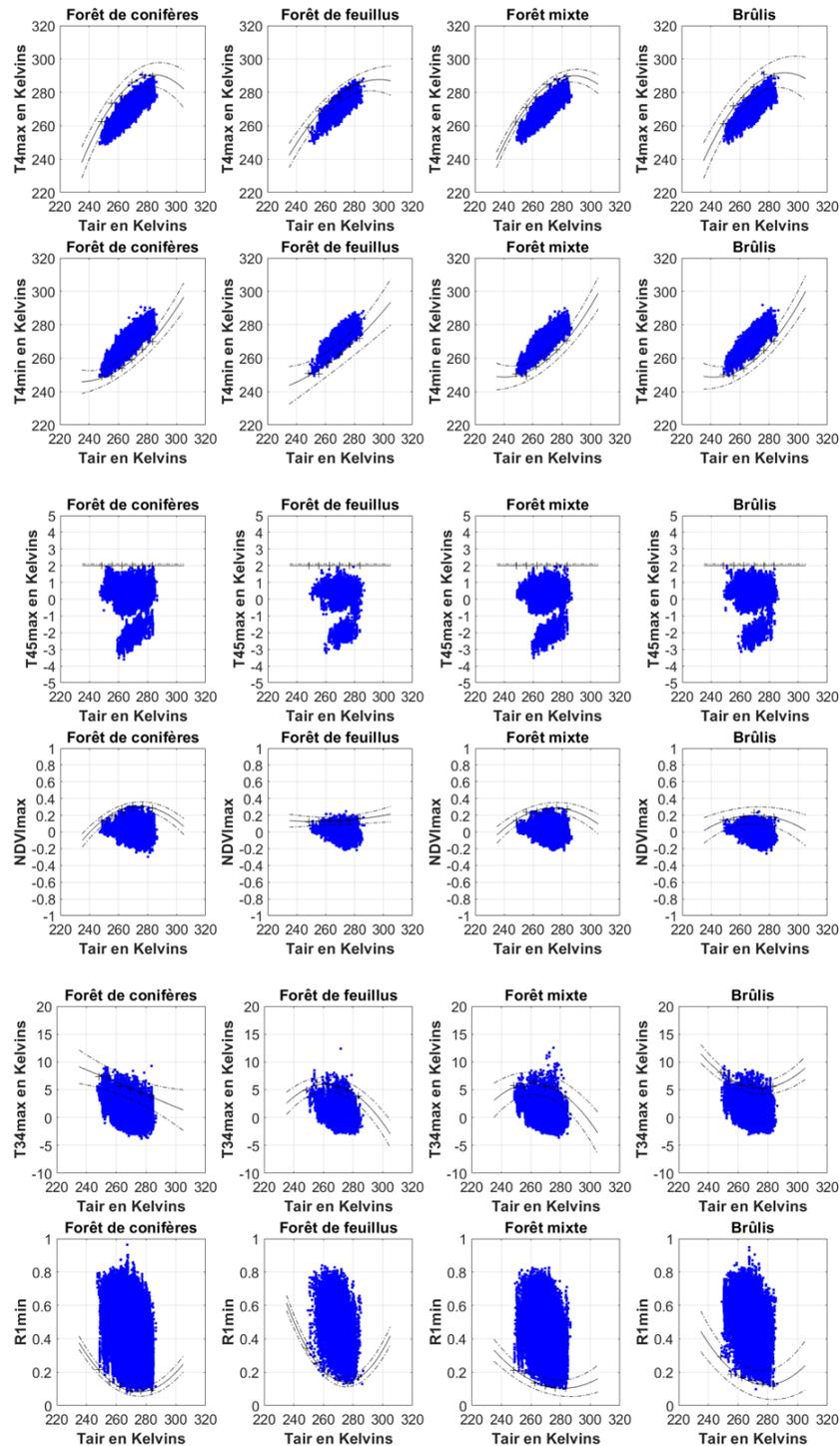


Figure 6-6. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol avec l'intervalle de prédiction des catégories de l'occupation du sol Forêt de conifères – Forêt de feuillus – Forêt mixte – Brûlis de l'algorithme AVHRR TAIR+LF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

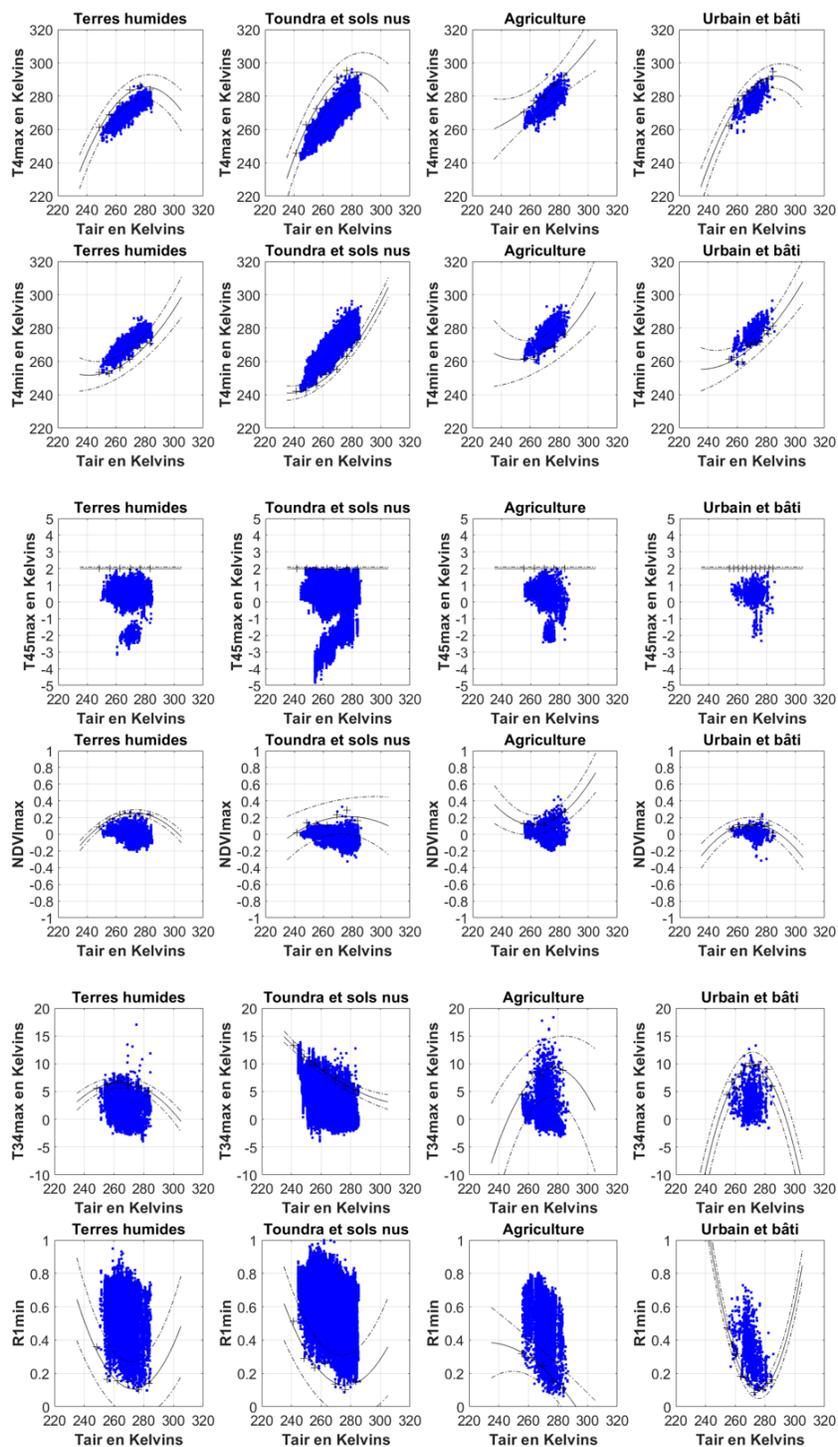


Figure 6-7. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration et seuils empiriques adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol avec l’intervalle de prédiction des catégories de l’occupation du sol Terres humides – Toundra et sols nus – Agriculture – Urbain et bâti de l’algorithme AVHRR TAIR+LF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

6.3.2 Interprétation du contenu d'une cartographie de logique floue

L'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue (AVHRR TAIR+LF) permet de générer des couches d'information concernant la probabilité d'appartenance aux catégories de surfaces neige (p_{ne}), non-neige (p_{nn}) et nuages (p_{nu}) dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1. Les probabilités d'appartenance aux trois catégories de surfaces peuvent être visualisées dans un logiciel de traitement des images satellitaires tels que PCI *Geomatica*.

La Figure 6-8 est un composé fausses-couleurs des probabilités d'appartenance aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage obtenues par l'algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 19 avril 2008, avec p_{nu} affichée dans le canal rouge, p_{nn} dans le canal vert et p_{ne} dans le canal bleu respectivement.

Les probabilités d'appartenance dites « pures » s'affichent en rouge, en vert ou en bleu selon la catégorie de surface qui domine. Ainsi, selon l'attribution des canaux, la neige s'affiche en bleu (R=0, G=0, B=1), la non-neige en vert (R=0, G=1, B=0) et les nuages en rouge (R=1, G=0, B=0). Ces probabilités sont les plus fréquentes dans nos données : elles représentent 71% des pixels de validation.

Les probabilités d'appartenance dites « de transition » s'affichent dans un dégradé de couleurs selon la contribution de chaque catégorie de surface. De telles probabilités sont visibles dans le sud de la province du Québec dans la Figure 6-8 (un agrandissement sur ce secteur est disponible dans la Figure 6-10). Il y a quatre transitions possibles :

- La transition d'une zone enneigée (bleu) à une zone non-enneigée (vert) est représentée par un dégradé de couleurs passant du bleu au vert et inversement.
- La transition d'une zone enneigée (bleu) à une zone nuageuse (rouge) est représentée par un dégradé de couleurs passant du bleu au rouge et inversement.
- La transition d'une zone non-enneigée (vert) à une zone nuageuse (rouge) est représentée par un dégradé de couleurs passant du vert au rouge et inversement.
- Il est possible qu'un pixel AVHRR puisse afficher une probabilité d'appartenance aux trois catégories de surfaces. Dans un tel cas le dégradé de couleurs comporte du bleu, du vert et du rouge selon la contribution individuelle de chaque catégorie de surface.

Les probabilités « de transition » sont moins fréquentes dans nos données : elles représentent 29% des pixels de validation.

L'intérêt de l'application de la logique floue sur l'algorithme de classification AVHRR TAIR est sa capacité de représenter la cartographie de la présence de neige autrement : **elle donne une classification sous-pixel du degré d'appartenance d'un pixel AVHRR aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage.** À ne pas confondre avec la fraction sous-pixel de neige ou la sous-fraction de neige.

On peut la qualifier de *cartographie souple* par la présence de valeurs continues en comparaison à une *cartographie dure* qui indique uniquement la présence ou l'absence de neige comme c'est actuellement le cas avec l'algorithme AVHRR TAIR. Aussi, les probabilités d'appartenance autres que 0 et 1 (c'est-à-dire [0,01-0,99]) sont indicatrices que le pixel AVHRR se trouve à l'intérieur de l'un des intervalles de prédiction de l'algorithme AVHRR TAIR+LF.

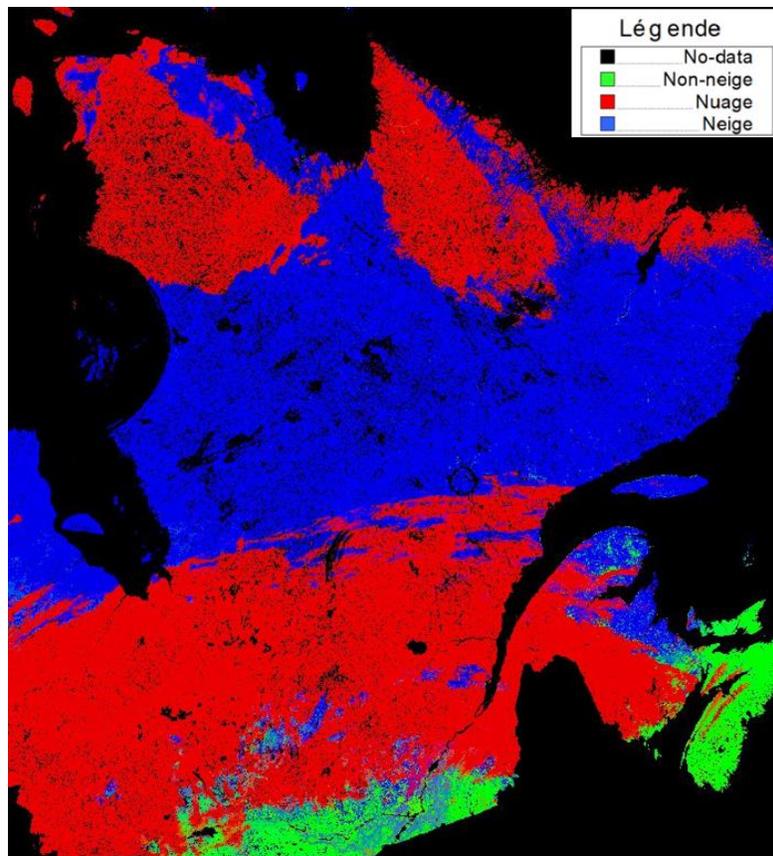


Figure 6-8. Cartographie de logique floue obtenue par l'algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 19 avril 2009.

Les Figure 6-9 et Figure 6-10 illustrent un agrandissement de la cartographie de logique floue de l'algorithme AVHRR TAIR+LF sur le sud de la province du Québec pour les dates du 7 avril 2008 et du 19 avril 2008 respectivement. Les probabilités d'appartenance p_{nu} , p_{nn} , p_{ne} pour quelques pixels sont indiquées à titre indicatif.

Pour les deux agrandissements, on y dénote la présence de surfaces enneigées, non-enneigées et nuageuses avec des probabilités d'appartenance « pures » et « de transition ». Sur la Figure 6-9, les probabilités d'appartenance « de transition » sont regroupées en zones homogènes dans certaines zones de l'image AVHRR. Les probabilités d'appartenance de transition entre la neige et la non-neige sont présentes sur l'Île de Montréal et en Montérégie tandis que les probabilités de transition entre la neige et les nuages se concentrent entre la rivière des Outaouais et le Fleuve Saint-Laurent et plus au nord sur chaque rive du Fleuve Saint-Laurent. Sur la Figure 6-10, les probabilités d'appartenance « de transition » sont plus contrastées et occupent plus de territoire comparativement à la figure précédente.

Les probabilités d'appartenance « de transition » peuvent être réassignées à une catégorie de surface donnée selon les besoins et/ou les connaissances de l'utilisateur. Par exemple, dans un contexte de suivi des nuages, les probabilités d'appartenance « de transition » localisées le long de la bordure du nuage (représenté sur la Figure 6-10) pourraient être réassignées à la catégorie nuage par un utilisateur souhaitant inclure la voilure du nuage ou son ombrage alors que dans un contexte du suivi de la cryosphère, les probabilités d'appartenance « de transition » entre la neige et les nuages (représenté sur la Figure 6-9) pourraient être réassignées à la catégorie neige.

Par ailleurs, dans un contexte de suivi de la neige et de la non-neige, un utilisateur prudent pourrait réassigner les pixels avec une probabilité d'appartenance p_{ne} de 100% à la catégorie neige et les autres probabilités d'appartenance à la catégorie non-neige. Un utilisateur plus permissif pourrait réassigner les pixels avec une probabilité d'appartenance p_{ne} de 60% et plus à la catégorie neige et les autres probabilités d'appartenance à la catégorie non-neige. Un autre utilisateur pourrait se contenter d'utiliser la classe majoritaire pour établir sa classification.

Les scénarios énoncés ci-dessus constituent quelques exemples d'interprétation des probabilités d'appartenance fournies qui pourraient être faites à partir des cartes de logique floue. Une analyse de validation approfondie des probabilités d'appartenance s'avère toutefois nécessaire pour leur interprétation (voir §6.3.6).

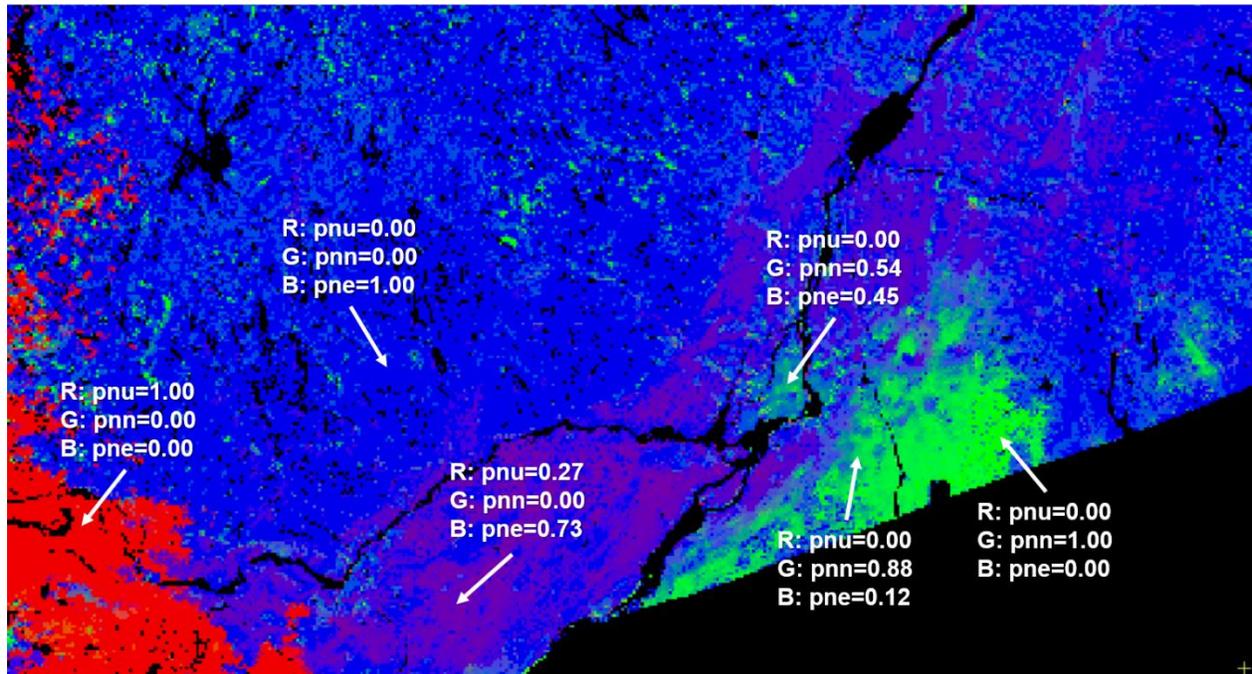


Figure 6-9. Agrandissement sur le sud du Québec de la carte de logique floue obtenue par l’algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 7 avril 2008.

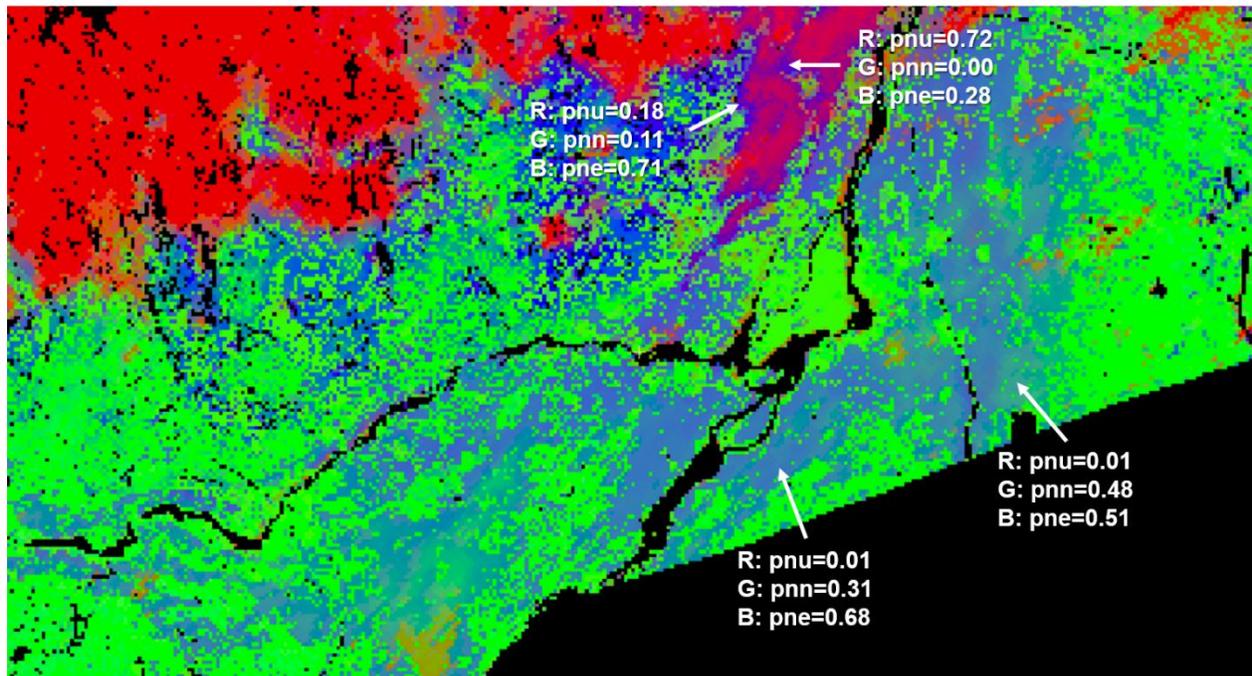


Figure 6-10. Agrandissement sur le sud du Québec de la carte de logique floue obtenue par l’algorithme AVHRR TAIR+LF pour la date du 19 avril 2008.

6.3.3 Analyse de détectabilité de la neige du produit de neige AVHRR TAIR+LF

Le taux de détection de neige et de non-neige par intervalle de fraction sous-pixel de neige par le produit de neige AVHRR TAIR+LF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador est présenté dans les Figure 6-11 à Figure 6-19.

Le produit de neige AVHRR TAIR+LF a été développé à partir du produit de neige AVHRR TAIR. Il est donc attendu que les produits de neige présentent de fortes similitudes entre eux en ce qui concerne leur sensibilité à la détection de la neige selon la fraction sous-pixel de neige.

Les principaux constats que l'on peut dégager pour la résolution à 1 km sont les suivants :

Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 20% en forêt de conifères (Figure 6-11a), 70% en forêt de feuillus (Figure 6-12a), 30% en forêt mixte (Figure 6-13a), 30% en brûlis (Figure 6-14a), 40% en terres humides (Figure 6-15a), 10% en toundra et sols nus (Figure 6-16a), 40% en agriculture (Figure 6-17a), 20% en urbain et bâti (Figure 6-18a) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 6-19a) pour AVHRR TAIR.

Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 20% en forêt de conifères (Figure 6-11b), 70% en forêt de feuillus (Figure 6-12b), 30% en forêt mixte (Figure 6-13b), 40% en brûlis (Figure 6-14b), 50% en terres humides (Figure 6-15b), 30% en toundra et sols nus (Figure 6-16b), 50% en agriculture (Figure 6-17b), 20% en urbain et bâti (Figure 6-18b) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 6-19b) pour AVHRR TAIR+LF.

Les seuils de détectabilité de neige du produit de neige AVHRR TAIR+LF sont sensiblement les mêmes que ceux qui ont été identifiés pour le produit de neige AVHRR TAIR à l'exception de certaines catégories de l'occupation du sol où le seuil de détectabilité de neige change de classe de fraction sous-pixel de neige. À cet effet comparez les seuils de détectabilité de neige pour les catégories de l'occupation du sol brûlis, terres humides, toundra et sols nus et agriculture sur les Figure 6-14 à Figure 6-18. Ainsi, le déplacement du seuil de détectabilité suggère alors une perte de sensibilité au niveau de la détectabilité de la neige par l'algorithme AVHRR TAIR+LF pour ces catégories de l'occupation du sol.

De façon générale, lorsque l'on compare le pourcentage de neige et de non-neige détecté par les deux algorithmes par intervalle de fraction sous-pixel de neige, il est possible de constater que l'algorithme AVHRR TAIR+LF tend à détecter un peu plus de non-neige par rapport à l'algorithme AVHRR TAIR. La proportion de pixels qui sont réassignés à la non-neige est de l'ordre de 1% à 5% selon la fraction sous-pixel de neige et la catégorie de l'occupation du sol.

Il semblerait qu’un faible pourcentage des pixels de validation avec un fraction sous-pixel de neige comprise entre 0% et 50% est plus propice à passer dans la catégorie non-neige.

Aussi, la présence « accrue » de la détection de non-neige provient de l’application du module de logique floue sur les seuils empiriques de l’algorithme AVHRR TAIR. Ainsi, une certaine proportion de pixels se voient réassignés à la catégorie non-neige parce qu’ils se trouvent dans la portion [0,0.5] de degré d’appartenance des fonctions de logique floue ZMF et SMF parmi un des seuils empiriques dédiés à la discrimination de la neige d’avec la non-neige (c’est-à-dire $T4_{max}$, $NDVI_{max}$ et $R1_{min}$).

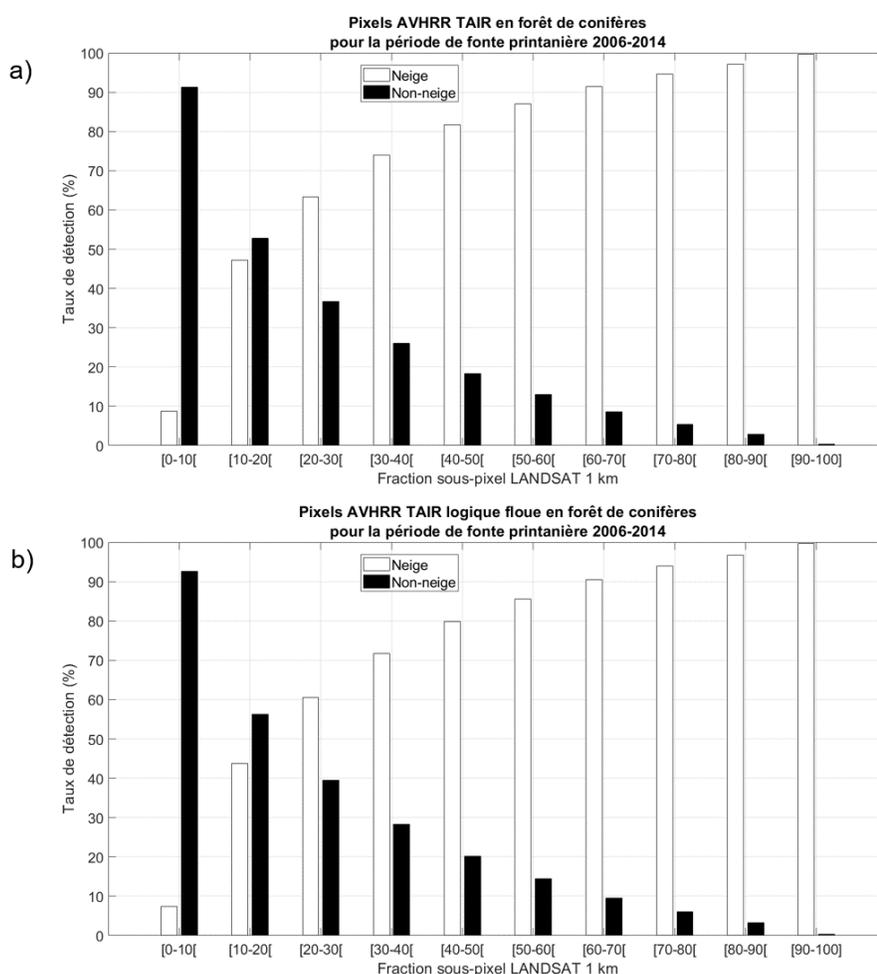


Figure 6-11. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l’occupation du sol – Forêt de conifères – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

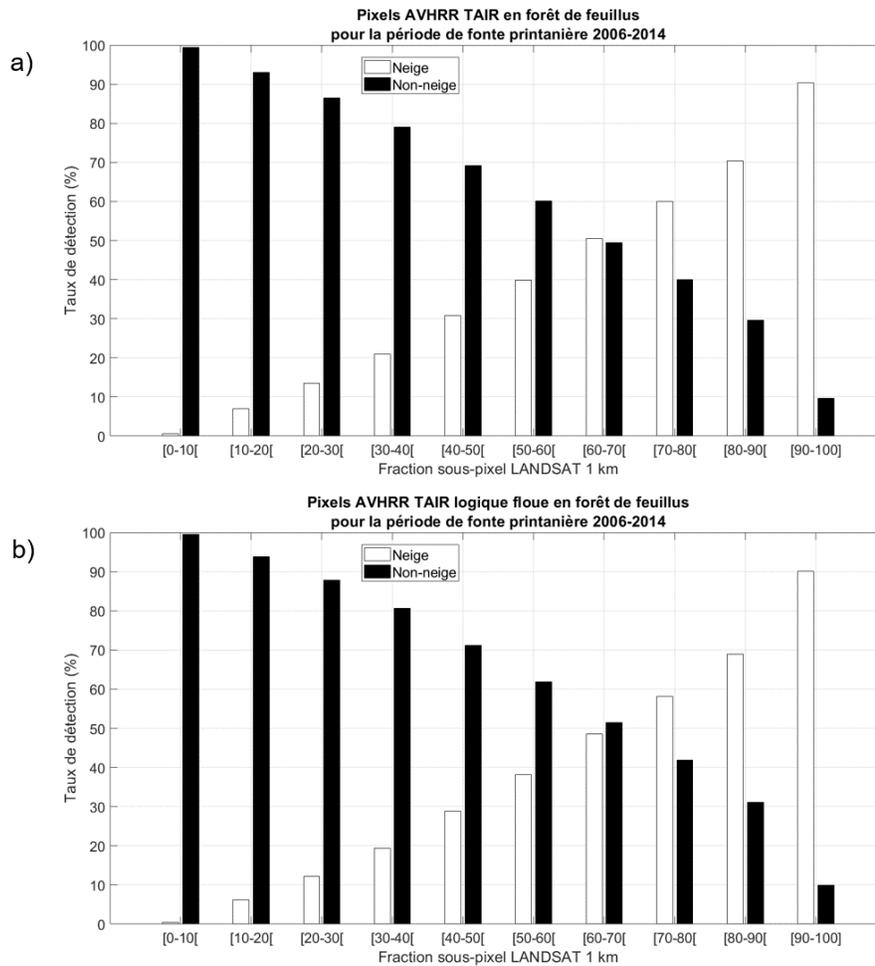


Figure 6-12. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

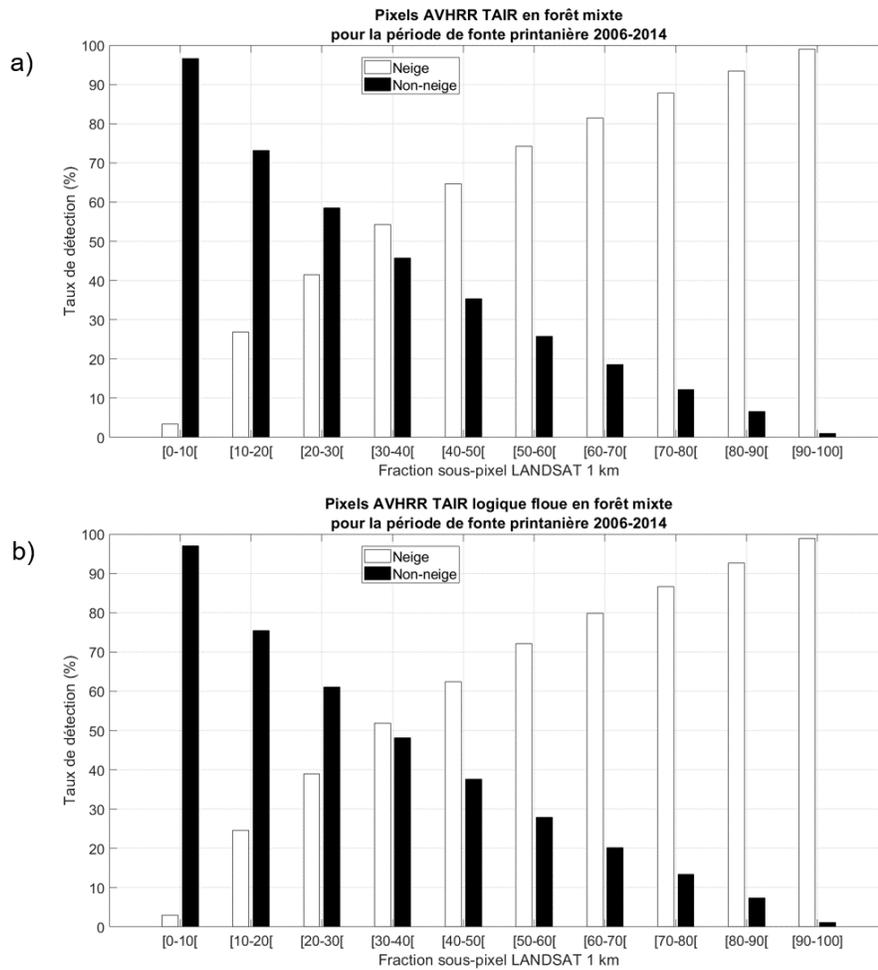


Figure 6-13. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l’occupation du sol – Forêt mixte – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

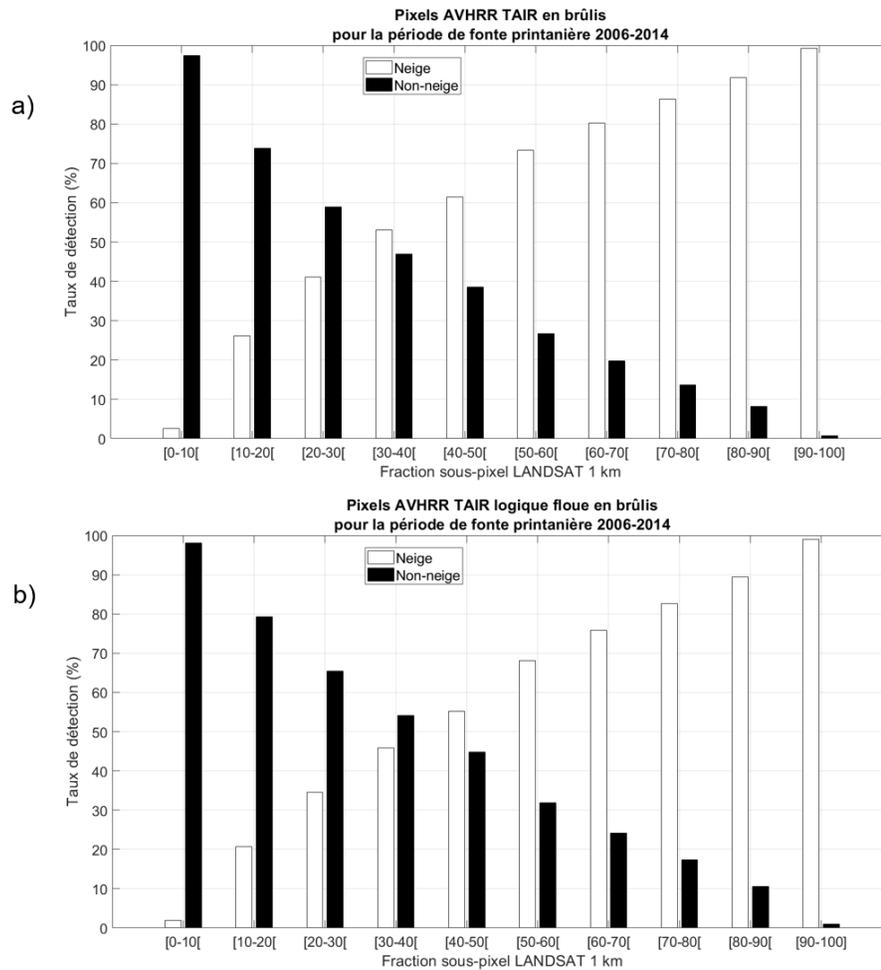


Figure 6-14. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

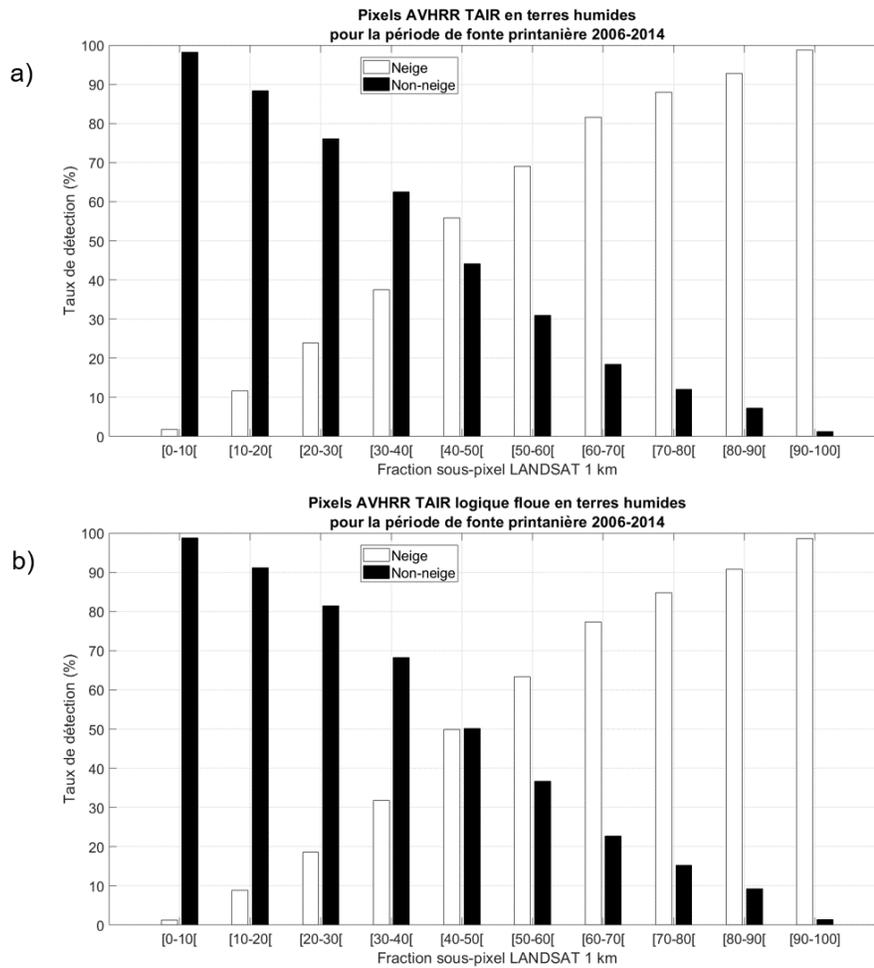


Figure 6-15. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l’occupation du sol – Terres humides – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

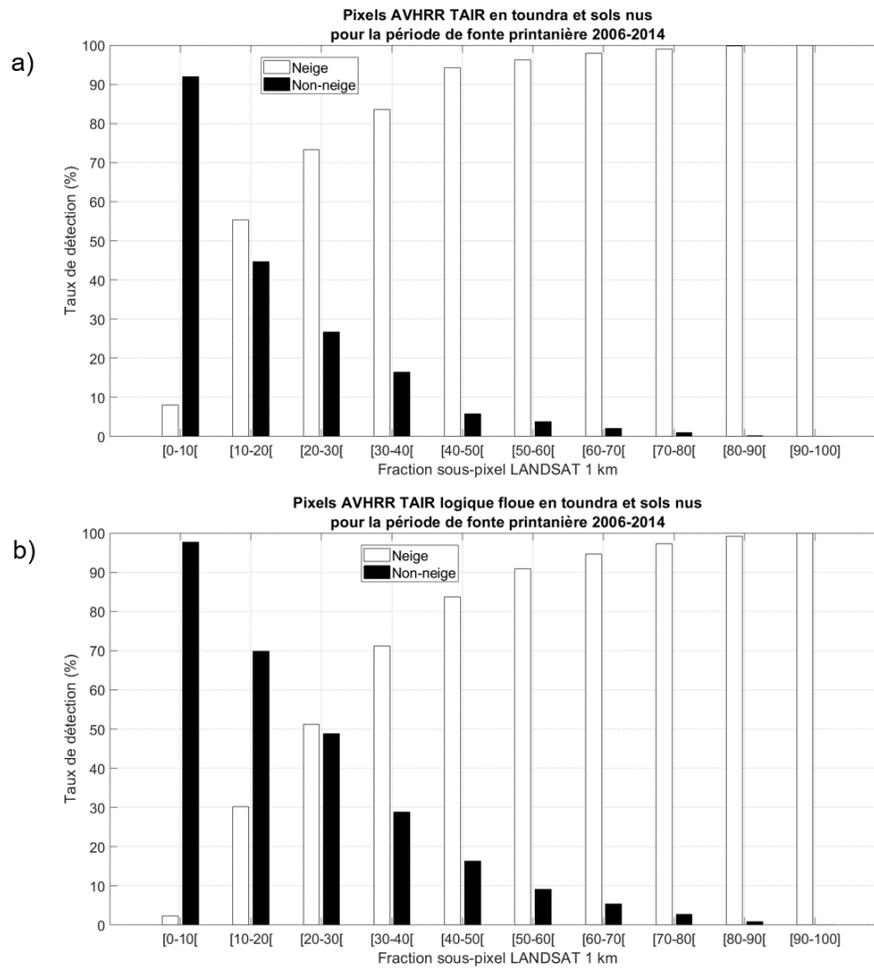


Figure 6-16. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

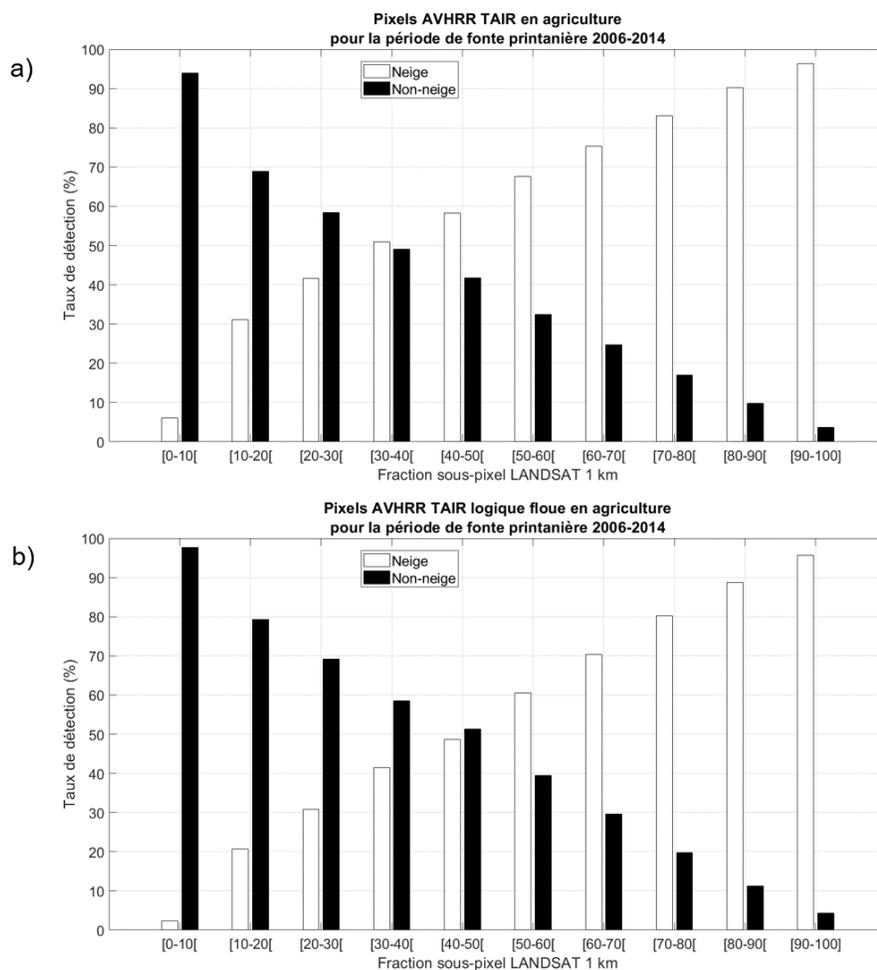


Figure 6-17. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l’occupation du sol – Agriculture – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

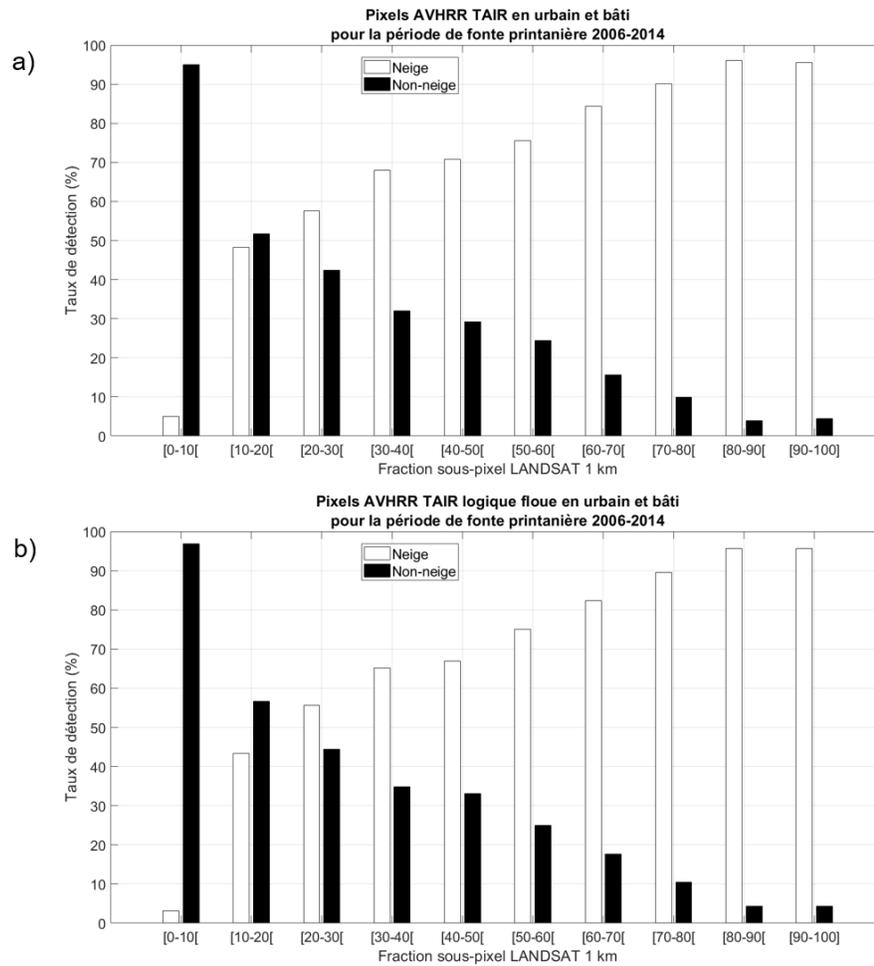


Figure 6-18. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF pour la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

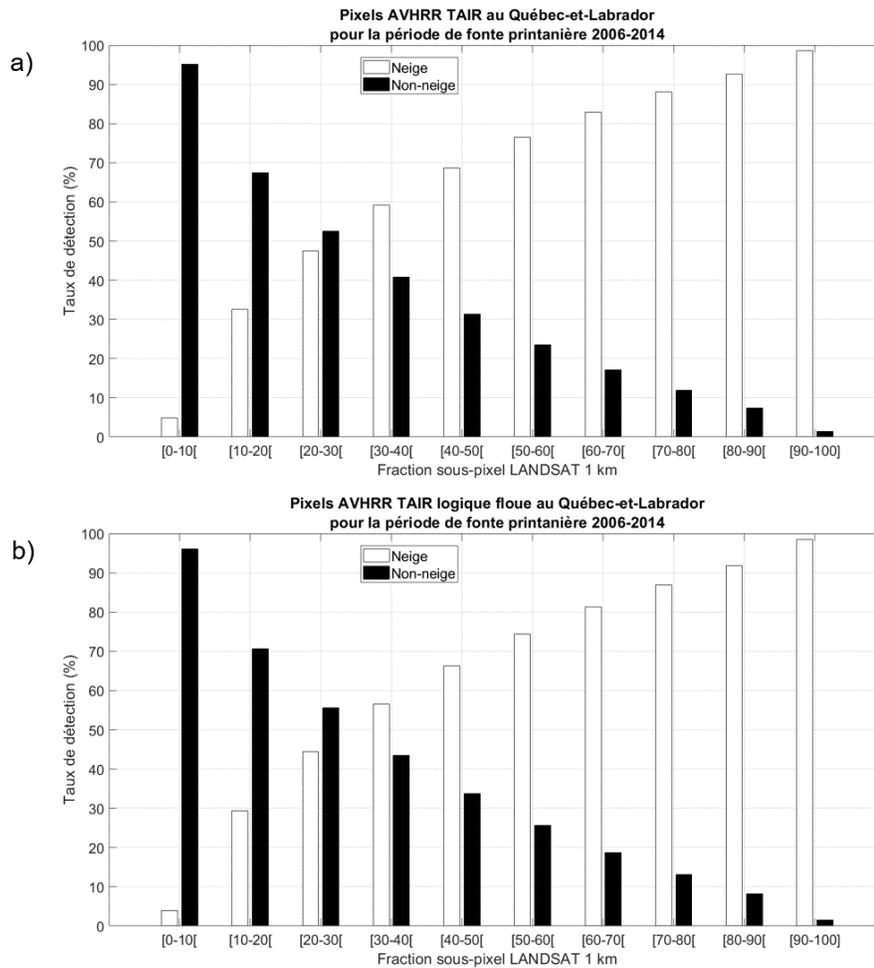


Figure 6-19. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR et (b) AVHRR TAIR+LF sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

6.3.4 *Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador*

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS à la résolution spatiale de 1 km est disponible en annexe dans le Tableau 13-2. Le Tableau 6-3 résume les résultats de l'analyse comparative de validation réalisée sur les pixels de validation en commun aux produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégorie de l'occupation du sol pour les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS (Tableau 6-3) sont les suivants :

- Le TSG varie entre 0,85 et 0,98 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le TSG varie entre 0,85 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+LF.
- Le TSG varie entre 0,91 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le k varie entre 0,57 et 0,88 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le k varie entre 0,63 et 0,89 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+LF.
- Le k varie entre 0,77 et 0,95 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le produit opérationnel de neige MODIS est le plus performant parmi les produits de neige comparés avec des taux de succès global de classification supérieurs à 0,90 ainsi que des coefficients kappa supérieurs à 0,77 pour la plupart des catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador (Tableau 6-3 et Figure 6-20). La seule exception est pour la catégorie de la forêt de conifères où les produit de neige AVHRR TAIR et AVHRR TAIR+LF possèdent un TSG et un k plus élevé (TSG=0,93 et k =0,80 pour AVHRR TAIR et AVHRR TAIR+LF vs TSG=0,92 et k =0,79 pour MODIS).
- Les produits de neige AVHRR TAIR et AVHRR TAIR+LF ont une performance légèrement inférieure à celle observée pour MODIS (Tableau 6-3 et Figure 6-20).
- Les produits de neige AVHRR TAIR et AVHRR TAIR+LF ont des performances similaires pour la plupart des catégories de l'occupation du sol étant donné que le produit de neige

AVHRR TAIR+LF découle directement d'AVHRR TAIR. **L'intégration du module de logique floue permet de maintenir la performance d'origine de l'algorithme AVHRR TAIR.**

- La performance est demeurée sensiblement la même pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus, la forêt mixte, les brûlis et les terres humides. Elle s'est légèrement améliorée pour la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti d'après les TSG et les k obtenus pour ces occupations du sol.
- L'analyse comparative de validation à 1 km indique que le produit opérationnel de neige MODIS est en omission sur la détection de la neige dans toutes les occupations du sol.
- Le produit de neige AVHRR TAIR est en omission pour la plupart des occupations du sol sauf pour les brûlis, la toundra et sols nus et l'urbain et bâti où il est en commission.
- Le produit de neige AVHRR TAIR+LF est en omission pour la plupart des occupations du sol sauf pour la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti où il est en commission.
- Il est à noter que la catégorie d'occupation du sol des brûlis est passée de la commission à une erreur balancée avec l'implantation de la logique floue tandis que l'agriculture est passée de l'omission à la commission avec l'implantation de cette méthode.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 6-3) :

- Le TSG est de 0,92 et le k est de 0,80 pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le TSG est de 0,92 et le k est de 0,80 pour le produit de neige AVHRR TAIR+LF.
- Le TSG est de 0,93 et le k est de 0,82 pour le produit de neige MODIS.
- Il est possible de classer les produits de neige comparés selon leur performance : MODIS (TSG=0,93 et $k=0,84$) suivi par AVHRR TAIR (TSG=0,92 et $k=0,80$) et AVHRR TAIR+LF (TSG=0,92 et $k=0,80$) où ceux-ci sont à égalité.
- L'écart de TSG et de k entre les produits de neige AVHRR TAIR+LF et MODIS est de 0,01 et de 0,02 respectivement sur la région du Québec-et-Labrador. L'avantage est en faveur de MODIS.
- Les produits de neige MODIS (TSG=0,93 et $k=0,84$), AVHRR TAIR (TSG=0,92 et $k=0,80$) et AVHRR TAIR+LF (TSG=0,92 et $k=0,80$) peuvent être considérés de performance égale en raison du faible écart qui les sépare. L'introduction de l'approche de logique floue dans l'algorithme AVHRR TAIR permet de maintenir un niveau de qualité de classification élevé sur la région du Québec-et-Labrador.
- L'analyse comparative de validation à 1 km indique que les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS sont en omission en ce qui concerne la détection de la

neige sur la région du Québec-et-Labrador. L'erreur d'omission sur la neige est de l'ordre de 0,07 ou 0,08 pour ces produits de neige et l'erreur de commission sur la neige est de l'ordre de 0,04 ou 0,05.

Tableau 6-3. Synthèse de l'analyse comparative à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR TAIR	Forêt de conifères	0,93	0,79	0,96	0,81	0,95	0,87	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,85	0,71	0,78	0,97	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,89	0,75	0,90	0,89	0,95	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,95	0,87	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,95	0,88	0,95	0,95	0,98	0,88	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,84	1,00	0,75	0,98	0,98	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,92	0,82	0,93	0,92	0,94	0,97	Bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,93	0,57	0,83	0,94	0,48	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,79	0,93	0,88	0,95	0,83	Bonne	Modérée	Omission
AVHRR TAIR+LF	Forêt de conifères	0,93	0,80	0,96	0,82	0,95	0,86	Bonne	Forte	Omission
	Forêt de feuillus	0,85	0,70	0,77	0,97	0,98	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,89	0,75	0,89	0,90	0,96	0,76	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,95	0,87	0,96	0,91	0,96	0,91	Très bonne	Forte	Balancée
	Terres humides	0,95	0,87	0,94	0,96	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,89	1,00	0,86	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,95	0,88	0,92	0,96	0,91	0,96	Très bonne	Forte	Commission
	Urbain et bâti	0,94	0,63	0,82	0,95	0,55	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,79	0,92	0,89	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,92	0,77	0,93	0,87	0,96	0,78	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,93	0,86	0,92	0,95	0,96	0,89	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,91	0,79	0,92	0,90	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Omission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,97	0,92	0,98	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Balancée
	Toundra et sols nus	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,98	0,87	0,88	0,99	0,88	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
	Québec-et-Labrador	0,93	0,82	0,93	0,91	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission

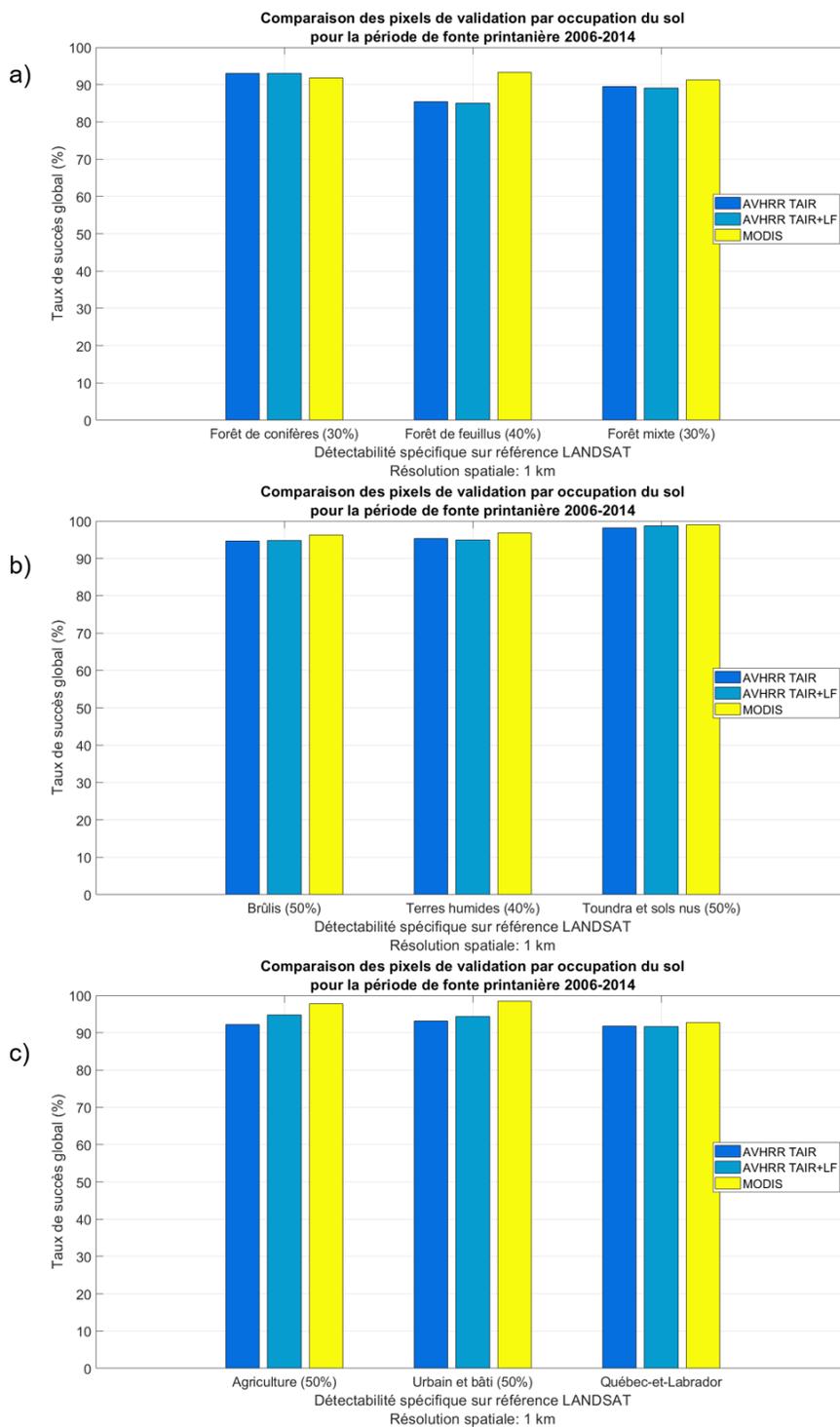


Figure 6-20. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS à la résolution spatiale de 1 km par catégorie de l’occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

6.3.5 Analyse de détectabilité de la neige selon les probabilités d'appartenance

Plusieurs exemples d'interprétation du contenu d'une carte de logique floue ont été suggérés en §6.3.2. Cette section-ci s'intéresse à la validation des probabilités d'appartenance obtenues par l'algorithme AVHRR TAIR+LF. Divers scénarios ont été évalués. Les matrices de confusion ont été calculées pour la classe majoritaire (e.g. réassignation d'un pixel AVHRR dans la classe d'appartenance présentant la probabilité la plus élevée) et pour des probabilités d'appartenance de neige sélectionnées par un utilisateur (l'utilisateur travaille à partir de la couche de probabilités d'appartenance à la neige pour faire son choix). Les probabilités d'appartenance de neige testées sont les suivantes : $p_{ne} \geq 30\%$, $p_{ne} \geq 40\%$, $p_{ne} \geq 50\%$, $p_{ne} \geq 60\%$, $p_{ne} \geq 70\%$, $p_{ne} \geq 80\%$ et $p_{ne} \geq 90\%$.

Le détail des matrices de confusion de l'analyse de détectabilité de neige selon les probabilités d'appartenance du produit de neige AVHRR TAIR+LF à la résolution spatiale de 1 km est présenté en annexe dans le Tableau 13-3.

Le Tableau 6-4 présente les paramètres de la matrice de confusion pour les divers scénarios de probabilités par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador.

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+LF (Tableau 6-4) sont les suivants :

- La classe majoritaire est l'interprétation des probabilités d'appartenance retournée par l'algorithme AVHRR TAIR+LF en ce qui concerne la catégorie d'appartenance finale des pixels AVHRR à la neige et à la non-neige.
- Les résultats de validation de l'interprétation des probabilités d'appartenance présentés ici s'appliquent seulement aux pixels en conditions de ciel clair (les pixels AVHRR avec une probabilité d'appartenance majoritaire aux nuages ont été exclus de la validation). Certains pixels de probabilité majoritaire à la neige ou à la non-neige peuvent avoir une probabilité d'appartenance aux nuages (voir les pixels pointés sur les Figure 6-9 et Figure 6-10).
- Les paramètres de la matrice de confusion de la classe majoritaire sont variables selon la catégorie de l'occupation du sol.
- Dans le cas présent, on s'intéresse plus particulièrement à **l'identification des scénarios de probabilités d'appartenance de neige choisis par l'utilisateur qui donnent d'aussi bons résultats que la classe majoritaire** le cas échéant.

- Le scénario de probabilités d'appartenance de neige de 50% est de niveau équivalent à la classe majoritaire en termes de TSG, de k , de qualité de classification, de qualité de concordance et de conclusion sur la neige pour la plupart des catégories de l'occupation du sol. L'agriculture est la seule occupation du sol où la conclusion sur la neige passe de la commission (pour la classe majoritaire) à l'omission (pour la probabilité de 50%).
- Les scénarios de probabilités d'appartenance de neige de 30% et 40% sont les scénarios avec une performance de classification égale ou supérieure à celle de la classe majoritaire pour la plupart des catégories de l'occupation du sol (forêt de conifères, forêt de feuillus, forêt mixte, brûlis et terres humides). Ils pourraient être considérés par l'utilisateur comme solution alternative à la classe majoritaire.
- Par contre, à partir du scénario de probabilité d'appartenance de neige de 60%, la qualité de la classification commence à se dégrader pour ces catégories de l'occupation du sol. Ces scénarios devraient être ignorés par l'utilisateur comme solution alternative à la classe majoritaire dans la mesure du possible.
- La toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti sont des cas particuliers. Pour ces occupations du sol, ce sont les scénarios de probabilité d'appartenance de neige de 50% et 60% qui ont une performance de classification égale ou supérieure à celle de la classe majoritaire.
- Cas de la toundra et sols nus : les scénarios de probabilités d'appartenance de neige de 60% et 70% sont caractérisés par une erreur balancée sur la neige alors que les scénarios de la classe majoritaire et de 50% sont en commission sur la neige.
- Cas de l'agriculture : le scénario de la classe majoritaire est en commission sur la neige alors que le scénario de 50% est en omission sur la neige.
- Cas de l'urbain et bâti : le scénario de 50% est en commission sur la neige alors que le scénario de 60% est en omission sur la neige.
- Ainsi, pour ces occupations du sol, l'utilisateur peut privilégier un de ces scénarios s'il veut éviter l'omission ou la commission sur la neige.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 6-4) :

- Les scénarios de la classe majoritaire et des probabilités d'appartenance de neige de 30%, 40% et 50% sont les scénarios les plus optimaux sur la région du Québec-et-Labrador : les TSG et les k demeurent constants et l'algorithme AVHRR TAIR+LF est en omission sur la neige.

Tableau 6-4. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+LF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	Probabilité de neige	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	Majoritaire	0,93	0,80	0,96	0,82	0,95	0,86	Bonne	Forte	Commission
	30%	0,93	0,79	0,97	0,79	0,94	0,89	Bonne	Modérée	Commission
	40%	0,93	0,79	0,97	0,81	0,94	0,87	Bonne	Modérée	Commission
	50%	0,93	0,80	0,96	0,83	0,95	0,86	Bonne	Forte	Commission
	60%	0,93	0,79	0,95	0,84	0,95	0,83	Bonne	Modérée	Balancée
	70%	0,92	0,78	0,94	0,86	0,96	0,80	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,91	0,76	0,92	0,88	0,96	0,76	Bonne	Modérée	Omission
	90%	0,90	0,73	0,90	0,90	0,97	0,71	Bonne	Modérée	Omission
Forêt de feuillus	Majoritaire	0,85	0,70	0,77	0,97	0,98	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	30%	0,87	0,73	0,80	0,97	0,97	0,76	Satisfaisante	Modérée	Omission
	40%	0,86	0,72	0,78	0,97	0,97	0,75	Satisfaisante	Modérée	Omission
	50%	0,85	0,70	0,77	0,97	0,98	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	60%	0,84	0,68	0,75	0,98	0,98	0,72	Satisfaisante	Modérée	Omission
	70%	0,82	0,66	0,72	0,98	0,98	0,70	Satisfaisante	Modérée	Omission
	80%	0,80	0,62	0,68	0,98	0,98	0,67	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,76	0,55	0,62	0,99	0,99	0,63	Passable	Modérée	Omission
Forêt mixte	Majoritaire	0,89	0,75	0,89	0,90	0,96	0,76	Satisfaisante	Modérée	Omission
	30%	0,90	0,77	0,92	0,86	0,94	0,81	Bonne	Modérée	Omission
	40%	0,90	0,76	0,90	0,88	0,95	0,79	Bonne	Modérée	Omission
	50%	0,89	0,75	0,89	0,90	0,96	0,76	Satisfaisante	Modérée	Omission
	60%	0,88	0,73	0,87	0,91	0,96	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	70%	0,87	0,71	0,85	0,93	0,97	0,71	Satisfaisante	Modérée	Omission
	80%	0,86	0,68	0,82	0,94	0,97	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,83	0,64	0,78	0,95	0,98	0,64	Satisfaisante	Modérée	Omission
Brûlis	Majoritaire	0,95	0,87	0,96	0,91	0,96	0,91	Très bonne	Forte	Balancée
	30%	0,95	0,86	0,97	0,87	0,95	0,93	Très bonne	Forte	Commission
	40%	0,95	0,89	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	50%	0,95	0,87	0,96	0,91	0,96	0,91	Très bonne	Forte	Balancée
	60%	0,95	0,84	0,95	0,93	0,97	0,89	Très bonne	Forte	Omission
	70%	0,94	0,78	0,94	0,94	0,98	0,87	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,94	0,72	0,93	0,96	0,98	0,84	Bonne	Modérée	Omission
	90%	0,92	0,62	0,91	0,97	0,99	0,81	Bonne	Modérée	Omission

Chapitre 6 – Développement et validation spatiale de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue pour la classification des images NOAA-AVHRR

Catégorie d'occupation du sol	Probabilité de neige	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Terres humides	Majoritaire	0,95	0,87	0,94	0,96	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Omission
	30%	0,96	0,89	0,97	0,92	0,97	0,91	Très bonne	Forte	Balancée
	40%	0,96	0,89	0,96	0,95	0,98	0,89	Très bonne	Forte	Omission
	50%	0,95	0,87	0,94	0,96	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Omission
	60%	0,93	0,84	0,92	0,97	0,99	0,81	Bonne	Forte	Omission
	70%	0,91	0,78	0,89	0,98	0,99	0,74	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,88	0,72	0,84	0,99	0,99	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,82	0,62	0,77	0,99	1,00	0,59	Satisfaisante	Modérée	Omission
Toundra et sols nus	Majoritaire	0,99	0,89	1,00	0,86	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Commission
	30%	0,98	0,84	1,00	0,75	0,98	0,97	Très bonne	Forte	Commission
	40%	0,99	0,87	1,00	0,81	0,99	0,96	Très bonne	Forte	Commission
	50%	0,99	0,89	1,00	0,86	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Commission
	60%	0,99	0,90	0,99	0,90	0,99	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
	70%	0,99	0,90	0,99	0,93	0,99	0,88	Très bonne	Forte	Balancée
	80%	0,98	0,88	0,99	0,96	1,00	0,82	Très bonne	Forte	Omission
	90%	0,97	0,82	0,97	0,98	1,00	0,72	Très bonne	Forte	Omission
Agriculture	Majoritaire	0,95	0,88	0,92	0,96	0,91	0,96	Très bonne	Forte	Commission
	30%	0,91	0,81	0,94	0,90	0,81	0,97	Bonne	Forte	Commission
	40%	0,93	0,85	0,93	0,94	0,87	0,97	Bonne	Forte	Commission
	50%	0,95	0,88	0,91	0,97	0,93	0,96	Très bonne	Forte	Omission
	60%	0,94	0,86	0,86	0,98	0,95	0,94	Bonne	Forte	Omission
	70%	0,90	0,76	0,72	0,99	0,96	0,89	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,83	0,55	0,49	0,99	0,96	0,81	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,74	0,25	0,20	1,00	0,95	0,73	Passable	Faible	Omission
Urbain et bâti	Majoritaire	0,94	0,63	0,82	0,95	0,55	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	30%	0,92	0,56	0,86	0,93	0,46	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	40%	0,93	0,59	0,83	0,94	0,50	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	50%	0,94	0,63	0,82	0,95	0,55	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	60%	0,95	0,63	0,75	0,96	0,59	0,98	Très bonne	Modérée	Omission
	70%	0,95	0,60	0,66	0,97	0,60	0,98	Très bonne	Modérée	Omission
	80%	0,95	0,56	0,55	0,98	0,63	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	90%	0,95	0,46	0,39	0,99	0,65	0,96	Très bonne	Modérée	Omission
Québec-et-Labrador	Majoritaire	0,92	0,79	0,92	0,89	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Omission
	30%	0,92	0,80	0,94	0,86	0,95	0,85	Bonne	Forte	Omission
	40%	0,92	0,80	0,93	0,88	0,95	0,83	Bonne	Forte	Omission
	50%	0,92	0,79	0,92	0,89	0,96	0,82	Bonne	Forte	Omission
	60%	0,91	0,78	0,91	0,91	0,96	0,79	Bonne	Modérée	Omission
	70%	0,90	0,76	0,89	0,92	0,97	0,76	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,89	0,74	0,87	0,93	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,86	0,69	0,83	0,94	0,98	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission

6.4 Discussion

L'avantage de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue (AVHRR TAIR+LF) est sans doute sa flexibilité pour la représentation et l'interprétation des résultats. Il s'agit d'une *classification souple* par la présence de valeurs continues, comprises entre 0 et 1, en comparaison à une *classification dure* qui indique uniquement la présence ou l'absence de neige comme c'est actuellement le cas avec l'algorithme AVHRR TAIR. La classification obtenue par l'algorithme AVHRR TAIR+LF permet d'extraire la probabilité d'appartenance aux catégories de surface neige, non-neige et nuage pour chaque pixel d'une image AVHRR et le format particulier de la cartographie rend possible la prise de décision (quant à l'appartenance du pixel à la catégorie de surface neige) par l'utilisateur en fonction de la précision de classification dont il a besoin ainsi que du type d'erreur de classification dont il souhaite éviter. Par exemple, pour les catégories toundra et sols nus, agriculture et urbain et bâti, l'utilisateur pourrait considérer les probabilités d'appartenance de neige supérieures à 60% comme étant réellement de la neige et de réaffecter les probabilités d'appartenance de neige de moins de 60% à la non-neige. Cette réaffectation des valeurs d'appartenance est un moyen simple et efficace pour corriger l'erreur de commission sur la neige présente dans les échantillons de pixels de calibration sans devoir procéder à une recalibration des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR pour ces catégories de l'occupation du sol. L'approche de logique floue permet aussi de maintenir le niveau de qualité de classification de l'algorithme AVHRR TAIR sur la région du Québec-et-Labrador.

L'algorithme AVHRR TAIR+LF est calé sur l'algorithme AVHRR TAIR. Il peut avoir un transfert de l'erreur entre les deux méthodologies de cartographie et cette erreur se situe au niveau des seuils empiriques. Les fonctions d'appartenance de logique floue ont été ajustées sur les intervalles de prédiction des seuils empiriques. Il s'agit d'une source de transfert de l'erreur provenant des seuils empiriques sur les résultats de l'approche de logique floue. Le système d'équations pour le calcul des probabilités d'appartenance aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage en est un autre. Par définition, les seuils empiriques sont positionnés à 0.5 dans la fonction d'appartenance de logique floue en raison de la symétrie de l'intervalle de prédiction. Les pixels voient leur probabilité d'appartenance à la catégorie de surface neige diminuer lorsqu'ils sont positionnés dans la partie $[0,0.5]$ de la fonction d'appartenance de logique floue. La probabilité d'appartenance diminue davantage lorsque le pixel se trouve dans cette partie (c'est-à-dire $[0,0.5]$) pour plusieurs seuils empiriques à la fois.

Au niveau de l'aspect méthodologique, l'approche de logique floue telle qu'elle a été développée pour l'algorithme AVHRR TAIR repose sur l'application de fonctions d'appartenance ZMF et SMF sur les paramètres radiométriques d'échantillons de pixels de neige. L'approche ainsi développée diffère de celle de Zhou *et al.* (2013) où les fonctions d'appartenance sont appliquées en paires (Figure 2-4). Ceci est dû au fait que leur algorithme de classification des images AVHRR possède trois modules pour la détection de la neige, de la non-neige et des nuages sur les images AVHRR. L'algorithme AVHRR TAIR possède qu'un module de détection des surfaces. Tel qu'il a été conçu, l'algorithme AVHRR TAIR se base que sur les paramètres radiométriques de la neige pour réaliser la détection de la neige, de la non-neige et des nuages. L'utilisation de la probabilité Ps_x et de son complément $1-Ps_x$ joue un rôle similaire aux fonctions d'appartenance utilisées en paires.

Au niveau de l'aspect pratique, la procédure de classification des images à l'aide de l'algorithme AVHRR TAIR+LF nécessite des manipulations de données supplémentaires. Ainsi, il a été décidé de programmer la procédure de classification AVHRR TAIR+LF dans le logiciel MATLAB alors que la série historique d'images quotidiennes AVHRR est en format *.pix de GEOMATICA. Ce qui a fait en sorte que chaque date AVHRR à classifier et à valider a dû être importée dans un fichier géospatial lisible par MATLAB. La procédure de classification AVHRR TAIR+LF nécessite environ 18 minutes de traitement pour une image AVHRR vs 2-3 images par minute pour la procédure de classification AVHRR TAIR avec le module EASI de GEOMATICA par exemple.

6.5 Sommaire

Le chapitre 6 avait pour objectif le développement et la validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue (AVHRR TAIR+LF) pour la cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. L'approche de logique floue consiste à introduire un facteur de probabilité d'appartenance à une classe ou à une autre afin de prendre en compte l'incertitude qui existe sur les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR.

L'analyse comparative de validation a confirmé un taux de succès global de classification (TSG) et un coefficient kappa (k) de 0,92 et 0,79 pour l'algorithme AVHRR TAIR et de 0,92 et 0,79 pour l'algorithme AVHRR TAIR+LF respectivement sur la région du Québec-et-Labrador. L'analyse comparative de validation détaillée par catégories d'occupation du sol et sur la région du Québec-et-Labrador confirme que l'intégration du module de logique floue (+LF) permet de maintenir la performance d'origine de l'algorithme AVHRR TAIR. La toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti sont les catégories de l'occupation du sol qui ont connu une amélioration du taux de succès

global de classification et du coefficient kappa par l'approche de logique floue. Les produits de neige ont été classés selon l'ordre suivant : MODIS (TSG=0,93 et $k=0,83$) suivi par AVHRR TAIR (TSG=0,92 et $k=0,79$) et AVHRR TAIR+LF (TSG=0,92 et $k=0,72$). Il est possible de conclure que les produits de neige sont de performance similaire pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador avec un léger avantage pour MODIS.

La contribution de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue (AVHRR TAIR+LF) est sans conteste sa flexibilité au niveau de la représentation et de l'interprétation des résultats. La cartographie de logique floue, qui donne la probabilité d'appartenance d'un pixel AVHRR aux catégories de surface neige, non-neige et nuage, est une classification souple par la présence de valeurs continues, comprises entre 0 et 1, en comparaison avec une classification dure qui indique uniquement la présence ou l'absence de neige (approche de tout ou rien) comme c'est actuellement le cas avec l'algorithme AVHRR TAIR. Le format de la cartographie de logique floue rend possible la prise de décision par l'utilisateur en fonction de la précision de la classification souhaitée. Par ailleurs, divers scénarios de probabilité d'appartenance à la surface neige ont été analysés. L'analyse de détectabilité des probabilités d'appartenance de neige indique qu'il est préférable de les interpréter en fonction de la classe majoritaire.

7. Développement et validation spatiale de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche d'estimation d'ensemble pour la classification des images NOAA-AVHRR

7.1 Introduction

Ce chapitre est consacré au développement et à la validation de l'algorithme à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche d'estimation d'ensemble pour la classification des images NOAA-AVHRR. Les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR sont dotés d'incertitude qui dépendent entre autres de l'expérience de l'observateur qui réalise l'identification et la numérisation des échantillons de pixels de calibration, de la taille et de la qualité des échantillons. Ainsi, un changement de données ou d'observateur peuvent contribuer à le dégrader. Ce chapitre vise donc à démontrer la contribution de l'introduction d'une méthode d'estimation d'ensemble, en particulier le boosting, dans l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR afin d'améliorer la robustesse des résultats de classification.

7.2 Méthodologie

Dans le but d'alléger le texte, la méthodologie que nous allons décrire dans les prochaines pages s'applique à chaque catégorie de l'occupation du sol incluse dans l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol.

7.2.1 Constitution d'un ensemble de classificateurs

Les échantillons de pixels de neige réservés pour la phase d'étalonnage de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol d'une catégorie de l'occupation du sol donnée a été utilisée dans son intégralité pour la calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 tel que proposé par Polikar (2006). La méthode de calibration des classificateurs selon une approche séquentielle fait en sorte de réduire significativement le nombre de données pouvant être utilisés dans la calibration des classificateurs suivants; cette réduction du nombre de données disponibles se manifeste plus particulièrement au niveau de la calibration des classificateurs C_2 et C_3 .

La calibration des paramètres de seuil des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 se fait en trois étapes.

Étape 1. Le classificateur C_1 est étalonné à partir des échantillons de pixels de neige, désigné X , selon la procédure d'étalonnage de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour une catégorie d'occupation du sol donnée.

Étape 2. Les échantillons de pixels de neige de X sont classés à l'aide du classificateur C_1 . Il s'agit d'identifier les pixels de neige mal classés par le classificateur C_1 et de sélectionner ensuite un nombre égal de pixels de neige bien classés par le classificateur C_1 . Les échantillons de pixels de neige ainsi identifiés forment le sous-échantillon X_2' . Le classificateur C_2 est étalonné à partir des échantillons de pixels de neige issus du sous-échantillon X_2' selon la procédure d'étalonnage de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour une catégorie d'occupation du sol donnée. Le classificateur C_2 est un classificateur faible parce qu'il est constitué à 50% d'échantillons de pixels mal classés et 50% bien classés.

Étape 3. Les classificateurs C_1 et C_2 ayant été étalonnés au préalable il s'agit de les appliquer sur les échantillons de pixels de neige de X . Ici il s'agit d'identifier les échantillons de pixels de neige pour lesquels les classificateurs C_1 et C_2 sont en désaccord sur la classe d'appartenance du pixel (ex. C_1 classe le pixel comme neige alors que C_2 le classe comme non-neige). Les échantillons de pixels de neige ainsi identifiés forment le sous-échantillon X_3' . Le classificateur C_3 est étalonné à partir du sous-échantillon X_3' selon la procédure d'étalonnage de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour une catégorie d'occupation du sol donnée. Le classificateur C_3 est un classificateur faible parce qu'il est constitué exclusivement par des échantillons de pixels de neige classés dans des classes d'appartenance différentes par les classificateurs C_1 et C_2 .

7.2.2 Combinaison des classificateurs pour la classification de boosting

Pour obtenir le résultat final de la classification d'ensemble par l'approche de *boosting* il s'agit d'appliquer les classificateurs C_1 , C_2 et C_3 sur une image NOAA-AVHRR à classer et d'attribuer la classe d'appartenance finale au pixel selon les règles suivantes. Si les classificateurs C_1 et C_2 sont en accord sur la classe d'appartenance, le pixel AVHRR est alors catégorisé dans la classe d'appartenance indiquée par les classificateurs C_1 et C_2 . Si les classificateurs C_1 et C_2 sont en désaccord sur la classe d'appartenance, le pixel AVHRR est alors catégorisé dans la classe d'appartenance indiquée par le classificateur C_3 .

7.2.3 Application de l'approche de logique floue

La calibration de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combinant les approches de *boosting* et de logique floue se fait selon la démarche de calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 telle que décrite précédemment. Le module de logique floue développé en §6.2 est ensuite appliqué sur chaque classificateur de l'ensemble afin d'obtenir la probabilité d'appartenance d'un pixel AVHRR à classifier aux catégories neige, non-neige et nuage pour une catégorie d'occupation du sol donnée.

L'attribution de la classe d'appartenance finale de l'ensemble se fait selon les règles suivantes. Si les classificateurs C_1 et C_2 sont en accord sur la classe d'appartenance du pixel, les probabilités d'appartenance aux catégories neige, non-neige et nuages sont alors moyennées entre elles (Équation 7-1) afin de maintenir la condition $P_{ne} + P_{nn} + P_{nu} = 1$ de l'algorithme de classification des images NOAA-AVHRR. Par contre, si les classificateurs C_1 et C_2 sont en désaccord sur la classe d'appartenance du pixel, le pixel AVHRR se voit attribuer les probabilités d'appartenance P_{ne} , P_{nn} et P_{nu} du classificateur C_3 .

$$\frac{P_{ne_{C_1}} + P_{ne_{C_2}}}{2}, \frac{P_{nn_{C_1}} + P_{nn_{C_2}}}{2}, \frac{P_{nu_{C_1}} + P_{nu_{C_2}}}{2}$$

Équation 7-1. Moyenne des probabilités d'appartenance de neige, de non-neige et de nuages pour obtenir la probabilité d'appartenance finale de la classification d'ensemble lorsque les classificateurs C_1 et C_2 sont en accord sur la classe d'appartenance du pixel AVHRR à classifier.

7.2.4 Calcul de la matrice de confusion

Pour les algorithmes AVHRR combinant l'approche de logique floue, les probabilités de neige, de non-neige et de nuage doivent être converties en valeurs discrètes pour le calcul de la matrice de confusion. Ainsi, chaque pixel se voit attribuer une classe d'appartenance en fonction de la classe majoritaire déterminée à partir des probabilités d'appartenance donnée par l'algorithme AVHRR en question (AVHRR TAIR+LF ou AVHRR TAIR+BLF).

Un pixel est attribué à la classe majoritaire neige si $p_{ne} \geq p_{nn}$ et $p_{ne} > p_{nu}$.

Un pixel est attribué à la classe majoritaire non-neige si $p_{nn} > p_{ne}$ et $p_{nn} > p_{nu}$.

Un pixel est attribué à la classe majoritaire nuage si $p_{nu} > p_{ne}$ et $p_{nu} > p_{nn}$.

7.3 Résultats

7.3.1 Caractéristiques des classificateurs

Les paramètres de seuil α , β et c des classificateurs C_1 , C_2 , C_3 de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting* (désigné par l'acronyme AVHRR TAIR+B) sont consignés en annexe dans le Tableau 14-1. Les seuils empiriques des classificateurs C_1 , C_2 , C_3 de l'algorithme AVHRR TAIR+B et les échantillons de pixels de neige qui ont été réservés pour leur calibration sont illustrés en annexe par catégorie de l'occupation du sol dans les Figure 14-1 à Figure 14-8.

Les paramètres de seuil et des intervalles de prédiction α , β et c des classificateurs C_1 , C_2 , C_3 de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné aux approches de *boosting* et de logique floue (désigné par l'acronyme AVHRR TAIR+BLF) sont consignés en annexe dans le Tableau 14-2. Les seuils empiriques des classificateurs C_1 , C_2 , C_3 de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF, les intervalles de prédiction ainsi que les échantillons de pixels de neige qui ont été réservés pour leur calibration sont illustrés en annexe par catégorie de l'occupation du sol dans les Figure 14-9 à Figure 14-16.

Il est possible d'observer une réduction du nombre d'échantillons de pixels de neige de calibration pour les classificateurs C_2 et C_3 pour toutes les catégories de l'occupation du sol (Tableau 7-1). Ceci est attendu en raison de la méthode de sélection des échantillons de pixels de neige pour la calibration des classificateurs C_2 et C_3 de l'ensemble; C_2 est constitué à 50% de pixels mal classés et 50% de pixels bien classés alors que C_3 est constitué exclusivement de pixels pour lesquels C_1 et C_2 sont en désaccord.

Tableau 7-1. Nombre d’échantillons de pixels de neige de calibration ayant servi à la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ de l’approche de *boosting* de l’algorithme AVHRR TAIR+B par catégories de l’occupation du sol.

Catégorie d’occupation du sol	Nombre d’échantillons de pixels de neige de calibration		
	Classificateur C ₁	Classificateur C ₂	Classificateur C ₃
Forêt de conifères	111481	1922	2049
Forêt de feuillus	19507	1072	481
Forêt mixte	44036	966	568
Brûlis	49936	1249	928
Terres humides	13547	330	335
Toundra et sols nus	135443	2720	1505
Agriculture	13519	1300	540
Urbain et bâti	1581	126	713

Il est possible de constater la présence d’une stabilité entre les classificateurs C₁, C₂ et C₃ en présence d’un nombre relativement important d’échantillons de pixels de neige de calibration. Par exemple, les seuils des classificateurs C₁, C₂ et C₃ des catégories de l’occupation du sol forêt de conifères, forêt de feuillus, forêt mixte, brûlis et toundra et sols nus sont relativement semblables au premier coup d’œil d’un classificateur à l’autre et d’un paramètre radiométrique d’AVHRR à l’autre; les paramètres radiométriques NDVI, ΔT_{34} et R1 présentent le plus de diversité entre les classificateurs. Les seuils des classificateurs C₂ et C₃ montrent plus de diversité en présence d’un nombre plus réduit d’échantillons de pixels de neige de calibration. C’est ce que l’on observe notamment pour les catégories terres humides, agriculture et urbain et bâti. D’après ce constat, il semblerait que le nombre d’échantillons de pixels de neige de calibration disponibles a un effet sur la diversité des classificateurs de l’algorithme AVHRR TAIR en mode de *boosting*.

7.3.2 Interprétation du contenu d’une cartographie de *boosting*

L’algorithme AVHRR TAIR combiné à une approche de *boosting* permet de générer deux formats de classification des surfaces neige, non-neige et nuage sur les images AVHRR. La première, telle que générée par l’algorithme AVHRR TAIR+B, correspond à une classification dure (ou binaire) où la classe d’appartenance des pixels AVHRR aux catégories de surface neige, non-neige et nuage est exprimée en format 8-bits où la valeur 50 est attribuée à la non-neige, 150 aux nuages et 255 à la neige. La deuxième, telle que générée par l’algorithme AVHRR TAIR+BLF, correspond à une classification souple où la classe d’appartenance des pixels AVHRR aux catégories de surface neige, non-neige et nuage est exprimée en termes de degré d’appartenance aux catégories de surface neige, non-neige et nuage dont la valeur est comprise entre 0 et 1 (voir

§6.3.2). Il s'agit d'une classification sous-pixel. L'utilisateur de la carte doit tenir des degrés d'appartenance aux catégories de surface pour établir la classe d'appartenance finale du pixel. Ainsi, pour le calcul des matrices de confusion, la classe d'appartenance finale du pixel est établie en fonction de la classe majoritaire.

Les Figure 14-17 à Figure 14-24 consignées en annexe présentent les cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. D'une date à l'autre, les cartographies de la neige se ressemblent d'un algorithme à l'autre : les surfaces détectées sont aux mêmes endroits. Il est à mentionner que les différences visuelles ne sont pas aussi marquées que celles qui sont visibles entre les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR sur les Figure 12-1 à Figure 12-8. Néanmoins l'algorithme AVHRR TAIR+B tend à détecter un peu plus de neige par rapport à l'algorithme AVHRR TAIR. Également, l'algorithme AVHRR TAIR+BLF présente plus de variabilité dans les dégradés de couleurs par rapport à l'algorithme AVHRR TAIR+LF.

7.3.3 Analyse de détectabilité de la neige des produits de neige AVHRR TAIR boostés (AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF)

Le taux de détection de neige et de non-neige par intervalle de fraction sous-pixel de neige par les produits de neige AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador est présenté dans les Figure 7-1 à Figure 7-9.

Les produits de neige AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF ont été développés à partir du produit de neige AVHRR TAIR. Il est donc attendu que les produits de neige présentent certaines similitudes entre eux en ce qui concerne leur sensibilité à la détection de la neige selon la fraction sous-pixel de neige.

Les principaux constats que l'on peut dégager pour la résolution à 1 km sont les suivants :

Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 20% en forêt de conifères (Figure 7-1a), 70% en forêt de feuillus (Figure 7-2a), 30% en forêt mixte (Figure 7-3a), 30% en brûlis (Figure 7-4a), 40% en terres humides (Figure 7-5a), 10% en toundra et sols nus (Figure 7-6a), 40% en agriculture (Figure 7-7a), 20% en urbain et bâti (Figure 7-8a) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 7-9a) pour AVHRR TAIR.

Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 20% en forêt de conifères (Figure 7-1b), 60% en forêt de feuillus (Figure 7-2b), 40% en forêt mixte (Figure 7-3b), 40% en brûlis (Figure 7-4b), 50% en terres humides (Figure 7-5b), 20% en toundra et sols nus (Figure 7-6b), 10% en agriculture (Figure 7-7b), 20% en urbain et bâti (Figure 7-8b) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 7-9b) pour AVHRR TAIR+B.

Les seuils de détectabilité de neige sont atteints à 20% en forêt de conifères (Figure 7-1c), 60% en forêt de feuillus (Figure 7-2c), 40% en forêt mixte (Figure 7-3c), 40% en brûlis (Figure 7-4c), 60% en terres humides (Figure 7-5c), 30% en toundra et sols nus (Figure 7-6c), 10% en agriculture (Figure 7-7c), 40% en urbain et bâti (Figure 7-8c) et 30% pour la région du Québec-et-Labrador (Figure 7-9c) pour AVHRR TAIR+BLF.

Les seuils de détectabilité de neige des produits de neige AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF diffèrent légèrement de ceux qui ont été identifiés pour le produit de neige AVHRR TAIR dans la mesure où le seuil de détectabilité change de classe de fraction sous-pixel de neige.

Les seuils de détectabilité de neige sont les mêmes en forêt de conifères (Figure 7-1) et la région du Québec-et-Labrador (Figure 7-9), ce qui suggèrent une stabilité au niveau de la détectabilité de la neige selon la fraction sous-pixel de neige pour les algorithmes AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF.

Les seuils de détectabilité passent à une classe supérieure de fraction sous-pixel de neige pour la forêt mixte (Figure 7-3), les brûlis (Figure 7-4), les terres humides (Figure 7-5) et l'urbain et bâti (Figure 7-8), ce qui suggère une perte de sensibilité au niveau de la détectabilité de la neige selon la fraction sous-pixel de neige pour les algorithmes AVHRR TAIR+B et/ou TAIR+BLF.

Les seuils de détectabilité passent à une classe inférieure de fraction sous-pixel de neige pour la forêt de feuillus (Figure 7-2) et l'agriculture (Figure 7-7), ce qui suggère un gain de sensibilité au niveau de la détectabilité de la neige selon la fraction sous-pixel de neige pour les algorithmes AVHRR TAIR+B et/ou TAIR+BLF.

Parmi toutes les catégories de l'occupation du sol de la région du Québec-et-Labrador, la forêt de feuillus est la seule occupation du sol où le pourcentage de détection de neige augmente pour les pixels de validation avec des fortes fractions sous-pixel de neige (50%-100%) par l'approche de *boosting*. Pour illustrer ce point comparez les pourcentages de neige et de non-neige détectées par les algorithmes TAIR et TAIR+B pour les fractions sous-pixel de neige comprises entre 50% et 100% sur la Figure 7-2a et Figure 7-2b.

De façon générale, les approches de *boosting* semblent induire une dégradation de la détectabilité de la neige et cette dernière cible plus particulièrement les pixels de validation avec des faibles fractions sous-pixel de neige (0%-50%).

L'agriculture est la catégorie de l'occupation du sol où le pourcentage de détection de neige a le plus augmenté pour les pixels de validation avec des faibles fractions sous-pixel de neige (0%-50%) par l'approche de *boosting*. À cet effet comparez les pourcentages de neige et de non-neige détectées par les algorithmes TAIR et TAIR+B pour les fractions sous-pixel de neige comprises entre 0% et 50% sur la Figure 7-7a et Figure 7-7b. Il y a surestimation de la présence de neige pour les faibles sous-fractions de neige pour cette catégorie de l'occupation du sol.

L'urbain et bâti est la catégorie de l'occupation du sol où il y a le plus fort contraste de détectabilité de la neige entre les deux approches de *boosting*. En effet, il est possible d'observer une baisse substantielle de la détection de neige et de non-neige pour les pixels de validation avec des faibles fractions sous-pixel de neige entre l'approche de *boosting* (Figure 7-8b) et l'approche de *boosting* combinée à la logique floue (Figure 7-8c). Il existe une forte incertitude sur la détection de la neige pour les faibles fractions sous-pixel de neige par l'algorithme AVHRR TAIR+BLF comparativement à TAIR+B d'après ces figures.

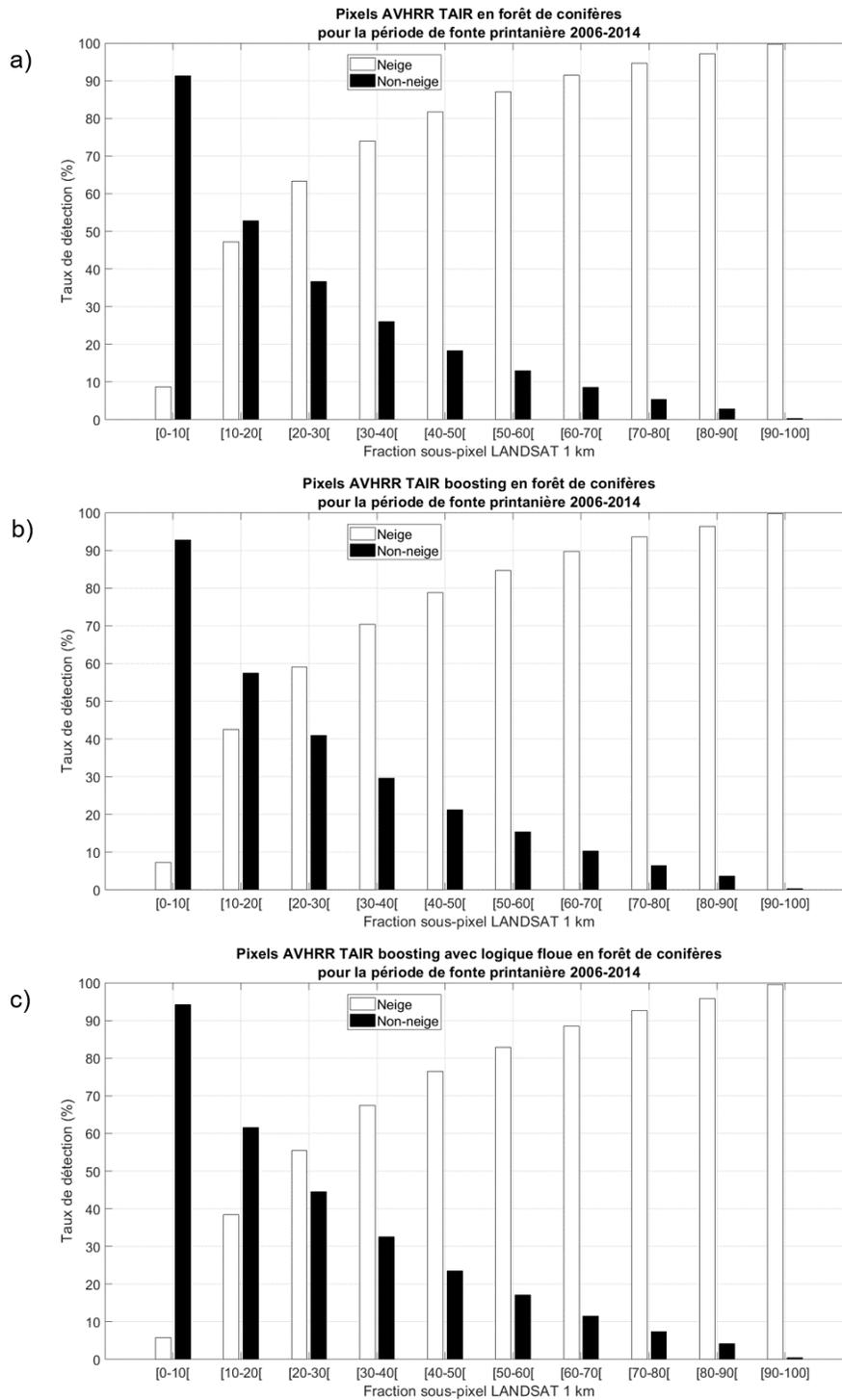


Figure 7-1. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l’occupation du sol – Forêt de conifères – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

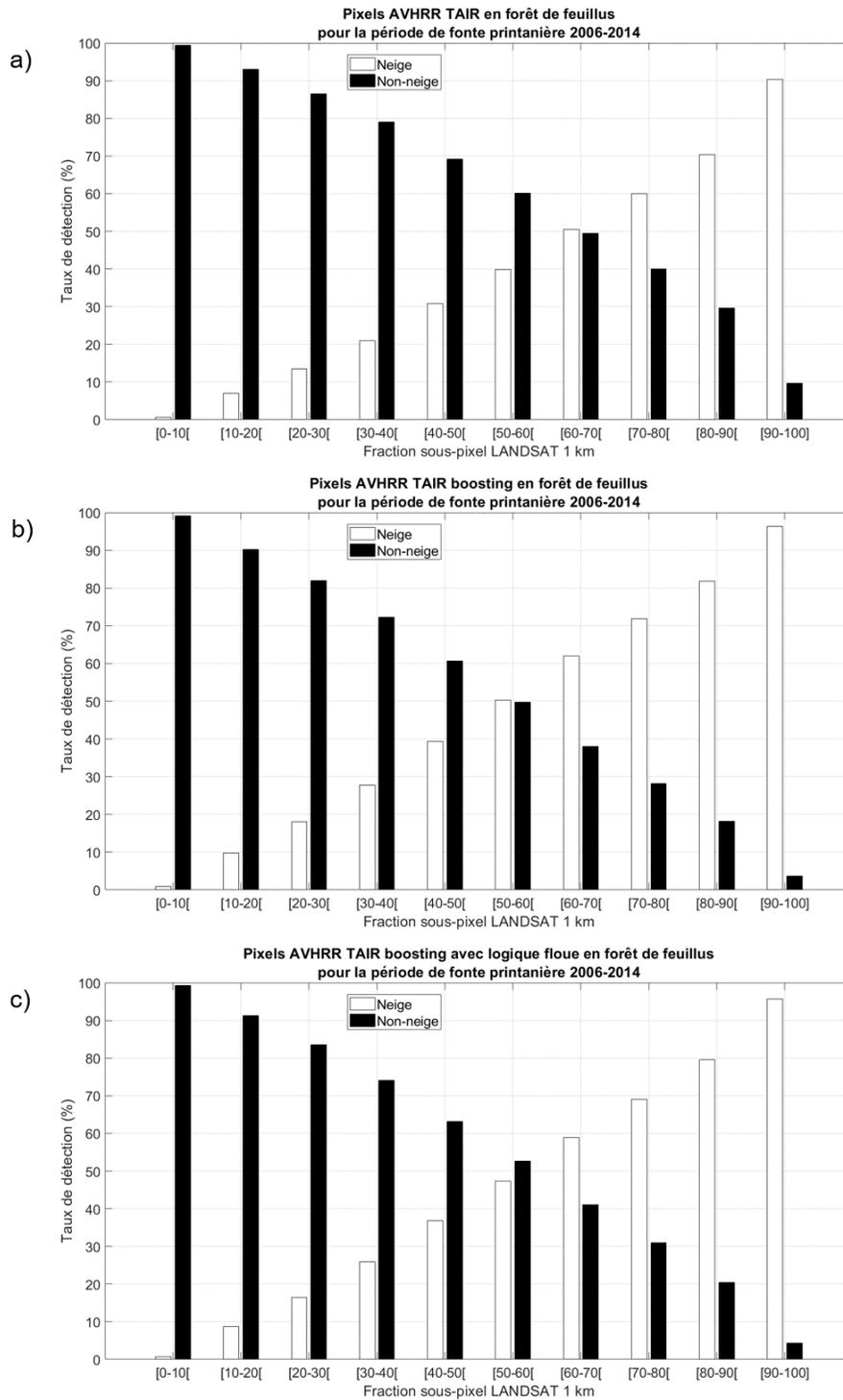


Figure 7-2. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

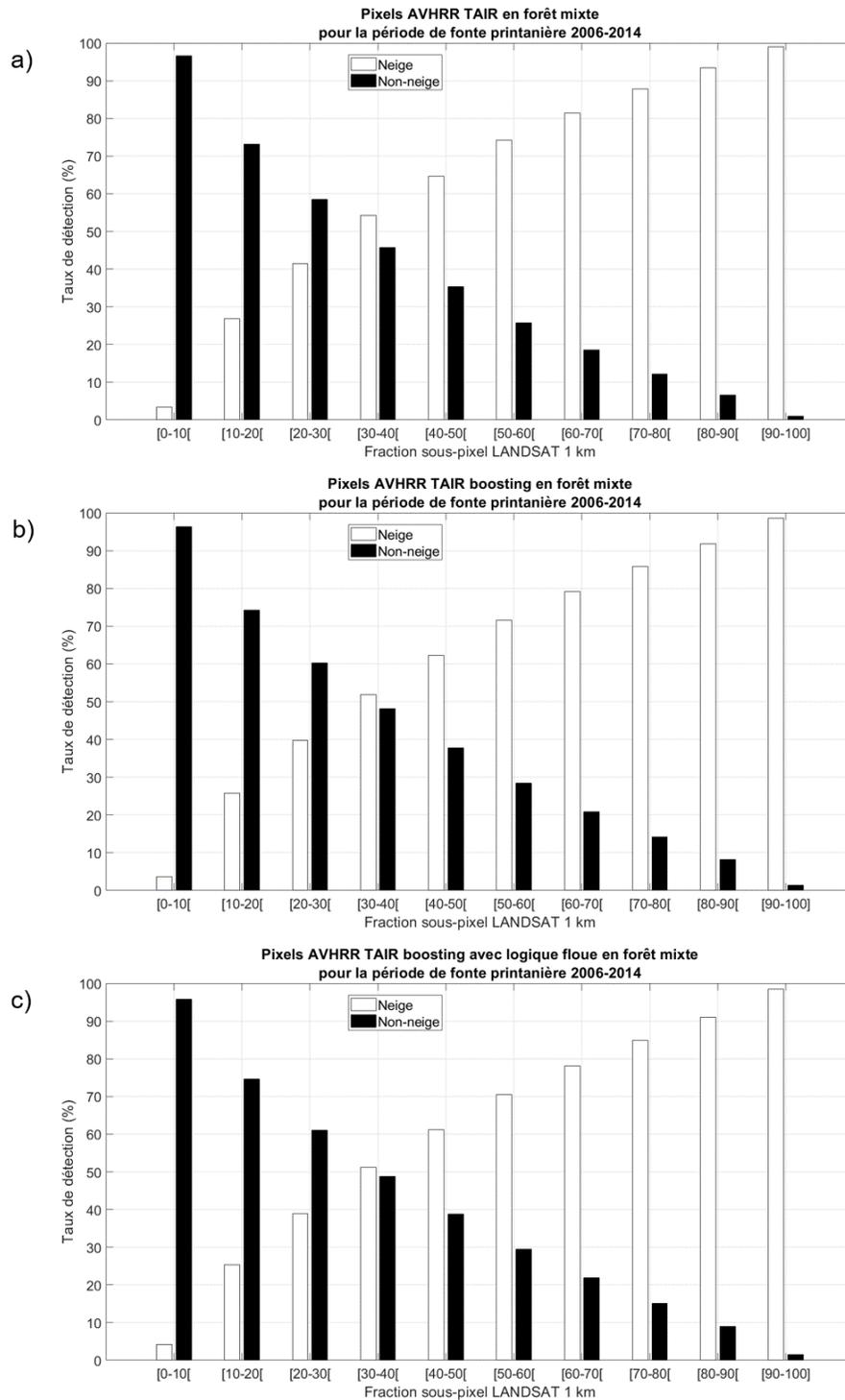


Figure 7-3. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l’occupation du sol – Forêt mixte – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

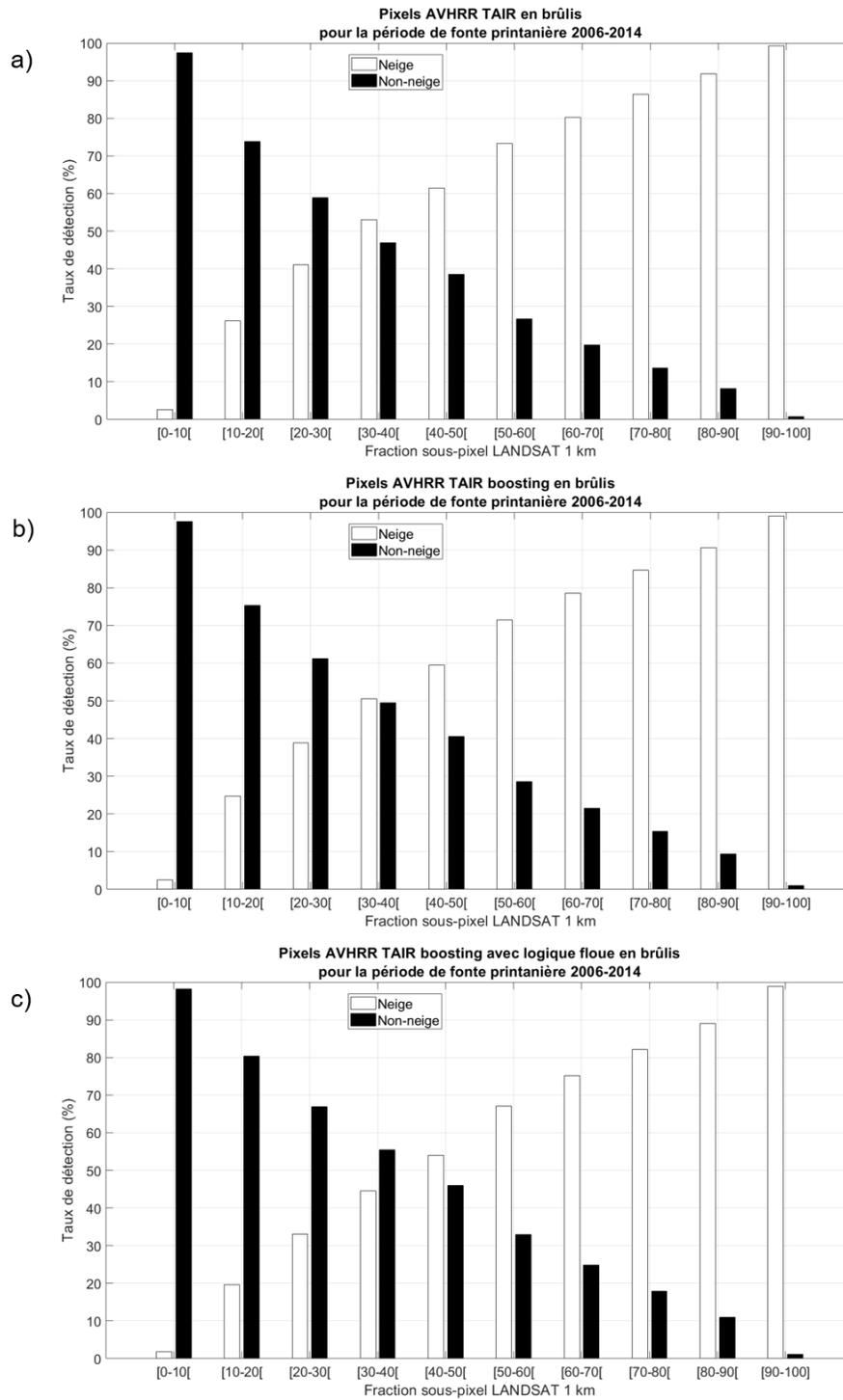


Figure 7-4. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Brûlés – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

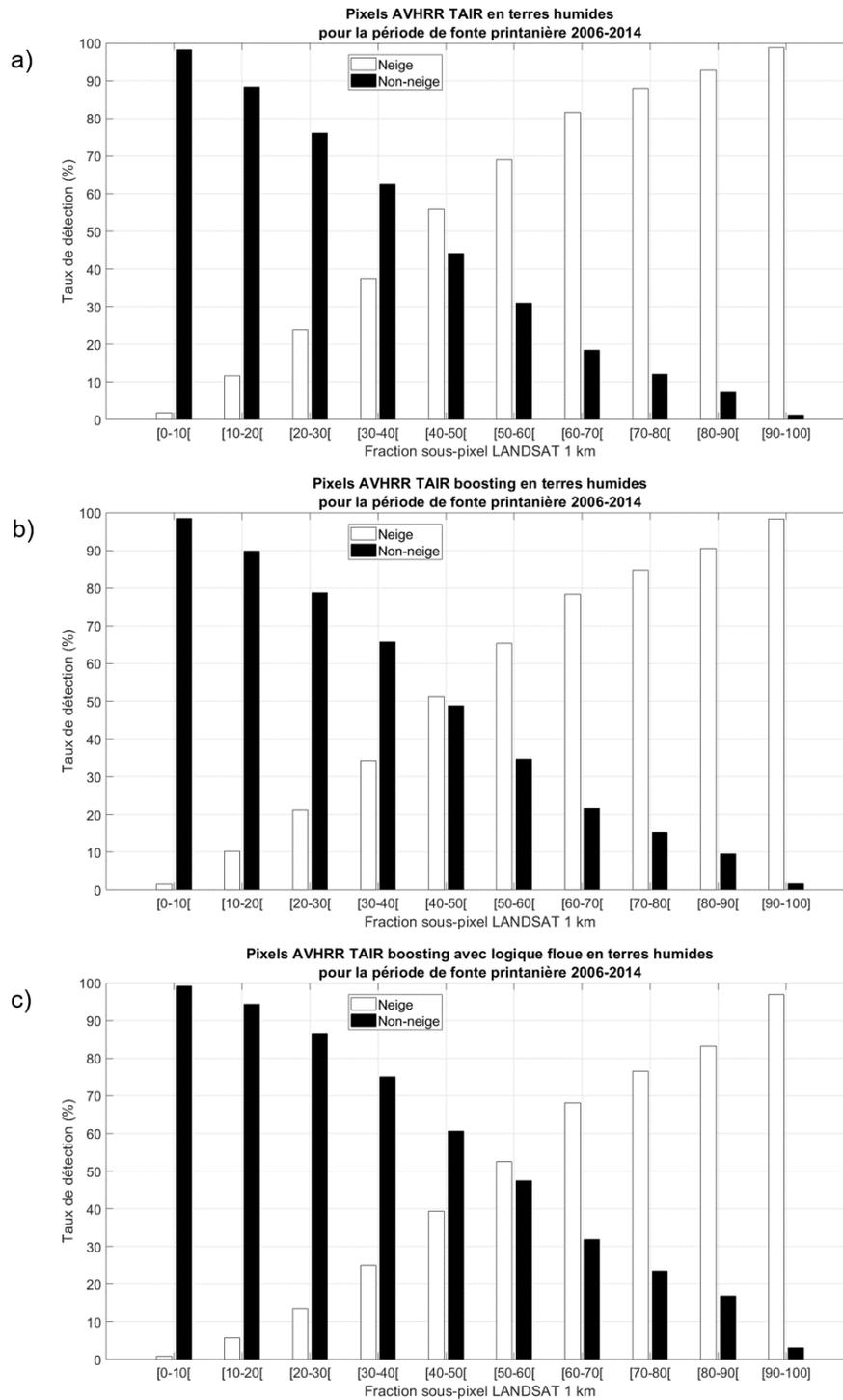


Figure 7-5. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l’occupation du sol – Terres humides – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

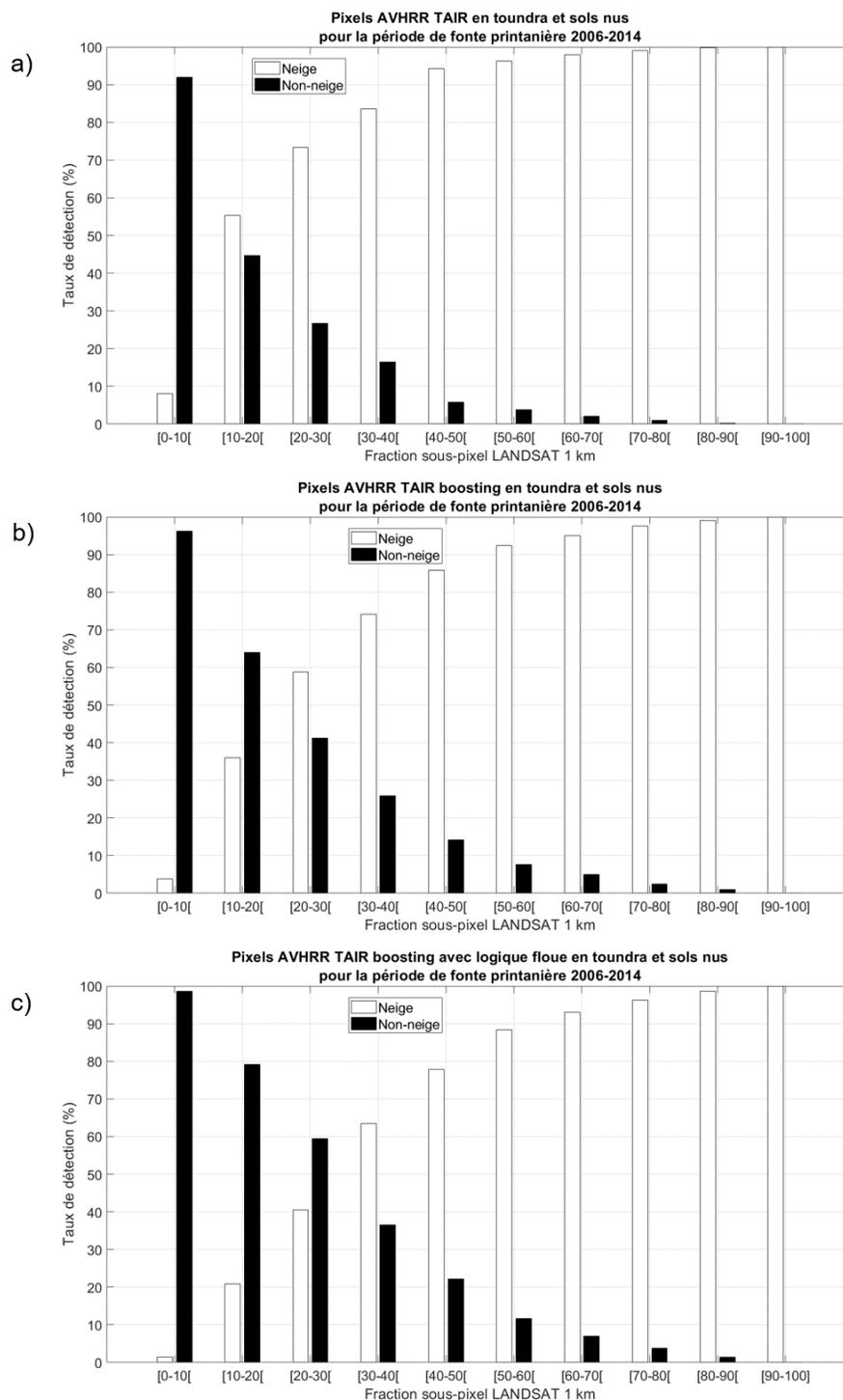


Figure 7-6. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

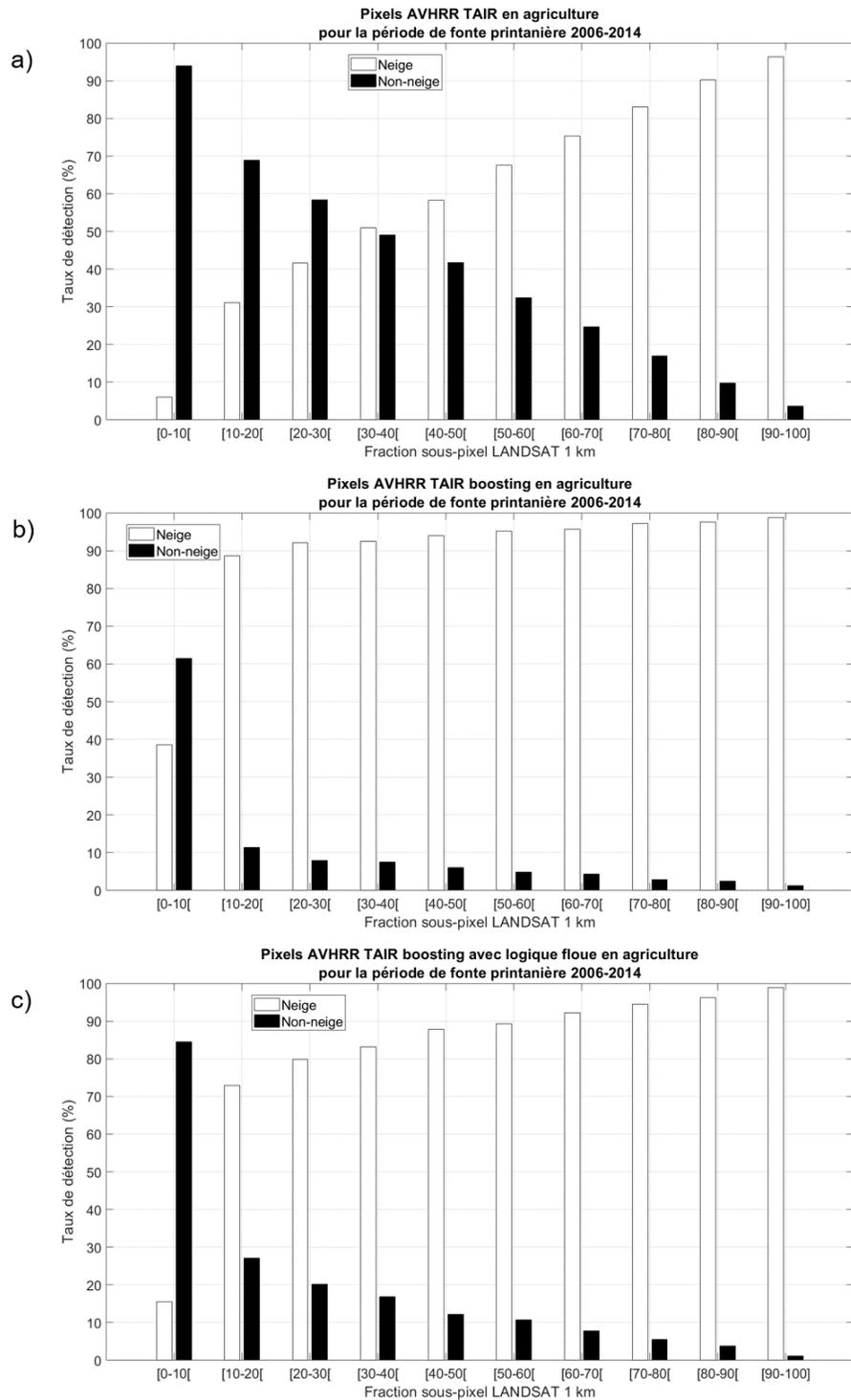


Figure 7-7. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l’occupation du sol – Agriculture – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

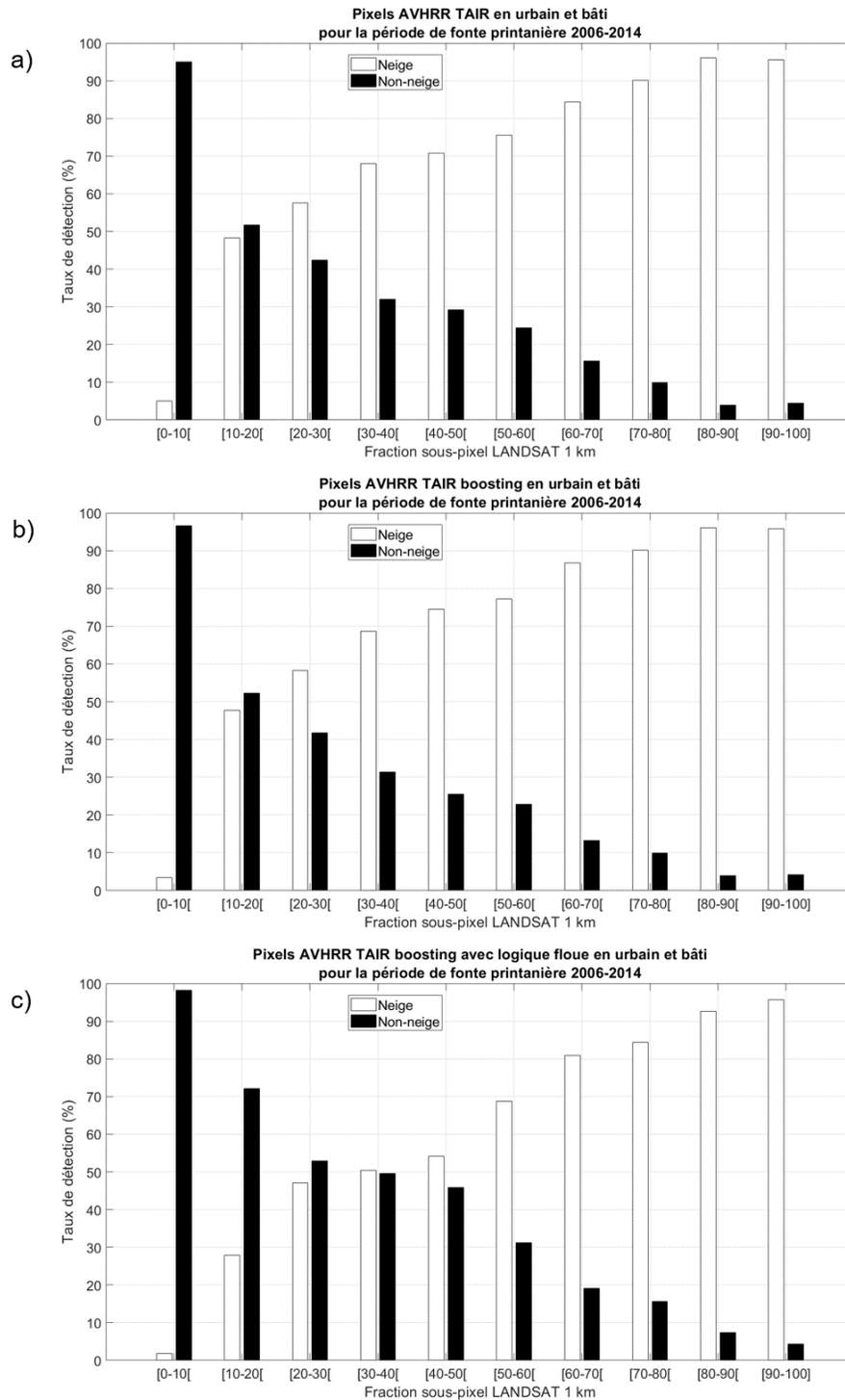


Figure 7-8. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF pour la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

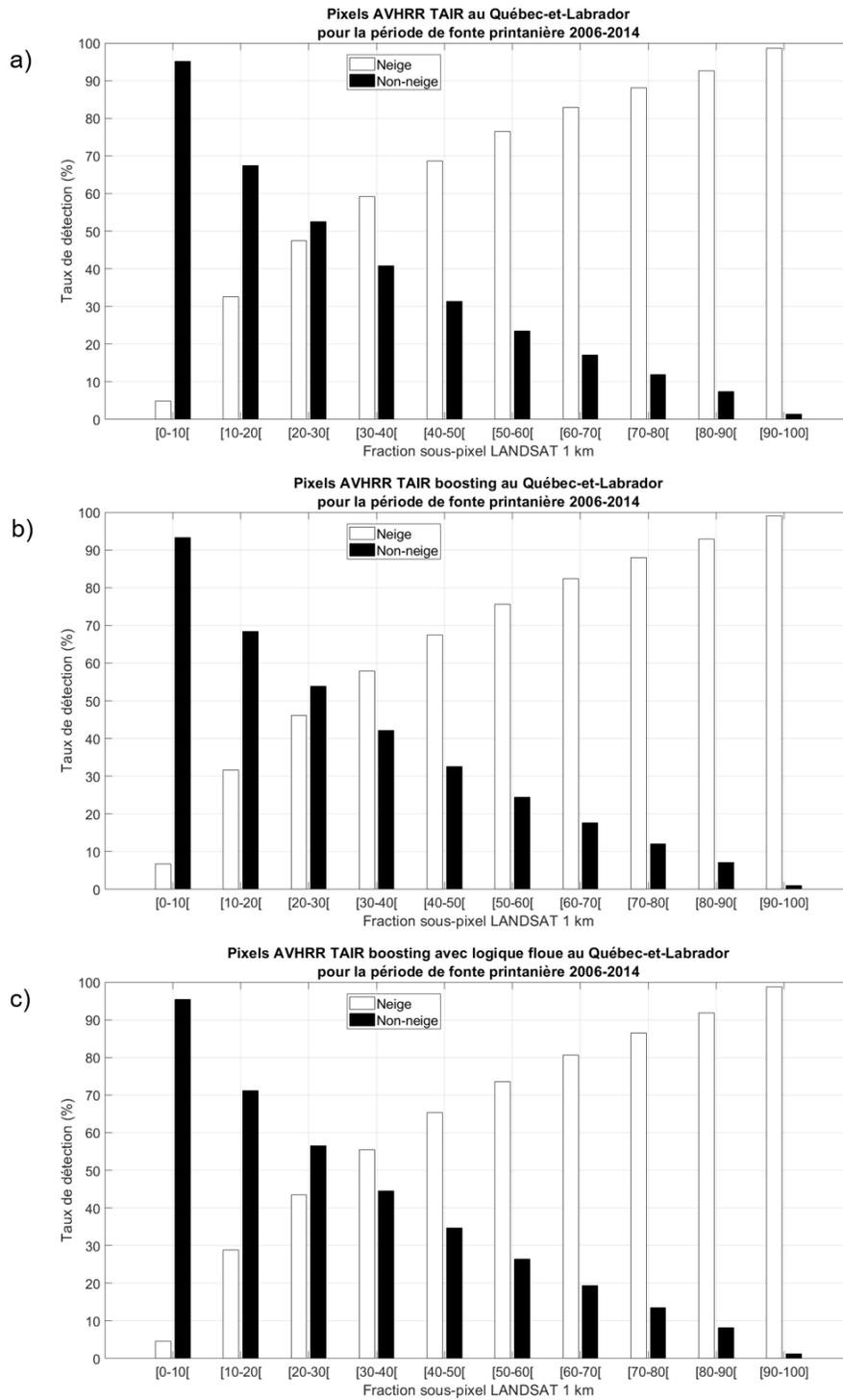


Figure 7-9. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige obtenus par les produits de neige (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+B et (c) AVHRR TAIR+BLF sur la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

7.3.4 *Analyse comparative de validation des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador*

Le détaillé des matrices de confusion de l'analyse comparative de validation des produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS à la résolution spatiale de 1 km est disponible en annexe dans le Tableau 14-3. Le Tableau 7-2 résume les résultats de l'analyse comparative de validation réalisée sur les pixels de validation en commun aux produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Les principaux constats que l'on peut dégager par catégorie de l'occupation du sol pour les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS (Tableau 7-2) sont les suivants :

- Le TSG varie entre 0,85 et 0,98 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le TSG varie entre 0,70 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+B.
- Le TSG varie entre 0,85 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+BLF.
- Le TSG varie entre 0,91 et 0,99 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le k varie entre 0,57 et 0,89 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le k varie entre 0,45 et 0,88 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+B.
- Le k varie entre 0,69 et 0,90 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+BLF.
- Le k varie entre 0,77 et 0,95 selon la catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige MODIS.
- Le produit opérationnel de neige MODIS est le plus performant parmi les produits de neige comparés avec des taux de succès global de classification supérieurs à 0,90 ainsi que des coefficients kappa supérieurs à 0,77 pour la plupart des catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador (Tableau 7-2 et Figure 7-10). La seule exception est pour la catégorie de la forêt de conifères où les produit de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF possèdent un TSG et un k plus élevé (TSG=0,93 et k =0,79

pour AVHRR TAIR et TAIR+B, TSG=0,93 et $k=0,80$ pour AVHRR TAIR+BLF vs TSG=0,92 et $k=0,77$ pour MODIS).

- Les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF présentent une performance légèrement inférieure à celle de MODIS (Tableau 7-2 et Figure 7-10).
- Ils ont des performances similaires pour la plupart des catégories de l’occupation du sol étant donné que les produits de neige AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF découlent directement d’AVHRR TAIR. **L’intégration du *boosting* (avec ou sans logique floue) permet de maintenir la performance d’origine de l’algorithme AVHRR TAIR. Elle peut conduire à une légère dégradation de la performance dans certaines catégories de l’occupation du sol.**
- L’implantation de l’approche de *boosting* sans logique floue (AVHRR TAIR+B) a permis (1) d’améliorer légèrement la qualité de la classification pour la forêt de feuillus, la toundra et sols nus et l’urbain et bâti d’après les TSG et les k obtenus pour ces occupations du sol, (2) de maintenir la qualité de la classification pour la forêt de conifères et les brûlis, (3) de dégrader légèrement la qualité de la classification pour la forêt mixte et les terres humides et (3) dégrader substantiellement la qualité de la classification pour l’agriculture par rapport à l’algorithme d’origine (AVHRR TAIR) (Tableau 7-2 et Figure 7-10).
- L’implantation de l’approche de *boosting* avec logique floue (AVHRR TAIR+BLF) a permis (1) d’améliorer légèrement la qualité de la classification pour la forêt de conifères, la forêt de feuillus, la toundra et sols nus et l’urbain et bâti d’après les TSG et les k obtenus pour ces occupations du sol, (2) de maintenir la qualité de la classification pour les brûlis, (3) de dégrader légèrement la qualité de la classification pour la forêt mixte et les terres humides et (3) dégrader substantiellement la qualité de la classification pour l’agriculture par rapport à l’algorithme d’origine (AVHRR TAIR) (Tableau 7-2 et Figure 7-10).
- La logique floue permet de corriger la dégradation de classification observée en agriculture pour l’approche de *boosting*.
- Les différences de TSG et de k constatées peuvent provenir de la méthode de calibration de l’approche de *boosting*. Ainsi, la méthode de calibration des classificateurs C_1 , C_2 et C_3 peut faire en sorte d’introduire de l’erreur ou de corriger les erreurs présentes dans le jeu de données de calibration selon la catégorie d’occupation du sol.
- L’analyse comparative de validation à 1 km indique que le produit opérationnel de neige MODIS est en omission sur la détection de la neige dans toutes les occupations du sol.

- Le produit de neige AVHRR TAIR est en omission pour la plupart des occupations du sol sauf pour la forêt de conifères, les brûlis, la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti où il est en commission.
- Le produit de neige AVHRR TAIR+B est en omission pour la plupart des occupations du sol sauf pour la forêt de conifères, les brûlis, la toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti où il est en commission.
- Le produit de neige AVHRR TAIR+BLF est en omission pour la plupart des occupations du sol sauf pour l'agriculture et l'urbain et bâti où il est en commission.
- Il est à noter que les catégories de l'occupation du sol de la forêt de conifères et des brûlis est passée de la commission à l'omission avec l'implantation de la logique floue tandis que la toundra et sols est passée de la commission à une erreur balancée avec l'implantation de cette méthode.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 7-2) :

- Le TSG est de 0,92 et le k est de 0,79 pour le produit de neige AVHRR TAIR.
- Le TSG est de 0,91 et le k est de 0,78 pour le produit de neige AVHRR TAIR+B.
- Le TSG est de 0,91 et le k est de 0,79 pour le produit de neige AVHRR TAIR+BLF.
- Le TSG est de 0,93 et le k est de 0,82 pour le produit de neige MODIS.
- Il est possible de classer les produits de neige comparés selon leur performance : MODIS (TSG=0,93 et k =0,82) suivi par AVHRR TAIR (TSG=0,92 et k =0,79), AVHRR TAIR+BLF (TSG=0,91 et k =0,79) et AVHRR TAIR+B (TSG=0,91 et k =0,78).
- L'écart de TSG et de k entre les produits de neige AVHRR TAIR+B et MODIS est de 0,02 et de 0,03 respectivement sur la région du Québec-et-Labrador. L'écart de TSG et de k entre les produits de neige AVHRR TAIR+BLF et MODIS est de 0,02 respectivement pour ces paramètres sur la région du Québec-et-Labrador. L'avantage est en faveur de MODIS par rapport aux deux produits AVHRR boostés.
- L'introduction de l'approche de *boosting* permet de maintenir une qualité de classification élevée sur la région du Québec-et-Labrador malgré la légère dégradation sur le coefficient kappa.
- L'analyse comparative de validation à 1 km indique que les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS sont en omission en ce qui concerne la détection de la neige sur la région du Québec-et-Labrador. L'erreur d'omission sur la neige est de l'ordre de 0,07 ou 0,08 pour ces produits de neige et l'erreur de commission sur la neige est de l'ordre de 0,04 ou 0,06.

Tableau 7-2. Synthèse de l’analyse comparative à 1 km réalisée sur les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS par catégorie de l’occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Catégorie d’occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR TAIR	Forêt de conifères	0,93	0,79	0,96	0,81	0,95	0,87	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,85	0,71	0,78	0,97	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,89	0,75	0,90	0,89	0,95	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,95	0,87	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,96	0,89	0,96	0,95	0,98	0,88	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,84	1,00	0,75	0,98	0,98	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,92	0,82	0,93	0,92	0,83	0,97	Bonne	Forte	Commission
	Urbain et bâti	0,93	0,57	0,83	0,94	0,47	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,79	0,93	0,88	0,95	0,83	Bonne	Modérée	Omission
AVHRR TAIR+B	Forêt de conifères	0,93	0,79	0,96	0,83	0,95	0,85	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,89	0,79	0,85	0,96	0,97	0,81	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,89	0,74	0,88	0,90	0,96	0,76	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,95	0,87	0,97	0,90	0,96	0,91	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,95	0,87	0,94	0,96	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,88	1,00	0,83	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,70	0,45	0,98	0,58	0,51	0,99	Passable	Modérée	Commission
	Urbain et bâti	0,94	0,62	0,84	0,95	0,53	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,91	0,78	0,93	0,87	0,94	0,82	Bonne	Modérée	Omission
AVHRR TAIR+BLF	Forêt de conifères	0,93	0,80	0,95	0,85	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission
	Forêt de feuillus	0,89	0,78	0,84	0,96	0,97	0,80	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,88	0,73	0,88	0,90	0,96	0,75	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,95	0,87	0,96	0,92	0,97	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,93	0,83	0,91	0,97	0,99	0,80	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,90	0,99	0,90	0,99	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,85	0,70	0,98	0,80	0,69	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Urbain et bâti	0,96	0,69	0,79	0,97	0,65	0,99	Très bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,91	0,79	0,92	0,89	0,96	0,81	Bonne	Modérée	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,92	0,77	0,93	0,87	0,96	0,78	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,93	0,86	0,92	0,95	0,96	0,89	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,91	0,79	0,92	0,90	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Omission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,97	0,92	0,98	0,95	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Balancée
	Toundra et sols nus	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,98	0,87	0,88	0,99	0,87	0,99	Très bonne	Forte	Commission
	Québec-et-Labrador	0,93	0,82	0,93	0,91	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission

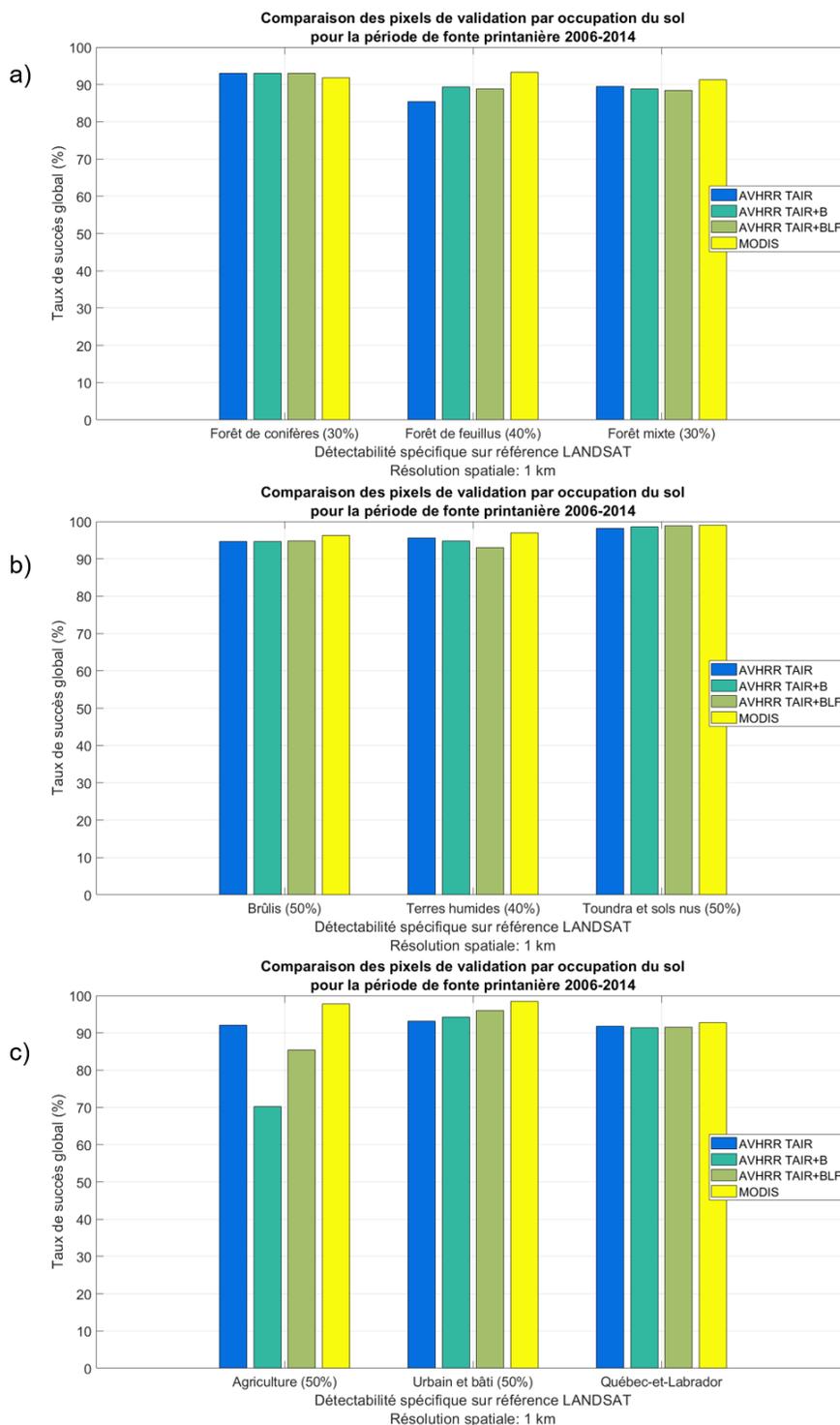


Figure 7-10. Comparaison des taux de succès global de classification obtenus sur les pixels de validation classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+BLF et MODIS à la résolution spatiale de 1 km par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

7.3.5 Analyse de détectabilité de la neige selon les probabilités d'appartenance

Cette section s'intéresse à la validation des probabilités d'appartenance obtenues par l'algorithme AVHRR TAIR+BLF. Divers scénarios ont été évalués. Les matrices de confusion ont été calculées pour la classe majoritaire et pour des probabilités d'appartenance de neige sélectionnées par un utilisateur (voir §6.3.5 pour leur définition). Les probabilités d'appartenance de neige testées sont les suivantes : $p_{ne} \geq 30\%$, $p_{ne} \geq 40\%$, $p_{ne} \geq 50\%$, $p_{ne} \geq 60\%$, $p_{ne} \geq 70\%$, $p_{ne} \geq 80\%$ et $p_{ne} \geq 90\%$.

Le détail des matrices de confusion de l'analyse de détectabilité de neige selon les probabilités d'appartenance du produit de neige AVHRR TAIR+BLF à la résolution spatiale de 1 km est présenté en annexe dans le Tableau 14-4.

Le Tableau 7-3 présente les paramètres de la matrice de confusion pour les divers scénarios de probabilités par catégories de l'occupation du sol et pour la région du Québec-et-Labrador. Les principaux constats que l'on peut dégager par catégorie de l'occupation du sol pour le produit de neige AVHRR TAIR+BLF (Tableau 7-3) sont les suivants :

- La classe majoritaire est l'interprétation des probabilités d'appartenance retournées par l'algorithme AVHRR TAIR+BLF en ce qui concerne la catégorie d'appartenance finale des pixels AVHRR à la neige et à la non-neige.
- Les résultats de validation de l'interprétation des probabilités d'appartenance présentés ici s'appliquent seulement aux pixels en conditions de ciel clair (les pixels AVHRR avec une probabilité d'appartenance majoritaire aux nuages ont été exclus de la validation). Certains pixels de probabilité majoritaire à la neige ou à la non-neige peuvent avoir une probabilité d'appartenance aux nuages.
- Les paramètres de la matrice de confusion de la classe majoritaire sont variables selon la catégorie de l'occupation du sol.
- Ici, on s'intéresse plus particulièrement à **l'identification des scénarios de probabilités d'appartenance de neige choisis par l'utilisateur qui donnent d'aussi bons résultats que la classe majoritaire** le cas échéant.
- Le scénario de probabilités d'appartenance de neige de 50% est de niveau équivalent à la classe majoritaire en termes de TSG, de k , de qualité de classification, de qualité de concordance et de conclusion sur la neige pour la plupart des catégories de l'occupation du sol.

Tableau 7-3. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+BLF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	Probabilité de neige	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	Majoritaire	0,93	0,80	0,95	0,85	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission
	30%	0,93	0,79	0,96	0,82	0,95	0,86	Bonne	Modérée	Commission
	40%	0,93	0,80	0,96	0,84	0,95	0,85	Bonne	Forte	Commission
	50%	0,93	0,80	0,95	0,85	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission
	60%	0,93	0,80	0,95	0,86	0,96	0,82	Bonne	Forte	Omission
	70%	0,92	0,79	0,94	0,88	0,96	0,80	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,90	0,73	0,90	0,90	0,97	0,71	Bonne	Modérée	Omission
	90%	0,83	0,61	0,81	0,94	0,98	0,59	Satisfaisante	Modérée	Omission
Forêt de feuillus	Majoritaire	0,89	0,77	0,84	0,96	0,97	0,80	Satisfaisante	Modérée	Omission
	30%	0,90	0,79	0,86	0,95	0,97	0,82	Bonne	Modérée	Omission
	40%	0,89	0,78	0,85	0,96	0,97	0,81	Satisfaisante	Modérée	Omission
	50%	0,89	0,77	0,84	0,96	0,97	0,80	Satisfaisante	Modérée	Omission
	60%	0,88	0,76	0,82	0,97	0,98	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	70%	0,87	0,73	0,80	0,97	0,98	0,76	Satisfaisante	Modérée	Omission
	80%	0,84	0,69	0,75	0,98	0,98	0,72	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,80	0,61	0,68	0,99	0,99	0,67	Satisfaisante	Modérée	Omission
Forêt mixte	Majoritaire	0,88	0,73	0,88	0,90	0,96	0,75	Satisfaisante	Modérée	Omission
	30%	0,90	0,75	0,92	0,85	0,94	0,80	Bonne	Modérée	Omission
	40%	0,89	0,74	0,89	0,89	0,95	0,77	Satisfaisante	Modérée	Omission
	50%	0,88	0,73	0,88	0,90	0,96	0,75	Satisfaisante	Modérée	Omission
	60%	0,88	0,72	0,86	0,91	0,96	0,73	Satisfaisante	Modérée	Omission
	70%	0,86	0,70	0,84	0,93	0,97	0,70	Satisfaisante	Modérée	Omission
	80%	0,84	0,66	0,80	0,95	0,97	0,66	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,81	0,60	0,75	0,96	0,98	0,60	Satisfaisante	Modérée	Omission
Brûlis	Majoritaire	0,95	0,87	0,96	0,92	0,97	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	30%	0,95	0,87	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	40%	0,95	0,87	0,96	0,91	0,96	0,91	Très bonne	Forte	Balancée
	50%	0,95	0,87	0,96	0,92	0,97	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	60%	0,95	0,87	0,96	0,93	0,97	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	70%	0,94	0,87	0,95	0,94	0,98	0,88	Bonne	Forte	Omission
	80%	0,93	0,83	0,91	0,96	0,98	0,81	Bonne	Forte	Omission
	90%	0,88	0,73	0,83	0,98	0,99	0,70	Satisfaisante	Modérée	Omission

Chapitre 7 – Développement et validation spatiale de l’algorithme à seuils adaptatifs à la température de l’air et à l’occupation du sol combiné à une approche d’estimation d’ensemble pour la classification des images NOAA-AVHRR

Catégorie d'occupation du sol	Probabilité de neige	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Terres humides	Majoritaire	0,93	0,83	0,91	0,97	0,99	0,80	Bonne	Forte	Omission
	30%	0,94	0,85	0,95	0,91	0,97	0,87	Bonne	Forte	Omission
	40%	0,93	0,83	0,92	0,96	0,99	0,81	Bonne	Forte	Omission
	50%	0,92	0,80	0,90	0,98	0,99	0,76	Bonne	Forte	Omission
	60%	0,89	0,75	0,86	0,98	0,99	0,71	Satisfaisante	Modérée	Omission
	70%	0,83	0,64	0,78	0,99	1,00	0,61	Satisfaisante	Modérée	Omission
	80%	0,67	0,40	0,56	1,00	1,00	0,43	Passable	Modérée	Omission
	90%	0,34	0,06	0,12	1,00	1,00	0,28	Passable	Faible	Omission
Toundra et sols nus	Majoritaire	0,99	0,90	0,99	0,90	0,99	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
	30%	0,98	0,86	1,00	0,79	0,99	0,96	Très bonne	Forte	Commission
	40%	0,99	0,89	1,00	0,86	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Commission
	50%	0,99	0,90	0,99	0,90	0,99	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
	60%	0,99	0,91	0,99	0,92	0,99	0,91	Très bonne	Forte	Balancée
	70%	0,99	0,89	0,99	0,95	1,00	0,86	Très bonne	Forte	Omission
	80%	0,98	0,85	0,98	0,98	1,00	0,76	Très bonne	Forte	Omission
	90%	0,95	0,71	0,95	0,99	1,00	0,58	Très bonne	Modérée	Omission
Agriculture	Majoritaire	0,85	0,70	0,98	0,80	0,69	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	30%	0,79	0,58	0,98	0,70	0,60	0,99	Passable	Modérée	Commission
	40%	0,82	0,64	0,98	0,75	0,64	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	50%	0,85	0,70	0,98	0,80	0,69	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	60%	0,87	0,73	0,96	0,84	0,73	0,98	Satisfaisante	Modérée	Commission
	70%	0,87	0,70	0,84	0,88	0,76	0,87	Satisfaisante	Modérée	Commission
	80%	0,81	0,53	0,56	0,93	0,77	0,82	Satisfaisante	Modérée	Commission
	90%	0,74	0,25	0,24	0,97	0,76	0,74	Passable	Faible	Commission
Urbain et bâti	Majoritaire	0,96	0,69	0,79	0,97	0,65	0,99	Très bonne	Modérée	Commission
	30%	0,94	0,60	0,84	0,94	0,50	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	40%	0,96	0,67	0,80	0,97	0,62	0,99	Très bonne	Modérée	Commission
	50%	0,96	0,69	0,79	0,97	0,65	0,99	Très bonne	Modérée	Commission
	60%	0,96	0,66	0,73	0,97	0,64	0,98	Très bonne	Modérée	Commission
	70%	0,95	0,56	0,56	0,98	0,62	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	80%	0,94	0,39	0,33	0,98	0,56	0,96	Bonne	Faible	Omission
	90%	0,94	0,30	0,23	0,99	0,55	0,95	Bonne	Faible	Omission
Québec-et-Labrador	Majoritaire	0,91	0,79	0,92	0,89	0,96	0,81	Bonne	Modérée	Omission
	30%	0,92	0,79	0,94	0,85	0,94	0,85	Bonne	Modérée	Balancée
	40%	0,92	0,79	0,93	0,88	0,95	0,83	Bonne	Modérée	Omission
	50%	0,91	0,79	0,92	0,89	0,96	0,81	Bonne	Modérée	Omission
	60%	0,91	0,78	0,91	0,90	0,96	0,80	Bonne	Modérée	Omission
	70%	0,90	0,76	0,89	0,92	0,97	0,77	Bonne	Modérée	Omission
	80%	0,87	0,71	0,85	0,94	0,97	0,70	Satisfaisante	Modérée	Omission
	90%	0,81	0,61	0,76	0,96	0,99	0,60	Satisfaisante	Modérée	Omission

- Les scénarios de probabilités d'appartenance de neige de 30% et 40% sont les scénarios avec une performance de classification égale ou supérieure à celle de la classe majoritaire pour la plupart des catégories de l'occupation du sol (forêt de conifères, forêt de feuillus, forêt mixte, brûlis et terres humides). Ils pourraient être considérés par l'utilisateur comme solution alternative à la classe majoritaire.
- Par contre, à partir du scénario de probabilité d'appartenance de neige de 60%, la qualité de la classification commence à se dégrader pour ces catégories de l'occupation du sol. Ces scénarios devraient être ignorés par l'utilisateur comme solution alternative à la classe majoritaire dans la mesure du possible.
- Les terres humides sont la seule exception dans la mesure où on observe une dégradation des paramètres de la matrice de confusion entre le scénario de la classe majoritaire et le scénario de probabilité d'appartenance de neige de 50%.
- La toundra et sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti sont des cas particuliers. Pour ces occupations du sol, ce sont les scénarios de probabilité d'appartenance de neige de 50% et 60% qui ont une performance de classification égale ou supérieure à celle de la classe majoritaire.
- Par contre, ces catégories ne présentent pas de changement au niveau de la conclusion de neige comme il a été constaté pour le produit de neige AVHRR TAIR+LF. Le produit de neige AVHRR TAIR+B est en erreur balancée sur la neige pour la toundra et sols nus, en commission pour l'agriculture et l'urbain et bâti.

Et pour la région du Québec-et-Labrador (Tableau 7-3) :

- Les scénarios de la classe majoritaire et des probabilités d'appartenance de neige de 30%, 40% et 50% sont les scénarios les plus optimaux sur la région du Québec-et-Labrador : les TSG et les k demeurent relativement constants et l'algorithme AVHRR TAIR+BLF est en omission sur la neige.

7.3.6 Analyse de la robustesse des algorithmes AVHRR TAIR

Une analyse de la robustesse a été réalisée sur les algorithmes AVHRR TAIR afin de déterminer leur stabilité de classification sur plusieurs échantillonnages aléatoires. Cette analyse consiste à réaliser 1000 calibrations de l'algorithme AVHRR TAIR à partir de 40% des échantillons de pixels de neige de calibration et de calculer la matrice de confusion, notamment le coefficient kappa qui est une mesure de la qualité de la classification indépendamment de l'échantillonnage pour ces 1000 calibrations. Le processus a été appliqué sur toutes les versions développées de l'algorithme AVHRR TAIR, c'est-à-dire AVHRR TAIR (la version originale), AVHRR TAIR+B, AVHRR TAIR+LF et AVHRR TAIR+BLF.

La Figure 7-11 illustre les histogrammes de fréquence obtenus pour les 1000 simulations aléatoires du coefficient kappa pour les algorithmes AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF respectivement. Il est possible d'avoir une vue d'ensemble des différences de distribution du coefficient kappa qui existent entre les diverses méthodologies développée dans le cadre de cette thèse à l'aide de ces histogrammes. La logique floue contribue à accroître le pic central de la distribution alors que le *boosting* contribue à induire une asymétrie dans la distribution du coefficient kappa.

Les paramètres de la distribution du coefficient kappa de l'algorithme AVHRR TAIR sont $\mu=0,7453$ et $\sigma=0,0079$ et ceux de l'algorithme AVHRR TAIR+B sont $\mu=0,7819$ et $\sigma=0,0105$ (Tableau 7-4). La distribution du coefficient kappa des algorithmes AVHRR TAIR et AVHRR TAIR+B s'apparente à une distribution normale. Il est possible de constater la présence d'une asymétrie vers les plus fortes valeurs de kappa pour l'algorithme AVHRR TAIR+B. Un test-t unilatéral de comparaison de deux moyennes a été réalisé. Les hypothèses statistiques à vérifier sont :

- $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ (les moyennes des distributions sont égales)
- $H_1 : \mu_1 < \mu_2$ (la moyenne de la distribution 1 est inférieure à la moyenne de la distribution 2)

Le test-t assume des variances inconnues et inégales. La statistique-t est -88,2265 (Tableau 7-5). L'hypothèse nulle H_0 doit être rejetée et l'hypothèse alternative H_1 acceptée. Ceci implique que la moyenne de la distribution des kappas de l'algorithme AVHRR TAIR est statistiquement inférieure à la moyenne de la distribution des kappas de l'algorithme AVHRR TAIR+B. Il est possible de conclure que l'approche de *boosting* améliore significativement la robustesse de la classification de la neige et de la non-neige par rapport à sa version originale.

Par ailleurs, une comparaison des moyennes de la distribution des kappa des algorithmes AVHRR TAIR+LF et AVHRR TAIR+BLF a été aussi réalisée afin de confirmer la présence d'une différence significative par l'approche de *boosting* combinée à la logique floue. Les paramètres de la distribution du coefficient kappa de l'algorithme AVHRR TAIR+LF sont $\mu=0,7722$ et $\sigma=0,0054$ et ceux de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF sont $\mu=0,7895$ et $\sigma=0,0083$ (Tableau 7-4). La statistique-t est $-55,3617$ (Tableau 7-5). L'hypothèse nulle H_0 doit être rejetée et l'hypothèse alternative H_1 acceptée. Ceci implique que la moyenne de la distribution des kappas de AVHRR TAIR+LF est statistiquement inférieure à la moyenne de la distribution des kappas de AVHRR TAIR+BLF. Il est possible de conclure que l'approche de *boosting* combinée à l'approche de logique floue améliore significativement la robustesse de la classification de la neige et de la non-neige par rapport à une approche utilisant seulement la logique floue.

Les test-t (Tableau 7-5) indiquent une différence statistiquement significative de la distribution du coefficient kappa pour les comparaisons d'algorithmes suivantes :

- $\mu_{TAIR} < \mu_{TAIR+LF}$
- $\mu_{TAIR} < \mu_{TAIR+B}$
- $\mu_{TAIR} < \mu_{TAIR+BLF}$
- $\mu_{TAIR+LF} < \mu_{TAIR+B}$
- $\mu_{TAIR+LF} < \mu_{TAIR+BLF}$
- $\mu_{TAIR+B} < \mu_{TAIR+BLF}$

Ainsi, la simulation de la distribution des coefficients kappas pour les différentes méthodologies d'AVHRR TAIR confirment que nos résultats de validation ne sont pas le fruit du hasard et que l'approche de *boosting* ajoute effectivement de la robustesse à la classification de la neige et de la non-neige par les algorithmes AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF en raison des coefficients kappa plus élevés.

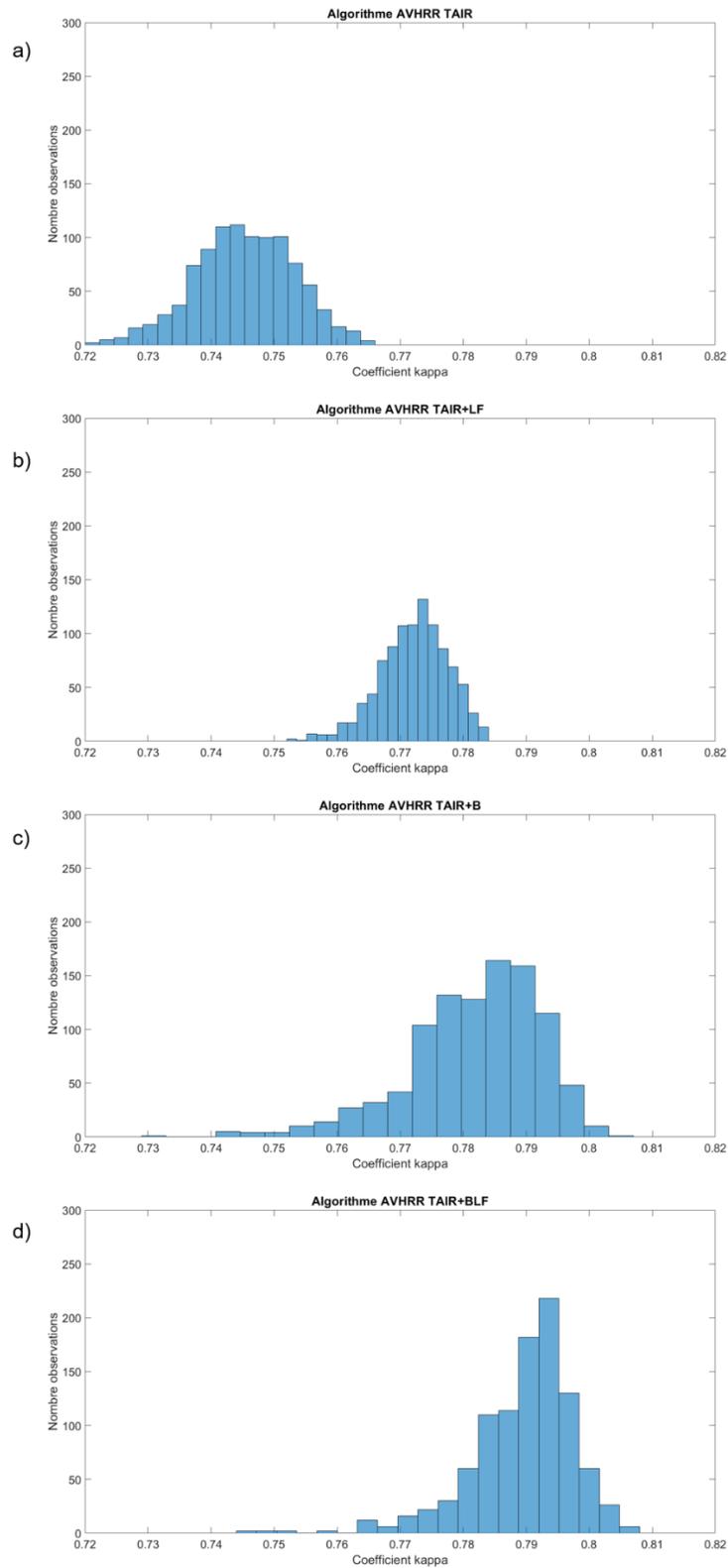


Figure 7-11. Histogramme de fréquences des coefficients kappa calculés pour les algorithmes (a) AVHRR TAIR, (b) AVHRR TAIR+LF, (c) AVHRR TAIR+B et (d) AVHRR TAIR+BLF.

Tableau 7-4. Moyenne (μ) et écart-type (σ) de la distribution du coefficient kappa calculés pour les algorithmes AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF.

Algorithme	Moyenne (μ)	Écart-type (σ)
AVHRR TAIR	0,7453	0,0079
AVHRR TAIR+LF	0,7722	0,0054
AVHRR TAIR+B	0,7819	0,0105
AVHRR TAIR+BLF	0,7895	0,0083

Tableau 7-5. Résultats des tests-t unilatéraux de comparaison de moyenne de la distribution des coefficients kappa pour les algorithmes AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF pour plusieurs combinaisons d'algorithmes

Hypothèses	Distributions comparées	Statistique-t	df	sd ₁	sd ₂	H
H ₀ : $\mu_1 = \mu_2$ H ₁ : $\mu_1 < \mu_2$	μ_1 : TAIR μ_2 : TAIR+LF	-88,8133	1770,5902	0,0079	0,0054	1
H ₀ : $\mu_1 = \mu_2$ H ₁ : $\mu_1 < \mu_2$	μ_1 : TAIR μ_2 : TAIR+B	-88,2265	1856,1319	0,0079	0,0105	1
H ₀ : $\mu_1 = \mu_2$ H ₁ : $\mu_1 < \mu_2$	μ_1 : TAIR μ_2 : TAIR+BLF	-122,1855	1992,9431	0,0079	0,0083	1
H ₀ : $\mu_1 = \mu_2$ H ₁ : $\mu_1 < \mu_2$	μ_1 : TAIR+LF μ_2 : TAIR+B	-26,0235	1498,1561	0,0054	0,0105	1
H ₀ : $\mu_1 = \mu_2$ H ₁ : $\mu_1 < \mu_2$	μ_1 : TAIR+LF μ_2 : TAIR+BLF	-55,3617	1720,6233	0,0054	0,0083	1
H ₀ : $\mu_1 = \mu_2$ H ₁ : $\mu_1 < \mu_2$	μ_1 : TAIR+B μ_2 : TAIR+BLF	-18,0827	1898,2091	0,0105	0,0083	1

Interprétation de la valeur H : Si H=0, le test n'indique pas le rejet de l'hypothèse nulle H₀. Si H=1, le test indique le rejet de l'hypothèse nulle H₀ et l'acceptation de l'hypothèse alternative H₁.

7.4 Discussion

Les résultats obtenus pour les algorithmes AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combinés à une approche de boosting avec ou sans logique floue (AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF) ont indiqué plusieurs points.

Ainsi, pour chaque catégorie de l'occupation du sol, les échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des seuils et les seuils empiriques résultants ont révélé la présence de fortes similitudes au niveau de leur forme entre les trois classificateurs de l'ensemble, et ce pour les algorithmes AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF. Elle suggère un certain manque de diversité dans les données d'apprentissage et les classificateurs générés par l'approche séquentielle de calibration. La structure de l'algorithme peut jouer un rôle sur celle-ci. Il a été rapporté par Du *et al.* (2012) que les résultats de la classification à combiner doivent être diversifiés. Si les résultats de classification sont identiques ou similaires, leur combinaison n'améliora pas la précision.

L'analyse comparative de validation des algorithmes AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B et AVHRR TAIR+BLF a indiqué trois scénarios possibles en ce qui concerne le niveau de performance de l'application de l'approche de boosting sur l'algorithme AVHRR TAIR :

- Cas #1 : une amélioration au niveau du TSG et/ou du k ;
- Cas #2 : un maintien au niveau du TSG et/ou du k ;
- Cas #3 : une dégradation au niveau du TSG et/ou du k ;

Les catégories de l'occupation du sol appartenant au cas #1 sont la forêt de feuillus, la toundra et les sols nus et l'urbain et bâti. Les catégories de l'occupation du sol appartenant au cas #2 sont la forêt de conifères et les brûlis. Les catégories de l'occupation du sol appartenant au cas #3 sont la forêt mixte, les terres humides et l'agriculture.

Ces résultats sont intéressants dans la mesure où aucune occupation du sol n'est pas avantagée par rapport aux autres sur la base de la nature de leur couverture végétale ou de la densité de végétation. Par exemple, pour les occupations du sol forestières, c'est-à-dire la forêt de conifères, la forêt de feuillus et la forêt mixte, ces catégories se caractérisent par une composition d'arbres feuillus et/ou de conifères ainsi qu'une densité de végétation intermédiaire à forte et pourtant, elles se retrouvent parmi les trois scénarios possibles : c'est-à-dire amélioration (cas #1), maintien (cas #2) ou dégradation (cas #3) de la performance de classification. Il semblerait que l'approche de boosting ne peut garantir une amélioration de la performance de la classification de la présence de neige pour les milieux forestiers. Un constat similaire s'applique aux milieux ouverts que sont la toundra et les sols nus, l'agriculture et l'urbain et bâti. Il semblerait que l'approche de boosting

ne peut garantir une amélioration de la performance de la classification de la présence de neige pour les milieux ouverts et semi-ouverts. Ainsi, ces constats confirment en quelque sorte que la détection de la neige selon l'occupation du sol obéit au théorème du *no-free lunch* tel qu'annoncé par Polikar (2006).

En ce qui concerne l'agriculture, il était attendu que la performance de l'algorithme AVHRR TAIR se dégrade étant donné que certains échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration possèdent une part de commission (surestimation) : ainsi, certains échantillons de pixels de neige de calibration considérés enneigés, et plus particulièrement ceux qui ont une faible épaisseur de neige au sol ou une faible fraction sous-pixel de neige, auraient dû être considérés comme non-enneigés. La présence connue de ces pixels dans le jeu de données de calibration a eu pour effet d'introduire de l'erreur dans l'approche de boosting et de dégrader la performance de l'algorithme AVHRR TAIR+B par rapport à sa version originale AVHRR TAIR.

Au niveau de l'aspect pratique, la procédure de classification des images à l'aide des algorithmes AVHRR TAIR+B et TAIR+BLF nécessite des manipulations de données supplémentaires. Ainsi, il a été décidé de programmer les procédures de classification AVHRR TAIR+B et TAIR+BLF dans le logiciel MATLAB alors que la série historique d'images quotidiennes AVHRR est en format *.pix de GEOMATICA. Ce qui a fait en sorte que chaque date AVHRR à classer et à valider a dû être importée dans un fichier géospatial lisible par MATLAB. La procédure de classification de *boosting* nécessite environ 8h de traitement par image AVHRR vs 2-3 images par minute pour la procédure de classification AVHRR TAIR avec le module EASI de GEOMATICA. Le traitement des images AVHRR a été effectué à l'aide d'un traitement en parallèle, ce qui permet de traiter jusqu'à quatre (4) images AVHRR à la fois sur un ordinateur de bureau équipé d'un processeur CORE i7 et 16Go de mémoire vive. Le temps consacré à la classification des 77 images AVHRR de validation a pris approximativement 154h par algorithme de *boosting*. La procédure de classification de *boosting* telle que programmée par la candidate n'est pas la plus optimale en termes de durée de traitement et nécessite d'être optimisée. La subdivision d'une image AVHRR en 4, 16, 64, etc. sous-images est une méthode d'allocation de mémoire qui peut certainement réduire la durée de traitement par rapport à une image complète.

7.5 Sommaire

Le chapitre 7 avait pour objectif le développement et la validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting* (AVHRR TAIR+B) et combiné aux approches de *boosting* et de logique floue (AVHRR TAIR+BLF) pour la cartographie quotidienne du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. L'approche de *boosting* vise à améliorer la robustesse des résultats de classification alors que la logique consiste à introduire un facteur de probabilité d'appartenance à une classe ou à une autre afin de prendre en compte l'incertitude qui existe sur les seuils empiriques.

L'analyse comparative de validation a confirmé un taux de succès global de classification (TSG) et un coefficient kappa (k) de 0,92 et 0,79 pour le produit de neige AVHRR TAIR, de 0,91 et 0,78 pour le produit de neige AVHRR TAIR+B et de 0,91 et 0,79 pour le produit de neige AVHRR TAIR+BLF sur la région du Québec-et-Labrador. L'analyse comparative de validation détaillée par catégories de l'occupation du sol et sur la région du Québec-et-Labrador confirme que l'approche de *boosting* (TAIR+B et TAIR+BLF) permet de maintenir la performance de l'algorithme AVHRR TAIR. Les produits de neige ont été classés selon l'ordre suivant : MODIS (TSG=0,93 et $k=0,82$), AVHRR TAIR (TSG=0,92 et $k=0,79$), AVHRR TAIR+B (TSG=0,91 et $k=0,78$) et AVHRR TAIR+BLF (TSG=0,90 et $k=0,79$). Il est possible de conclure que les différents produits de neige sont de performance similaire pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador avec un léger avantage pour MODIS. Par ailleurs, l'analyse de la robustesse de chaque algorithme AVHRR TAIR (TAIR, TAIR+LF, TAIR+B et TAIR+BLF) indique la présence d'une amélioration statistiquement significative (c'est-à-dire vérifiée par un test-t de comparaison de deux moyennes) du coefficient kappa pour chaque méthodologie développée pour l'algorithme AVHRR TAIR.

--- Page vide ---

8. Conclusion générale

L'objectif de ce projet de recherche était le développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à partir des données satellitaires de télédétection optique. Cet objectif se décline en quatre sous-objectifs :

- (1) Développer un algorithme de classification à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour la cartographie quotidienne de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données satellitaires du capteur optique et infrarouge thermique NOAA-AVHRR.
- (2) Faire une analyse comparative de validation entre l'algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol et les meilleurs produits opérationnels de neige disponibles pour la région d'étude.
- (3) D'adapter l'algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol à une approche de logique floue.
- (4) D'adapter l'algorithme de classification AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol à une approche d'estimation d'ensemble.

Les sous-objectifs de recherche ont été vérifiés et atteints.

Voici les principaux points à retenir pour chacun des sous-objectifs.

Le changement de structure des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol (AVHRR TAIR), qui consistait à substituer le jour julien par la température de l'air et l'occupation du sol comme variable explicative, permet d'obtenir une précision accrue de classification en ce qui concerne la détection et la cartographie quotidienne de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier sur la région du Québec-et-Labrador. Les seuils de détection sont en mesure de saisir les particularités spectrales et thermiques du couvert nival saisonnier propres à chaque occupation du sol de la région du Québec-et-Labrador. Il s'agit là de la principale contribution apportée par la thèse.

L'inclusion de variables auxiliaires ou externes telles que la température de l'air et l'occupation du sol dans l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs permet d'identifier et de corriger une partie de la source des erreurs d'omission et/ou de commission qui peuvent être constatées au moment de développer un produit satellitaire pour la cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier. De telles variables sont utilisées dans les produits opérationnels de neige pour corriger

et/ou minimiser l'occurrence de ces erreurs. Par exemple, dans la collection 6 du produit de neige de MODIS, de nouveaux critères en fonction de l'élévation ont été introduits pour réduire les erreurs de commission (surestimation) de neige.

La validation à l'aide d'observations de neige au sol ou d'images satellitaires de haute résolution spatiale est une étape de routine dans le développement d'un produit satellitaire de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier. L'originalité de la recherche ne repose pas sur la méthodologie de validation en tant que telle mais plutôt sur l'analyse comparative de validation des principaux produits opérationnels de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador et par l'utilisation d'un nombre considérable d'images de validation. Ainsi, l'analyse comparative de validation a permis d'établir un portrait de la performance des produits opérationnels de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador, ce qui représente de l'information cruciale pour les études portant sur le suivi de la cryosphère pour cette région en particulier. Aussi, le nombre considérable d'images de validation procure de la confiance sur les résultats obtenus et les conclusions qui en découlent. L'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol est de performance presque similaire au produit opérationnel de neige MODIS. Il s'agit de l'une des belles réalisations apportées par la thèse.

Le capteur MODIS est reconnu pour être plus performant en raison de sa résolution spectrale plus fine dans le visible qui permet une meilleure discrimination de la neige et de sa résolution spatiale à 500 m qui permet d'obtenir une cartographie plus détaillée de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier en comparaison au capteur AVHRR (1 km de résolution spatiale). Malgré ses résolutions spectrale et spatiale plus grossières, il est possible d'obtenir d'aussi bonnes performances que le capteur MODIS grâce au canal spectral de l'infrarouge moyen du capteur AVHRR non disponible sur MODIS. Le principal avantage du capteur AVHRR est la durée de sa couverture temporelle qui remonte au début des années 1980 (notre série historique débute à partir de 1988). Ainsi, le suivi quotidien de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier à l'aide du capteur AVHRR de la NOAA permet d'obtenir des séries historiques quotidiennes plus longues (1980 à 2023 = 43 années d'archives) que celles obtenues par le capteur MODIS (2000 à 2023 = 23 années d'archives), ce qui représente 20 années supplémentaires de suivi. De longues séries historiques quotidiennes sont nécessaires pour les études de changements climatiques.

L'adaptation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol aux méthodes de logique floue et aux méthodes d'ensemble (avec ou sans logique floue) a permis d'inclure de l'information additionnelle à la cartographie d'origine. La première approche permet une modélisation sous-pixel du degré d'appartenance d'un pixel AVHRR à classifier aux catégories de surfaces neige, non-neige et nuage. La seconde approche permet une amélioration de la robustesse de la cartographie. La contribution de la logique floue est la flexibilité qu'elle offre au niveau de la représentation et de l'interprétation des résultats, où l'utilisateur peut choisir son seuil de probabilité d'appartenance en fonction de la précision qu'il souhaite avoir. L'analyse de la robustesse des algorithmes AVHRR a démontré la présence d'une amélioration statistiquement significative du coefficient (par des tests de comparaison de moyennes) d'une approche à l'autre. Or, ces méthodes n'ont pas permis d'apporter un gain de performance aussi substantiel que celui qui a été observé pour l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol compte tenu du coût élevé de temps de calcul.

Les chapitres de thèse portant sur le développement et la validation des stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier, c'est-à-dire les chapitres 4, 5, 6 et 7, feront l'objet de trois articles scientifiques distincts.

Au cours des prochaines années, il est prévu d'étendre la série historique quotidienne des images AVHRR à la période 2014 à 2023, d'étendre le jeu de données d'images de validation à la période 1988 à 2023, d'explorer les méthodes de filtrage spatial et/ou temporel pour réduire la présence des nuages sur les images AVHRR, d'explorer la possibilité d'y inclure des données d'élévation pour la réduction des erreurs de classification sur la neige, de valider l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol à la période d'établissement du couvert nival saisonnier à l'automne et de le comparer aux meilleurs produits opérationnels de neige pour cette période de l'année (ces deux aspects n'ont pas été abordés dans la présente thèse).

La principale retombée de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour les usagers de l'atlas régional de neige est son implantation dans l'atlas pour y effectuer une mise à jour de la climatologie de la neige de la région du Québec-et-Labrador (Est du Canada). Cette mise à jour permettrait de calculer les probabilités historiques du jour probable d'établissement et de fonte du couvert nival saisonnier sur le territoire du Québec-et-Labrador, d'estimer la durée de la période d'enneigement et la détection de changements dans un contexte de changements climatiques. Il y a quelques années l'organisme Nature-Québec a démontré un intérêt pour l'atlas de neige pour les questions concernant la préservation d'espèces menacées, telles que le caribou forestier (*Rangifer tarandus caribou*) et le carcajou (*Gulo gulo*)

(www.naturequebec.org). Cet organisme souhaite notamment 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 saisonnier afin d'identifier des secteurs propices à la réintroduction de cette espèce. Ces sites doivent être choisis en fonction d'un facteur spécifique en particulier, c'est-à-dire que la neige doit être encore présente à la date du 15 mai pour assurer la survie en tanière des bébés carcajous. L'atlas régional de neige constitue donc un outil complémentaire pour soutenir leurs efforts sur la conservation des habitats.

9. Références bibliographiques

- Ackerman SA, Frey RA, Strabala KI, Liu Y, Gumley LE, Baum BA, Menzel WP (2010) *Discriminating clear-sky from cloud with MODIS Algorithm Theoretical Basis Document (MOD35)*. http://modis-atmos.gsfc.nasa.gov/reference_atbd.html
- Ackerman SA, Strabala KI, Menzel WP, Frey RA, Moeller CC, Gumley LE (1998) Discriminating clear sky from clouds with MODIS. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* 103(D24):32141-32157.
- Akyürek Z, Hall DK, Riggs GA, Sensoy A (2010) Evaluating the utility of the ANSA blended snow cover product in the mountains of eastern Turkey. *International Journal of Remote Sensing* 31(14):3727-3744.
- Allen RC, Durkee PA, Wash CH (1990) Snow cloud discrimination with multispectral satellite measurements. *Journal of Applied Meteorology* 29(10):994-1004.
- Amani M, Salehi B, Mahdavi S, Granger JE, Brisco B, Hanson A (2017) Wetland Classification Using Multi-Source and Multi-Temporal Optical Remote Sensing Data in Newfoundland and Labrador, Canada. *Canadian Journal of Remote Sensing* 10.1080/07038992.2017.1346468:1-14.
- AMAP (2017) *Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) 2017*. Arctic Monitoring and Assessment Programme (AMAP), Oslo, Norway. 269 p
- 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.
- Aoki T, Motoyoshi H, Kodama Y, Yasunari TJ, Sugiura K (2007) Variations of the snow physical parameters and their effects on albedo in Sapporo, Japan. *Annals of Glaciology* 46:375-381.
- Appel F & Bach H (2003) Near-real-time derivation of snow cover maps for hydrological modeling using operational remote sensing data. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 2814-2816.
- Appel F, Bach H, Loew A, Ludwig R, Mauser W, Schulz W (2005) Operational monitoring of the snow cover dynamics in Southern Germany capabilities of optical and microwave remote sensing for improved flood forecast. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 1955-1958.
- 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.
- Armstrong RL, Chang A, Rango A, Josberger E (1993) Snow depths and grain-size relationships with relevance for passive microwave studies. *Annals of Glaciology* 17:171-176.
- Ault TW, Czajkowski KP, Benko T, Coss J, Struble J, Spongberg A, Templin M, Gross C (2006) Validation of the MODIS snow product and cloud mask using student and NWS cooperative station observations in the Lower Great Lakes Region. *Remote Sensing of Environment* 105(4):341-353.

- Badreddine SF (2013) *Étude de la variabilité spatio-temporelle du couvert nival à l'Est du Canada (Québec et Labrador)*. Institut National Agronomique de Tunisie, Carthage. 56 p
- Bamzai AS (2003) Relationship between snow cover variability and arctic oscillation index on a hierarchy of time scales. *International Journal of Climatology* 23(2):131-142.
- Bauer E & Kohavi R (1998) An empirical comparison of voting classification algorithms: Bagging, boosting, and variants. *Machine Learning* :1-38.
- Baum BA, Tovinkere V, Titlow J, Welch RM (1997) Automated cloud classification of global AVHRR data using a fuzzy logic approach. *Journal of Applied Meteorology* 36(11):1519-1540.
- 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.
- Belgiu M & Drăgu L (2016) Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 114:24-31.
- Benediktsson JA, Chanussot J, Fauvel M (2007) Multiple classifier systems in remote sensing: from basics to recent developments. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Vol 4472 LNCS. p 501-512.
- Beniston M, Farinotti D, Stoffel M, Andreassen LM, Coppola E, Eckert N, Fantini A, Giacomoni F, Hauck C, Huss M, Huwald H, Lehning M, López-Moreno JI, Magnusson J, Marty C, Morán-Tejeda E, Morin S, Naaim M, Provenzale A, Rabatel A, Six D, Stötter J, Strasser U, Terzago S, Vincent C (2018) The European mountain cryosphere: A review of its current state, trends, and future challenges. *Cryosphere* 12(2):759-794.
- Bergeron J, Royer A, Turcotte R, Roy A (2013) Snow cover estimation using blended MODIS and AMSR-E data for improved watershed-scale spring streamflow simulation in Quebec, Canada. *Hydrological Processes* 10.1002/hyp.10123.
- Bevington AR, Gleason HE, Ford VN, Floyd WC, Griesbauer HP (2019) Regional influence of ocean-atmosphere teleconnections on the timing and duration of MODIS-derived snow cover in British Columbia, Canada. *Cryosphere* 13(10):2693-2712.
- Bippus G, Nagler T, Ripper E, Fernandes R, Metsämäki S (2015a) *Methods and Protocols for Intercomparing and Validating Snow Extent and Snow Water Equivalent products - FINAL - Deliverable D7 Snow Extent*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 50 p
- Bippus G, Ripper E, Nagler T, Fernandes R, Metsämäki S (2015b) *Methods and Protocols for Intercomparing and Validating Snow Extent and Snow Water Equivalent products - FINAL - Deliverable D7 Snow Extent - Appendix*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 25 p
- 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.
- Bonn F, Rochon G, Calòz R, Collet C, Dubois J-MM, Provencher L (1992) *Précis de télédétection*. Presses de l'Université du Québec, Sainte-Foy, Canada
- Bormann KJ, McCabe MF, Evans JP (2012) Satellite based observations for seasonal snow cover detection and characterisation in Australia. *Remote Sensing of Environment* 123:57-71.
- Breiman L (1996) Bagging predictors. *Machine Learning* 24(2):123-140.

- Breiman L (2001) Random Forests. *Machine Learning* 45:5-32.
- Briem GJ, Benediktsson JA, Sveinsson JR (2002) Multiple classifiers applied to multisource remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40(10):2291-2299.
- Brown R, Vikhamar Schuler D, Bulygina O, Derksen C, Luoju K, Mudryk L, Wang L, Yang D (2017) Chapter 3. Arctic terrestrial snow cover. *Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) 2017*, Arctic Monitoring and Assessment Programme (AMAP), Oslo, Norway. p 25-64.
- Brown RD (2000) Northern Hemisphere snow cover variability and change, 1915-97. *Journal of Climate* 13(13):2339-2355.
- Brown RD (2010) Analysis of snow cover variability and change in Québec, 1948-2005. *Hydrological Processes* 10.1002/hyp.7565.
- Brown RD & 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, Derksen C, Wang L (2007) Assessment of spring snow cover duration variability over northern Canada from satellite datasets. *Remote Sensing of Environment* 111(2-3):367-381.
- Brown RD, Fang B, Mudryk L (2019) Update of Canadian Historical Snow Survey Data and Analysis of Snow Water Equivalent Trends, 1967–2016. *Atmosphere - Ocean* 57(2):149-156.
- Bussièrès N, De Sève D, Walker AE (2002) Evaluation of MODIS snow cover products over Canadian regions. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. 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.
- Chelamallu HP, Venkataraman G, Murti MVR (2013) Accuracy assessment of MODIS/Terra snow cover product for parts of Indian Himalayas. *Geocarto International*.
- Chen C, Lakhankar T, Romanov P, Helfrich S, Powell A, Khanbilvardi R (2012) Validation of NOAA-Interactive Multisensor Snow and Ice Mapping System (IMS) by Comparison with Ground-Based Measurements over Continental United States. *Remote Sensing* 4(5):1134-1145.
- Chen X, Jiang L, Yang J, Pan J (2014) Validation of ice mapping system snow cover over southern China based on Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus imagery. *Journal of Applied Remote Sensing* 8(1).
- 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*. Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique Eau Terre 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 Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 747-750.
- Chokmani K, Bernier M, Royer A (2013) A merging algorithm for regional snow mapping over eastern Canada from AVHRR and SSM/I data. *Remote Sensing* 5(11):5463-5487.

- Chokmani K, Bernier M, Slivitzky M (2005) Validation of a method for snow cover extent monitoring over Quebec (Canada) using NOAA-AVHRR data. *EARSeL eProceedings* 4(1):106-118.
- Chokmani K, 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, Wirtensohn M, Bernier M (2010) Validation of the canadian regional climate model (CRCM) snow cover simulations using remote sensing data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. p 2023-2026.
- 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.
- Çiftçi BB, Kuter S, Akyürek Z, Weber GW (2017) Fractional snow cover mapping by artificial neural networks and support vector machines. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. p 179-187.
- Clifford D (2010) Global estimates of snow water equivalent from passive microwave instruments: History, challenges and future developments. *International Journal of Remote Sensing* 31(14):3707-3726.
- Comber A, Fisher P, Brunsdon C, Khmag A (2012) Spatial analysis of remote sensing image classification accuracy. *Remote Sensing of Environment* 127:237-246.
- Congalton RG & Green K (1999) *Assessing the accuracy of remote sensed data: principles and practices*. CRC Press, Boca Raton, USA. 160 p
- Cortés G, Girotto M, Margulis SA (2014) Analysis of sub-pixel snow and ice extent over the extratropical Andes using spectral unmixing of historical Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 141:64-78.
- Cracknell AP (1997) *The Advanced Very High Resolution Radiometer*. CRC Press, Boca Raton, USA. 543 p
- Czyzowska-Wisniewski EH, van Leeuwen WJD, Hirschboeck KK, Marsh SE, Wisniewski WT (2015) Fractional snow cover estimation in complex alpine-forested environments using an artificial neural network. *Remote Sensing of Environment* 156:403-417.
- Darlane AB, Khoramian A, Santi E (2017) Investigating spatiotemporal snow cover variability via cloud-free MODIS snow cover product in Central Alborz Region. *Remote Sensing of Environment* 202:152-165.
- De Sève D, Teasdale M, Perreault L, Vachon F (2014) Assessment of Bayesian Gaussian mixture model for mapping snow cover extent in Quebec Canada. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*.
- De Sève D, Vachon F, Choquette Y (2012) A dynamic algorithm for mapping of snow cover using SSM/I data. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 4875-4878.
- Dedieu JP, Lessard-Fontaine A, Ravazzani G, Cremonese E, Shalpykova G, Beniston M (2014) Shifting mountain snow patterns in a changing climate from remote sensing retrieval. *Science of the Total Environment* 493.
- Dee DP, Uppala SM, Simmons AJ, Berrisford P, Poli P, Kobayashi S, Andrae U, Balmaseda MA, Balsamo G, Bauer P, Bechtold P, Beljaars ACM, van de Berg L, Bidlot J, Bormann N, Delsol C, Dragani R, Fuentes M, Geer AJ, Haimberger L, Healy SB, Hersbach H, Hólm EV, Isaksen L, Kållberg P, Köhler M, Matricardi M, McNally AP, Monge-Sanz BM,

- Morcrette JJ, Park BK, Peubey C, de Rosnay P, TAVOLATO C, Thépaut JN, Vitart F (2011) The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 137(656):553-597.
- Deng J, Huang X, Feng Q, Ma X, Liang T (2015) Toward improved daily cloud-free fractional snow cover mapping with multi-source remote sensing data in China. *Remote Sensing* 7(6):6986-7006.
- Derksen C, Brown R, Mudryk L, Luo J, Vuyovich C (2015) *Methods and Protocols for Intercomparing and Validating Snow Extent and Snow Water Equivalent products - FINAL - Deliverable D7 Snow Water Equivalent*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 31 p
- 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.
- 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.
- Déry SJ & Brown RD (2007) Recent Northern Hemisphere snow cover extent trends and implications for the snow-albedo feedback. *Geophysical Research Letters* 34(22).
- Dietterich TG (2000) An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: bagging, boosting, and randomization. *Machine Learning* 40:139-157.
- Dietz AJ, Conrad C, Kuenzer C, Gesell G, Dech S (2014) Identifying changing snow cover characteristics in central Asia between 1986 and 2014 from remote sensing data. *Remote Sensing* 6(12):12752-12775.
- Dietz AJ, Kuenzer C, Gessner U, Dech S (2012a) Remote sensing of snow - a review of available methods. *International Journal of Remote Sensing* 33(13):4094-4134.
- Dietz AJ, Wohner C, Kuenzer C (2012b) European Snow Cover Characteristics between 2000 and 2011 Derived from Improved MODIS Daily Snow Cover Products. *Remote Sensing* 4(b8):2432-2454.
- Dobrevá ID & Klein AG (2011) Fractional snow cover mapping through artificial neural network analysis of MODIS surface reflectance. *Remote Sensing of Environment* 115(12):3355-3366.
- Dong C (2018) Remote sensing, hydrological modeling and in situ observations in snow cover research: A review. *Journal of Hydrology* 561:573-583.
- Dong C & Menzel L (2016a) Improving the accuracy of MODIS 8-day snow products with in situ temperature and precipitation data. *Journal of Hydrology* 534:466-477.
- Dong C & Menzel L (2016b) Producing cloud-free MODIS snow cover products with conditional probability interpolation and meteorological data. *Remote Sensing of Environment* 186:439-451.
- 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.

- Du P, Samat A, Waske B, Liu S, Li Z (2015) Random Forest and Rotation Forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 105:38-53.
- Du P, Xia J, Zhang W, Tan K, Liu Y, Liu S (2012) Multiple classifier system for remote sensing image classification: A review. *Sensors* 12(4):4764-4792.
- Dumont M & Gascoin S (2016) Optical remote sensing of snow cover. *Land Surface Remote Sensing in Continental Hydrology*, 10.1016/B978-1-78548-104-8.50004-8. p 115-137.
- Dye DG (2002) Variability and trends in the annual snow-cover cycle in Northern Hemisphere land areas, 1972-2000. *Hydrological Processes* 16(15):3065-3077.
- Eisavi V, Homayouni S, Yazdi AM, Alimohammadi A (2015) Land cover mapping based on random forest classification of multitemporal spectral and thermal images. *Environmental Monitoring and Assessment* 187(5):1-14.
- Estilow TW, Young AH, Robinson DA (2015) A long-term Northern Hemisphere snow cover extent data record for climate studies and monitoring. *Earth System Science Data* 7(1):137-142.
- 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.
- Fernandes R, Metsämäki S, Bippus G (2014) *Snow Extent Validation Protocol - Deliverable D4. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise*. 55 p
- Fernandes R & Zhao H (2008) Mapping Daily Snow Cover Extent over Land Surfaces using NOAA AVHRR Imagery. *EARSel eProceedings* :1-8.
- Fierz C, Armstrong RL, Durand Y, Etchevers P, Greene E, McClung DM, Nishimura K, Satyawali PK, Sokratov SA (2009) *The International Classification for seasonal snow on the ground*. HP-VII Technical Document in Hydrology No. 83, IACS Contribution No. 1, UNESCO Working Series SC-2009/WS/15, UNESCO-IHP, Paris
- Foppa N & Seiz G (2012) Inter-annual variations of snow days over Switzerland from 2000-2010 derived from MODIS satellite data. *Cryosphere* 6(2):331-342.
- Foppa N, Wunderle S, Hauser A, Oesch D, Kuchen F (2004) Operational sub-pixel snow mapping over the Alps with NOAA AVHRR data. *Annals of Glaciology* 38:245-252.
- Foster JL, Chang ATC, Hall DK, Rango A (1991) Derivation of snow water equivalent in boreal forests using microwave radiometry. *Arctic* 44(Suppl. 1):147-152.
- 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.
- Frei A & Lee S (2010) A comparison of optical-band based snow extent products during spring over North America. *Remote Sensing of Environment* 114(9):1940-1948.
- 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.
- Gafurov A & Bárdossy A (2009) Cloud removal methodology from MODIS snow cover product. *Hydrology and Earth System Sciences* 13(7):1361-1373.

- Gafurov A, Lüdtke S, Unger-Shayesteh K, Vorogushyn S, Schöne T, Schmidt S, Kalashnikova O, Merz B (2016) MODSNOW-Tool: an operational tool for daily snow cover monitoring using MODIS data. *Environmental Earth Sciences* 75(14).
- Gafurov A, Vorogushyn S, Farinotti D, Duethmann D, Merkushkin A, Merz B (2015) Snow-cover reconstruction methodology for mountainous regions based on historic in situ observations and recent remote sensing data. *The Cryosphere* 9(2):451-463.
- Gan TY, Barry RG, Gizaw M, Gobena A, Balaji R (2013) Changes in North American snowpacks for 1979-2007 detected from the snow water equivalent data of SMMR and SSM/I passive microwave and related climatic factors. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* 118(14):7682-7697.
- 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.
- Gascoin S, Dumont ZB, Deschamps-Berger C, Marti F, Salgues G, López-Moreno JI, Revuelto J, Michon T, Schattan P, Hagolle O (2020) Estimating fractional snow cover in open terrain from Sentinel-2 using the normalized difference snow index. *Remote Sensing* 12(18).
- Gascoin S, Hagolle O, Huc M, Jarlan L, Dejoux JF, Szczypta C, Marti R, Sánchez R (2015) A snow cover climatology for the Pyrenees from MODIS snow products. *Hydrology and Earth System Sciences* 19(5):2337-2351.
- 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.
- Ghimire B, Rogan J, Galiano V, Panday P, Neeti N (2012) An evaluation of bagging, boosting, and random forests for land-cover classification in Cape Cod, Massachusetts, USA. *GIScience and Remote Sensing* 49(5):623-643.
- Gignac C (2018) *Développement d'outils d'aide à la décision pour l'étude de la variabilité spatiotemporelle locale et régionale du couvert de glace de la baie d'Hudson : apports de la statistique, de la géomatique et de la télédétection*. Doctorat en sciences de l'eau (Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique Eau Terre Environnement, Québec). 259 p
- Gislason PO, Benediktsson JA, Sveinsson JR (2006) Random forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters* 27(4):294-300.
- 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.
- Goodison BE, Walker AE, Brown RD, Brugman MM, Duguay CR, Flato GM, LeDrew EF (1999) CRYSYS - Use of the Cryospheric System to Monitor Global Change in Canada: Overview and Progress. *Canadian Journal of Remote Sensing* 25(1):3-11.
- Grody NC & Basist AN (1996) Global identification of snowcover using SSM/I measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 34(1):237-249.
- Gupta R & Nanda SJ (2022) Cloud detection in satellite images with classical and deep neural network approach: A review. *Multimedia Tools and Applications* 81(22):31847-31880.
- Hall DK, Foster JL, Salomonson VV, Klein AG, Chien JYL (1998a) Error analysis for global snow-cover mapping in the earth observation system (EOS) era. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 1524-1526.

- Hall DK, Foster JL, Salomonson VV, Klein AG, Chien JYL (2001) Development of a technique to assess snow-cover mapping errors from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39(2):432-438.
- Hall DK, Foster JL, Verbyla DL, Klein AG, Benson CS (1998b) Assessment of snow-cover mapping accuracy in a variety of vegetation-cover densities in central Alaska. *Remote Sensing of Environment* 66(2):129-137.
- Hall DK, Frei A, Déry SJ (2014) Remote sensing of snow extent. *Remote Sensing of the Cryosphere*, 10.1002/9781118368909.ch3. p 31-47.
- Hall DK, Riggs GA, Digirolamo NE, Román MO (2019) Evaluation of MODIS and VIIRS cloud-gap-filled snow-cover products for production of an Earth science data record. *Hydrology and Earth System Sciences* 23(12):5227-5241.
- Hall DK & Riggs GA (2007) Accuracy assessment of the MODIS snow products. *Hydrological Processes* 21(12):1534-1547.
- Hall DK, Riggs GA, Foster JL, Kumar SV (2010) Development and evaluation of a cloud-gap-filled MODIS daily snow-cover product. *Remote Sensing of Environment* 114(3):496-503.
- 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.
- Ham J, Chen Y, Crawford MM, Ghosh J (2005) Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43(3):492-501.
- Hannula HR & Pulliainen J (2019) Spectral reflectance behavior of different boreal snow types. *Journal of Glaciology* 65(254):926-939.
- Hao X, Luo S, Che T, Wang J, Li H, Dai L, Huang X, Feng Q (2019) Accuracy assessment of four cloud-free snow cover products over the Qinghai-Tibetan Plateau. *International Journal of Digital Earth* 12(4):375-393.
- Haq MA, Ghosh A, Rahaman G, Baral P (2019) Artificial neural network-based modeling of snow properties using field data and hyperspectral imagery. *Natural Resource Modeling* 32(4).
- Heidinger AK, Frey R, Pavolonis M (2004) Relative merits of the 1.6 and 3.75 μm channels of the AVHRR/3 for cloud detection. *Canadian Journal of Remote Sensing* 30(2):182-194.
- 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.
- Hori M, Sugiura K, Kobayashi K, Aoki T, Tanikawa T, Kuchiki K, Niwano M, Enomoto H (2017) A 38-year (1978–2015) Northern Hemisphere daily snow cover extent product derived using consistent objective criteria from satellite-borne optical sensors. *Remote Sensing of Environment* 191:402-418.
- Hou J & Huang C (2013) An application of ANN for mountainous snow cover fraction mapping with MODIS and ancillary topographic data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. p 1186-1189.

- Huang X, Deng J, Ma X, Wang Y, Feng Q, Hao X, Liang T (2016) Spatiotemporal dynamics of snow cover based on multi-source remote sensing data in China. *Cryosphere* 10(5):2453-2463.
- Huang X, Liang T, Zhang X, Guo Z (2011) Validation of MODIS snow cover products using LANDSAT and ground measurements during the 2001-2005 snow seasons over northern Xinjiang, China. *International Journal of Remote Sensing* 32(1):133-152.
- Huang Y, Liu H, Yu B, Wu J, Kang EL, Xu M, Wang S, Klein A, Chen Y (2018) Improving MODIS snow products with a HMRF-based spatio-temporal modeling technique in the Upper Rio Grande Basin. *Remote Sensing of Environment* 204:568-582.
- Hughes MJ & Kennedy R (2019) High-quality cloud masking of landsat 8 imagery using convolutional neural networks. *Remote Sensing* 11(21).
- Hüsler F, Jonas T, Riffler M, Musial JP, Wunderle S (2014) A satellite-based snow cover climatology (1985-2011) for the European Alps derived from AVHRR data. *Cryosphere* 8(1):73-90.
- Hutchison KD, Etherton BJ, Topping PC (1997) Validation of automated cloud top phase algorithms: Distinguishing between cirrus clouds and snow in a priori analyses of AVHRR imagery. *Optical Engineering* 36(6):1727-1737.
- IPCC (2021) *Climate Change 2021: The Physical Sciences Basis*. Cambridge University Press, Cambridge, UK. 2409 p
- Jacobs RA, Jordan MJ, Nowlan SJ, Hinton GE (1991) Adaptive mixture of local experts. *Neural Computation* 3:79-87.
- Jafarzadeh H, Mahdianpari M, Gill E, Mohammadimanesh F, Homayouni S (2021) Bagging and boosting ensemble classifiers for classification of multispectral, hyperspectral and polSAR data: A comparative evaluation. *Remote Sensing* 13(21).
- 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.
- Justice CO, Román MO, Csiszar I, Vermote EF, Wolfe RE, Hook SJ, Friedl M, Wang Z, Schaaf CB, Miura T, Tschudi M, Riggs G, Hall DK, Lyapustin AI, Devadiga S, Davidson C, Masuoka EJ (2013) Land and cryosphere products from Suomi NPP VIIRS: Overview and status. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 118(17):9753-9765.
- Kanamitsu M, Ebisuzaki W, Woollen J, Yang SK, Hnilo JJ, Fiorino M, Potter GL (2002) NCEP-DOE AMIP-II reanalysis (R-2). *Bulletin of the American Meteorological Society* 83(11):1631-1643.
- 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.
- Key J & Barry RG (1989) Cloud cover analysis with Arctic AVHRR data 1. Cloud detection. *Journal of Geophysical Research* 94(D15):18521-18535.

- Key J, Mahoney R, Liu Y, Romanov P, Tschudi M, Appel I, Maslanik J, Baldwin D, Wang X, Meade P (2013) Snow and ice products from Suomi NPP VIIRS. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* 118(23):12816-12830.
- 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.
- Kongoli C, Dean CA, Helfrich SR, Ferraro RR (2007) Evaluating the potential of a blended passive microwave-interactive multi-sensor product for improved mapping of snow cover and estimations of snow water equivalent. *Hydrological Processes* 21(12):1597-1607.
- König M, Winther JG, Isaksson E (2001) Measuring Snow and Glacier Ice Properties from Satellite. *Reviews of Geophysics* 39(1):1-27.
- Koskinen J, Metsämäki S, Grandell J, Jänne S, Matikainen L, Hallikainen M (1999) Snow monitoring using radar and optical satellite data. *Remote Sensing of Environment* 69(1):16-29.
- Kotsiantis SB (2014) Bagging and boosting variants for handling classifications problems: A survey. *Knowledge Engineering Review* 29(1):78-100.
- Kriebel KT (1996) Cloud detection using AVHRR data. *Advances in the use of NOAA AVHRR data for land applications* :195-210.
- 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 (2014) *Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms: Second Edition*. 357 p
- Kurvonen L, Pulliainen J, Hallikainen M (1998) Monitoring of boreal forests with multitemporal special sensor microwave imager data. *Radio Science* 33(3):731-744.
- Kuter S (2021) Completing the machine learning saga in fractional snow cover estimation from MODIS Terra reflectance data: Random forests versus support vector regression. *Remote Sensing of Environment* 255.
- Kuter S, Akyürek Z, Weber GW (2016) Estimation of subpixel snow-covered area by nonparametric Regression Splines. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*. p 31-36.
- Kuter S, Bolat K, Akyurek Z (2022) A machine learning-based accuracy enhancement on EUMETSAT H-SAF H35 effective snow-covered area product. *Remote Sensing of Environment* 272.
- 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, Homer C, Ressler R, Pouliot D, Hossain SN, Colditz RR, Olthof I, Giri CP, Victoria A (2011) North American Land-Change Monitoring System *Remote Sensing of Land Use and Land Cover: Principles and Applications*, Giri CP (Édit.) CRC Press, Boca Raton, Florida, USA. p 303-323.

- Latifovic R & Pouliot D (2005) Multitemporal land cover mapping for Canada: Methodology and products. *Canadian Journal of Remote Sensing* 31(5):347-363.
- 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.
- Lee KY & Lin CH (2016) Cloud detection of optical satellite images using support vector machine. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*. p 289-293.
- Li X, Fu W, Shen H, Huang C, Zhang L (2017) Monitoring snow cover variability (2000–2014) in the Hengduan Mountains based on cloud-removed MODIS products with an adaptive spatio-temporal weighted method. *Journal of Hydrology* 551:314-327.
- Li X, Jing Y, Shen H, Zhang L (2019a) The recent developments in cloud removal approaches of MODIS snow cover product. *Hydrology and Earth System Sciences* 23(5):2401-2416.
- Li Y, Chen Y, Li Z (2019b) Developing Daily Cloud-Free Snow Composite Products From MODIS and IMS for the Tianshan Mountains. *Earth and Space Science* 6(2):266-275.
- Li Z, Li J, Menzel WP, Schmit TJ, Ackerman SA (2007) Comparison between current and future environmental satellite imagers on cloud classification using MODIS. *Remote Sensing of Environment* 108(3):311-326.
- Liang T, Huang X, Wu C, Liu X, Li W, Guo Z, Ren J (2008a) An application of MODIS data to snow cover monitoring in a pastoral area: A case study in Northern Xinjiang, China. *Remote Sensing of Environment* 112(4):1514-1526.
- Liang T, Zhang X, Xie H, Wu C, Feng Q, Huang X, Chen Q (2008b) Toward improved daily snow cover mapping with advanced combination of MODIS and AMSR-E measurements. *Remote Sensing of Environment* 112(10):3750-3761.
- Lievens H, Demuzere M, Marshall HP, Reichle RH, Brucker L, Brangers I, de Rosnay P, Dumont M, Giroto M, Immerzeel WW, Jonas T, Kim EJ, Koch I, Marty C, Saloranta T, Schöber J, De Lannoy GJM (2019) Snow depth variability in the Northern Hemisphere mountains observed from space. *Nature Communications* 10(1).
- Liu C, Huang X, Li X, Liang T (2020a) MODIS fractional snow cover mapping using machine learning technology in a mountainous area. *Remote Sensing* 12(6).
- Liu Y, Chen X, Hao JS, Li LH (2020b) Snow cover estimation from MODIS and Sentinel-1 SAR data using machine learning algorithms in the western part of the Tianshan Mountains. *Journal of Mountain Science* 17(4):884-897.
- Lopez-Burgos V, Gupta HV, Clark M (2013) Reducing cloud obscuration of MODIS snow cover area products by combining spatio-temporal techniques with a probability of snow approach. *Hydrology and Earth System Sciences* 17(5):1809-1823.
- Lu D & Weng Q (2007) A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing* 28(5):823-870.
- Luojus K, Pulliainen J, Takala M, Derksen C, Rott H, Nagler T, Solberg R, Wiesmann A, Metsämäki S, Malnes E, Bojkov B (2010) Investigating the feasibility of the GlobSnow snow water equivalent data for climate research purposes. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 4851-4853.

- Luojus K, Pulliainen J, Takala M, Lemmetyinen J, Kangwa M, Smolander T, Derksen C (2013) *Algorithm Theoretical Basis Document – SWE-algorithm (European Space Agency Study Contract Report ESRIN Contract 21703/08/I-EC)*. <http://www.globsnow.info/>
- Marchane A, Jarlan L, Hanich L, Boudhar A, Gascoïn S, Tavernier A, Filali N, Le Page M, Hagolle O, Berjamy B (2015) Assessment of daily MODIS snow cover products to monitor snow cover dynamics over the Moroccan Atlas mountain range. *Remote Sensing of Environment* 160:72-86.
- Masson T, Dumont M, Mura MD, Sirguey P, Gascoïn S, Dedieu JP, Chanussot J (2018) An assessment of existing methodologies to Retrieve Snow Cover Fraction from MODIS Data. *Remote Sensing* 10(4).
- Mattila OP, Metsämäki S, Derksen C, Bippus G, Luojus K, Solberg R (2015) *Description of In-situ Datasets - Deliverable D10*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 35 p
- Maurer EP, Rhoads JD, Dubayah RO, Lettenmaier DP (2003) Evaluation of the snow-covered area data product from MODIS. *Hydrological Processes* 17(1):59-71.
- McIver DK & Friedl MA (2002) Using prior probabilities in decision-tree classification of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 81(2-3):253-261.
- Mesinger F, DiMego G, Kalnay E, Mitchell K, Shafran PC, Ebisuzaki W, Jović D, Woollen J, Rogers E, Berbery EH, Ek MB, Fan Y, Grumbine R, Higgins W, Li H, Lin Y, Manikin G, Parrish D, Shi W (2006) North American Regional Reanalysis. *Bulletin of the American Meteorological Society* 87(3):343-360.
- Metsämäki S, Anttila S, Markus H, Vepsäläinen J (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.
- Metsämäki S, Mattila OP, Pulliainen J, Niemi K, Luojus K, Böttcher K (2012) An optical reflectance model-based method for fractional snow cover mapping applicable to continental scale. *Remote Sensing of Environment* 123:508-521.
- Metsämäki S, Ripper E, Mattila OP, Fernandes R, Bippus G, Luojus K, Nagler T, Bojkov B (2016) Evaluation of Northern Hemisphere Snow Extent products within ESA SnowPEX-project. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. p 5280-5283.
- Metsämäki S, Salminen M, Pulliainen J, Luojus K, Nagler T, Bippus G, Solberg R, Salberg A-B, Du Trier O, Wiesmann A (2014) *Algorithm Theoretical Basis Document – SE-algorithm (European Space Agency Study Contract Report ESRIN Contract 21703/08/I-EC)*. <http://www.globsnow.info/>
- Metsämäki S, Sander R, Nagler T, Solberg R, Wangenstein B, Luojus K, Pulliainen J (2011) *Cloud Detection Algorithm SCDA (European Space Agency Study Contract Report ESRIN ESRIN Contract 21703/08/I-EC)*. <http://www.globsnow.info/>
- Metsämäki S, Vepsäläinen J, Pulliainen J, Sucksdorff Y (2002) Improved linear interpolation method for the estimation of snow-covered area from optical data. *Remote Sensing of Environment* 82(1):64-78.
- Mhawej M, Faour G, Fayad A, Shaban A (2014) Towards an enhanced method to map snow cover areas and derive snow-water equivalent in Lebanon. *Journal of Hydrology* 513:274-282.

- Mialon A, Fily M, Roy A (2005) Seasonal snow cover extent from microwave remote sensing data: comparison with existing ground and satellite based measurements. *EARS&L eProceedings* 4(2):215-225.
- Minitab (2020) <https://blog.minitab.com/fr/quelles-sont-les-differences-entre-intervalles-de-confiance-de-prediction-ou-de-tolerance>).
- Mudryk L, Santolaria-Otín M, Krinner G, Ménégos M, Derksen C, Brutel-Vuilmet C, Brady M, Essery R (2020) Historical Northern Hemisphere snow cover trends and projected changes in the CMIP6 multi-model ensemble. *Cryosphere* 14(7):2495-2514.
- Mudryk LR, Derksen C, Howell S, Laliberté F, Thackeray C, Sospedra-Alfonso R, Vionnet V, Kushner PJ, Brown R (2018) Canadian snow and sea ice: Historical trends and projections. *Cryosphere* 12(4):1157-1176.
- Nagler T, Bippus G, Derksen C, DiGirolamo N, Fernandes R, Hall D, Hori M, Kelly R, Luoju K, Metsämäki S, Mote T, Notarnicola C, Riggs G, Ripper E, Robinson D, Romanov P, Solberg R, Tedesco M, Ventura B, Zhou F (2015) *Review of Algorithms and Products - Deliverable D3*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 152 p
- 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>
- Nolin AW (2010) Recent advances in remote sensing of seasonal snow. *Journal of Glaciology* 56(200):1141-1150.
- Notarnicola C, Duguay M, Moelg N, Schellenberger T, Tetzlaff A, Monsorno R, Costa A, Steurer C, Zebisch M (2013a) Snow Cover Maps from MODIS Images at 250 m Resolution, Part 1: Algorithm Description. *Remote Sensing* 5(1):110-126.
- Notarnicola C, Duguay M, Moelg N, Schellenberger T, Tetzlaff A, Monsorno R, Costa A, Steurer C, Zebisch M (2013b) Snow Cover Maps from MODIS Images at 250 m Resolution, Part 2: Validation. *Remote Sensing* 5(4):1568-1587.
- Nowakowski A (2015) Remote Sensing Data Binary Classification Using Boosting with Simple Classifiers. *Acta Geophysica* 63(5):1447-1462.
- Painter TH, Dozier J, Roberts DA, Davis RE, Green RO (2003) Retrieval of subpixel snow-covered area and grain size from imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment* 85(1):64-77.
- 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.
- Pal M & Mather PM (2003) An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment* 86(4):554-565.
- Pan F & Jiang L (2022) Accuracy Evaluation of Several AVHRR Fractional Snow Cover Retrieval Algorithms in Asia Water Tower Region. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. p 3860-3863.

- Pan F, Jiang L, Zheng Z, Wang G, Cui H, Zhou X, Huang J (2022) Retrieval of Fractional Snow Cover over High Mountain Asia Using 1 km and 5 km AVHRR/2 with Simulated Mid-Infrared Reflective Band. *Remote Sensing* 14(14).
- Parajka J & Blöschl G (2006) Validation of MODIS snow cover images over Austria. *Hydrology and Earth System Sciences* 10(5):679-689.
- Parajka J & Blöschl G (2008) Spatio-temporal combination of MODIS images - Potential for snow cover mapping. *Water Resources Research* 44(3).
- Parajka J, Pepe M, Rampini A, Rossi S, Blöschl G (2010) A regional snow-line method for estimating snow cover from MODIS during cloud cover. *Journal of Hydrology* 381(3-4):203-212.
- Penaloza MA & Welch RM (1996) Feature selection for classification of polar regions using a fuzzy expert system. *Remote Sensing of Environment* 58(1):81-100.
- Pepe M, Boschetti L, Brivio PA, Rampini A (2007) Accuracy benefits of a fuzzy classifier in remote sensing data classification of snow. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*.
- Pepe M, Boschetti L, Brivio PA, Rampini A (2010) Comparing the performance of fuzzy and crisp classifiers on remotely sensed images: A case of snow classification. *International Journal of Remote Sensing* 31(23):6189-6203.
- Peters J, Bolch T, Gafurov A, Prechtel N (2015) Snow Cover Distribution in the Aksu Catchment (Central Tien Shan) 1986-2013 Based on AVHRR and MODIS Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 8(11):5361-5375.
- Polikar R (2006) Ensemble based systems in decision making. *IEEE Circuits and Systems Magazine* 6(3):21-44.
- Poon SKM & Valeo C (2006) Investigation of the MODIS snow mapping algorithm during snowmelt in the northern boreal forest of Canada. *Canadian Journal of Remote Sensing* 32(3):254-267.
- Pouliot D, Latifovic R, Zabcic N, Guindon L, Olthof I (2014) Development and assessment of a 250-m spatial resolution MODIS annual land cover time series (2000–2011) for the forest region of Canada derived from change-based updating. *Remote Sensing of Environment* 140:731-743.
- Pulliainen J (2006) Mapping of snow water equivalent and snow depth in boreal and sub-arctic zones by assimilating space-borne microwave radiometer data and ground-based observations. *Remote Sensing of Environment* 101(2):257-269.
- Pulliainen JT & Grandeil J (1999) HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37(3):1378-1390.
- Ramsay BH (1998) The interactive multisensor snow and ice mapping system. *Hydrological Processes* 12(10-11):1537-1546.
- Ramsay BH (2000) Prospects for the Interactive Multisensor Snow and Ice Mapping System (IMS). *57th Eastern Snow Conference*. (Syracuse, USA).
- Rees WG (2006) *Remote Sensing of Snow and Ice*. CRC Press, Boca Raton, USA
- Riggs GA & Hall DK (2015) *MODIS Snow products user guide to collection 6*. <https://nsidc.org/sites/nsidc.org/files/files/MODIS-snow-user-guide-C6.pdf>

- Riggs GA, Hall DK, Román MO (2016) *MODIS Snow products user guide to collection 6*. https://modis-snow-ice.gsfc.nasa.gov/uploads/C6_MODIS_Snow_User_Guide.pdf
- Riggs GA, Hall DK, Román MO (2017) Overview of NASA's MODIS and Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) snow-cover Earth System Data Records. *Earth System Science Data* 9(2):765-777.
- Riggs GA, Hall DK, Salomonson VV (1994) A snow index for the Landsat Thematic Mapper and moderate resolution imaging spectroradiometer. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 1942-1944.
- Riggs GA, Hall DK, Salomonson VV (2006) *MODIS Snow products user guide to collection 5*. https://modis-snow-ice.gsfc.nasa.gov/uploads/sug_c5.pdf (Consulté le 09/02/2022)
- Ripper E & Bippus G (2015) *Snow Extent Reference Data Package Description - Deliverable D9*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 33 p
- Ripper E, Bippus G, Nagler T, Metsämäki S, Fernandes R, Crawford CJ, Painter TH, Rittger K (2015) *Guidelines for the Generation of Snow Extent Products from High Resolution Optical Sensors – FINAL - Deliverable D8*. SnowPEX – The Satellite Snow Product Intercomparison and Evaluation Exercise. 36 p
- Rittger K, Painter TH, Dozier J (2013) Assessment of methods for mapping snow cover from MODIS. *Advances in Water Resources* 51:367-380.
- Roberge S (2013) *Développement d'un algorithme satellitaire à seuils évolutifs pour le suivi de l'étendue spatiale du couvert nival adapté aux conditions régionales du Québec et du Labrador et son adaptation à l'estimation d'ensemble*. Mémoire de maîtrise (Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique Eau Terre Environnement, Québec, Canada). 108 p
- 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*. Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique Eau Terre Environnement, Québec, Canada, (R1171). 66 p
- Roberge S, Chokmani K, De Sève D (2014) Application of ensemble-based systems for snow-mapping using NOAA-AVHRR data over Eastern Canada. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 3983-3986.
- Robinson DA & Frei A (2000) Seasonal variability of Northern Hemisphere snow extent using visible satellite data. *Professional Geographer* 52(2):307-315.
- Romanov P (2014) *Global 4-km Multisensor Automated Snow/Ice Map (GMASI) Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD)*. 60 p. <http://www.star.nesdis.noaa.gov/smcd/emb/snow/HTML/snow.htm>
- Romanov P (2016) NOAA NESDIS global multisensor automated satellite-based snow mapping system and products. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*.
- Romanov P (2017) Global Multisensor Automated satellite-based Snow and Ice Mapping System (GMASI) for cryosphere monitoring. *Remote Sensing of Environment* 196:42-55.
- 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.
- Romanov P, Gutman G, Csiszar I (2002) Satellite-derived snow cover maps for North America: Accuracy assessment. *Advances in Space Research* 30(11):2455-2460.

- Romanov P & Tarpley D (2003) Automated monitoring of snow cover over South America using GOES imager data. *International Journal of Remote Sensing* 24(5):1119-1125.
- Romanov P, Tarpley D, Gutman G, Carroll T (2003) Mapping and monitoring of the snow cover fraction over North America. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* 108(16).
- Rondeau-Genesse G, Trudel M, Leconte R (2016) Monitoring snow wetness in an Alpine Basin using combined C-band SAR and MODIS data. *Remote Sensing of Environment* 183:304-317.
- Rosenfeld D, Cattani E, Melani S, Levizzani V (2004) Considerations on daylight operation of 1.6- versus 3.7-um channel on NOAA and METOP satellites. *Bulletin of the American Meteorological Society* 85(6):873-881.
- 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.
- Saini R & Ghosh SK (2017) Ensemble classifiers in remote sensing: A review. *Proceeding - IEEE International Conference on Computing, Communication and Automation, ICCCA 2017*. p 1149-1152.
- 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.
- Shi J, Xiong C, Jiang L (2016) Review of snow water equivalent microwave remote sensing. *Science China Earth Sciences* 10.1007/s11430-015-5225-0:1-15.
- 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.
- Simic A, Fernandes R, Brown R, Romanov P, Park W, Hall DK, Ca A (2003) Validation of MODIS, VEGETATION, and GOES+SSM/I snow cover products over Canada based on surface snow depth observations. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 836-838.
- 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.
- Sirguey P, Mathieu R, Arnaud Y (2009) Subpixel monitoring of the seasonal snow cover with MODIS at 250 m spatial resolution in the Southern Alps of New Zealand: Methodology and accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* 113(1):160-181.
- Snehmani, Singh MK, Gupta RD, Bhardwaj A, Joshi PK (2014) Remote sensing of mountain snow using active microwave sensors: a review. *Geocarto International* 10.1080/10106049.2014.883434.

- Solberg R, Wangensteen B, Amlien J, Koren H, Metsämäki S, Nagler T, Luoju K, Pulliainen J (2010) A new global snow extent product based on ATSR-2 and AATSR. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 1780-1783.
- Sönmez I, Tekeli AE, Erdi E (2014) Snow cover trend analysis using Interactive Multisensor Snow and Ice Mapping System data over Turkey. *International Journal of Climatology* 34(7):2349-2361.
- Storvold EMR, Lauknes I, Solbo S, Solberg R, Amlien J, Koren H (2005) Multi-sensor monitoring of snow parameters in Nordic mountainous areas. *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium*. p 1951-1954.
- Sturm M, Holmgren J, Liston GE (1995) A seasonal snow cover classification system for local to global applications. *Journal of Climate* 8(5):1261-1283.
- Tait AB, Barton JS, Hall DK (2001) A prototype MODIS-SSM/I snow-mapping algorithm. *International Journal of Remote Sensing* 22(17):3275-3284.
- Tait AB, Hall DK, Foster JL, Armstrong RL (2000) Utilizing multiple datasets for snow-cover mapping. *Remote Sensing of Environment* 72(1):111-126.
- Tax DMJ, van Breukelen M, Duin RPW, Kittler J (2000) Combining multiple classifiers by averaging or by multiplying? *Pattern Recognition* 33:1474-1485.
- Tedesco M & Miller J (2007) Northern hemisphere snow-covered area mapping: optical versus active and passive microwave data. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* 4(2):221-225.
- Tekeli AE, Sönmez I, Erdi E (2016) Snow-covered area determination based on satellite-derived probabilistic snow cover maps. *Arabian Journal of Geosciences* 9(3).
- Thackeray CW, Derksen C, Fletcher CG, Hall A (2019) Snow and Climate: Feedbacks, Drivers, and Indices of Change. *Current Climate Change Reports* 5(4):322-333.
- Thompson JA (2016) A modis-derived snow climatology (2000-2014) for the Australian Alps. *Climate Research* 68(1):25-38.
- Touati C (2014) *Évaluation de l'apport des images MODIS désagrégées à 250 m de résolution spatiale pour la cartographie de l'étendue du couvert nival dans l'Est du Canada à l'aide de l'algorithme SNOWMAP*. Mémoire de maîtrise (Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique Eau Terre et Environnement, Québec).
- Tsai YLS, Dietz A, Oppelt N, Kuenzer C (2019) Remote sensing of snow cover using spaceborne SAR: A review. *Remote Sensing* 11(12).
- USGS (2012) *Landsat - A Global Land-Imaging Mission (Fact Sheet 2012-3072)*. U.S. Department of the Interior. <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat>
- USGS (2019a) *LANDSAT 4-7 Surface Reflectance (LEDAPS) Product Guide*. U.S. Department of the Interior, <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat> (Consulté le 09/02/2022))
- USGS (2019b) *LANDSAT 8 Surface Reflectance Code (LASRC) Product Guide*. U.S. Department of the Interior, <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat> (Consulté le 09/02/2022))
- USGS (2019c) *Landsat Surface Reflectance*. U.S. Department of the Interior, <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-surface-reflectance> (Consulté le 09/02/2022))

- Varshney D, Gupta PK, Persello C, Nikam BR (2018) Snow and cloud discrimination using convolutional neural networks. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. p 59-63.
- Vikhamar D & Solberg R (2002) Subpixel mapping of snow cover in forests by optical remote sensing. *Remote Sensing of Environment* 84(1):69-82.
- Vikhamar D & Solberg R (2003) Snow-cover mapping in forests by constrained linear spectral unmixing of MODIS data. *Remote Sensing of Environment* 88(3):309-323.
- Vincent LA, Zhang X, Brown RD, Feng Y, Mekis E, Milewska EJ, Wan H, Wang XL (2015) Observed trends in Canada's climate and influence of low-frequency variability modes. *Journal of Climate* 28(11):4545-4560.
- 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.
- Wang F (1990) Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 28(2):194-201.
- Wang G, Jiang L, Wu S, Shi J, Hao S, Liu X (2017) Fractional snow cover mapping from FY-2 VISSR imagery of China. *Remote Sensing* 9(10).
- Wang X & Xie H (2009) New methods for studying the spatiotemporal variation of snow cover based on combination products of MODIS Terra and Aqua. *Journal of Hydrology* 371(1-4):192-200.
- Wang X, Xie H, Liang T (2008) Evaluation of MODIS snow cover and cloud mask and its application in Northern Xinjiang, China. *Remote Sensing of Environment* 112(4):1497-1513.
- Wang X, Xie H, Liang T, Huang X (2009) Comparison and validation of MODIS standard and new combination of Terra and Aqua snow cover products in northern Xinjiang, China. *Hydrological Processes* 23(3):419-429.
- Waske B & Braun M (2009) Classifier ensembles for land cover mapping using multitemporal SAR imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 64(5):450-457.
- Wirtensohn M (2010) *Validation de la composante "neige" du modèle régional canadien du climat (MRCC) à l'aide des données de télédétection satellitaire*. Mémoire de maîtrise (Université du Québec, Institut National de la Recherche Scientifique Eau Terre Environnement, Québec, Canada).
- Wolpert DH (1992) Stacked generalization. *Neural Networks* 5(2):241-259.
- Yang J, Jiang L, Ménard CB, Luo J, Lemmetyinen J, Pulliainen J (2015) Evaluation of snow products over the Tibetan Plateau. *Hydrological Processes* 29(15):3247-3260.
- Yang J, Jiang L, Shi J, Wu S, Sun R, Yang H (2014) Monitoring snow cover using Chinese meteorological satellite data over China. *Remote Sensing of Environment* 143:192-203.
- Yu J, Zhang G, Yao T, Xie H, Zhang H, Ke C, Yao R (2016) Developing daily cloud-free snow composite products from MODIS terra-aqua and IMS for the tibetan plateau. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54(4):2171-2180.
- Zhang Y, Liu J, Shen W (2022) A Review of Ensemble Learning Algorithms Used in Remote Sensing Applications. *Applied Sciences* 12(17):8654.

- 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).
- Zhao H, Hao X, Wang J, Li H, Huang G, Shao D, Su B, Lei H, Hu X (2020) The spatial-spectral-environmental extraction endmember algorithm and application in the MODIS fractional snow cover retrieval. *Remote Sensing* 12(22):1-24.
- Zhou H, Aizen E, Aizen V (2013) Deriving long term snow cover extent dataset from AVHRR and MODIS data: Central Asia case study. *Remote Sensing of Environment* 136:146-162.
- Zhu J, Cao S, Shang G, Shi J, Wang X, Zheng Z, Liu C, Yang H, Xie B (2022) Subpixel Snow Mapping Using Daily AVHRR/2 Data over Qinghai-Tibet Plateau. *Remote Sensing* 14(12).
- Zhu J & Shi J (2018) An Algorithm for Subpixel Snow Mapping: Extraction of a Fractional Snow-Covered Area Based on Ten-Day Compositing AVHRR/2 Data of the Qinghai-Tibet Plateau. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* 6(3):86-98.
- Zhu J, Shi J, Wang Y (2012) Subpixel snow mapping of the Qinghai-Tibet plateau using MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 18(1):251-262.
- Zhu Z, Wang S, Woodcock CE (2015) Improvement and expansion of the Fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel 2 images. *Remote Sensing of Environment* 159:269-277.
- Zhu Z & Woodcock CE (2012) Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 118:83-94.

--- Page vide ---

ANNEXES

--- Page vide ---

10. Annexe I : Données de l'occupation du sol

Tableau 10-1. Description des classes de l'occupation du sol incluses dans le produit *Land Cover AVHRR* à 1 km de résolution spatiale.

Type de milieu	Milieu	Code	Catégorie d'occupation du sol	Description
Forestier	Forêt de conifères ○ Composition : 80% et plus d'espèces de conifères	1	Forêt de conifères de forte densité	○ Forêt de conifères avec une densité de canopée comprise entre 60% et 80% ○ C'est la forêt boréale
		2	Forêt de conifères de densité intermédiaire du sud	○ Forêt de conifères avec une densité de canopée comprise entre 40% et 60% ○ Plus forte proportion d'arbustes (hauteur max. : 2-3 mètres) que la forêt de conifères de forte densité ○ Au sud de la forêt boréale ○ Souvent confondue avec les jeunes forêts de conifères de forte densité
		3	Forêt de conifères de densité intermédiaire du nord	○ Forêt de densité intermédiaire avec des arbustes et des lichens dans l'étage inférieur ○ Au nord de la forêt boréale ○ Au sud à la suite de vieilles perturbations
		4	Forêt de conifères de faible densité du sud	○ Forêt de conifères avec une densité de canopée comprise entre 10% et 40% ○ Plus forte proportion d'espèces de feuillus et d'arbustes que la forêt de conifères de forte densité ○ Au sud de la forêt boréale et dans la forêt de conifères de faible densité du nord ○ Parfois confondue avec les jeunes forêts de conifères de forte densité et les terres humides
		5	Forêt de conifères de faible densité du nord	○ Forêt de conifères de faible densité de canopée avec des arbustes et des lichens dans l'étage inférieur ○ Au nord de la forêt boréale
	Forêt de feuillus	6	Forêt de feuillus dense	○ Principalement au Québec et en Ontario ○ Forêt composée d'espèces de feuillus à bois dur et tolérants à l'ombre (érable et bouleau jaune)
	Forêt mixte ○ Composition : espèces de feuillus et de conifères en proportions comprises entre 20% et 80%	7	Forêt mixte de conifères	○ Forêt mixte avec une proportion de conifères d'environ 60% et peut parfois en contenir une plus forte proportion (jusqu'à 80%)
	Forêt mixte intermédiaire ○ Composition : espèces de feuillus et de conifères en	8	Forêt mixte uniforme	○ Forêt mixte intermédiaire avec une distribution uniforme d'arbres
		9	Forêt mixte hétérogène	○ Forêt mixte intermédiaire avec une plus faible densité de canopée

Développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR

	proportions comprises entre 40% et 60%			<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt mixte intermédiaire avec une distribution morcelée après une vieille perturbation d'origine naturelle ou l'intervention humaine ○ Forêt jeune
		10	Forêt mixte de feuillus	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt mixte avec une proportion de feuillus d'environ 60%
	Brûlis	11	Faible couverture de végétation verte	<ul style="list-style-type: none"> ○ Brûlis avec faible quantité de végétation verte présente ○ Brûlée au cours des cinq dernières années ○ Arbres morts debout généralement présents
	<ul style="list-style-type: none"> ○ Territoire occupé par la forêt qui a subi l'influence des feux ○ Présence de feuillus et de conifères avec une densité de canopée inférieure à 10% ou arbres morts debout 	12	Couvert de végétation verte	<ul style="list-style-type: none"> ○ Brûlis avec forte quantité de végétation verte ○ Implique des feux plus anciens ou un site avec des conditions favorables ○ Sur le périmètre des brûlis avec une végétation non-perturbée
Ouvert	Densité de canopée inférieure à 10%	13	Transition d'arbres et d'arbustes	<ul style="list-style-type: none"> ○ Densité de canopée inférieure à 10% ○ Proportion significative d'arbustes ○ Implique des perturbations passées (feux) ○ Au nord de la forêt boréale ○ Au sud après une perturbation
	Terres humides	14	Terres humides arbustives de forte densité	<ul style="list-style-type: none"> ○ Densité de canopée des arbustes supérieure à 60% ○ Généralement des terres humides
	<ul style="list-style-type: none"> ○ Arbustes de petite taille (moins de 1 m) ou de taille intermédiaire (moins de 2 ou 3 m) ○ Proportion de grands arbustes supérieure à la toundra 	15	Terres humides arbustives de densité intermédiaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Mélange d'arbustes (de 40% à 60%) et d'herbes ○ Quelques milieux humides
	Prairies	16	Prairies	<ul style="list-style-type: none"> ○ Limité à la région des prairies
	<ul style="list-style-type: none"> ○ Herbes, arbres et arbustes ○ Couvert inférieur à 10% 			
	Toundra	17	Toundra de lichens et autres	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forte influence des lichens sur la réflectance ○ Fort gradient latitudinal ○ Dans la forêt boréale du nord : présence d'une forêt de conifères de faible densité et lichens dans l'étage inférieur ○ Au nord de la ligne des arbres : forte abondance de lacs ○ Réflectance diminuée par les arbres dans la forêt boréale du nord et les lacs au nord de la ligne des arbres
	<ul style="list-style-type: none"> ○ Densité de canopée inférieure à 10% ○ Arbustes de petite taille (moins de 1 m), lichens, herbes, sol nu, roches 	18	Toundra d'arbustes et de lichens	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra arbustive avec un effet des lichens sur la réflectance ○ Fort gradient latitudinal ○ Au sud de la ligne des arbres : présence occasionnelle d'arbres ○ Présente principalement au nord de la ligne des arbres, mais aussi en région montagneuse ou dans la forêt boréale du nord, après les perturbations
	Toundra sans arbres	19	Toundra d'herbes	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra sans arbres avec des arbustes, des herbes et des lichens comme couverture dominante

Annexe I : Données de l'occupation du sol

	<ul style="list-style-type: none"> ○ Au nord de la ligne des arbres, aussi dans les régions montagneuses 	20	Toundra avec une faible densité de végétation	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra sans arbres où la couverture d'arbustes, d'herbes et de lichens ne dépassent pas approximativement 40% 	
		21	Toundra avec une très faible densité de végétation	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra sans arbres où la couverture d'arbustes, d'herbes et de lichens ne dépassent pas approximativement 20% 	
		22	Sol nu et roche	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra sans arbres avec sol nu et roche comme couverture dominante 	
Développés	Agriculture <ul style="list-style-type: none"> ○ Cultures annuelles avec une proportion d'arbres ou arbustes inférieure à 10% 	23	Cultures avec une forte biomasse	<ul style="list-style-type: none"> ○ Cultures avec une forte biomasse due au type de couvert (maïs) ou au climat (précipitations suffisantes) ○ Peut contenir une proportion de moins de 10% de d'autres types de végétation 	
		24	Cultures avec une biomasse intermédiaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Cultures avec une biomasse intermédiaire due au type de couvert ou au climat (subhumide) ○ Présente dans la région des prairies 	
		25	Cultures avec une faible biomasse	<ul style="list-style-type: none"> ○ Cultures avec une faible biomasse due au type de couvert (grains) ou au climat (semi-aride) ○ Présente dans la région des prairies 	
	Mosaïque <ul style="list-style-type: none"> ○ Mélange de cultures, de forêt, d'arbustes, d'herbes ou de bâti où aucune des composantes occupe plus de 70% du paysage 	26	Agriculture-forêt	<ul style="list-style-type: none"> ○ Agriculture dominante par rapport à la forêt 	
		27	Forêt-agriculture	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt et arbuste dominantes par rapport à l'agriculture 	
		28	Agriculture-autre	<ul style="list-style-type: none"> ○ Agriculture domine par rapport aux autres couverts 	
		29	Urbain et bâti	<ul style="list-style-type: none"> ○ Dominance des bâtiments et des structures artificielles ○ Similitude spectrale avec les couverts sans végétation ou de faible densité ○ Confusion possible avec les autres classes pour les petites zones urbaines 	
	Absence de végétation	Dominance de l'eau sous forme liquide ou solide	30	Eau	<ul style="list-style-type: none"> ○ Eau
			31	Neige et glace	<ul style="list-style-type: none"> ○ Neige et glace permanentes

Tableau 10-2. Description des classes de l'occupation du sol incluses dans le produit *Land Cover MODIS* à 250 m de résolution spatiale.

Type de milieu	Milieu	Code	Catégorie d'occupation du sol	Description
Forestier	Végétation d'arbres (hauteur dépassant les 5 m) dont la densité de la canopée (pourcentage du sol recouvert par la projection du périmètre de la canopée) est supérieure à 25%	1	Forêt de conifères tempérée ou subpolaire de forte densité	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de conifères (>75%) mature de forte densité (>60%) ○ Au sud de la forêt boréale et dans les régions montagneuses de l'ouest canadien
		2	Forêt de conifères tempérée ou subpolaire de densité intermédiaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de conifères mature de densité moyenne (40-60%) avec une composition variée dans son étage inférieur ○ Centre de la région boréale
		3	Forêt de conifères tempérée ou subpolaire de faible densité	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de conifères mature de faible densité moyenne (25-40%) avec une composition variée dans son étage inférieur ○ Sites humides et pauvres du centre et du nord de la région boréale
		4	Forêt de feuillus froide de forte densité	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de feuillus (>75%) mature de forte densité (>60%)
		5	Forêt de feuillus froide de densité intermédiaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de feuillus mature de densité intermédiaire (<60%)
		6	Forêt de feuillus froide de faible à moyenne densité avec jeune régénérescence	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de feuillus de faible à moyenne densité (25-60%) ○ Dans les zones de régénération à la suite de vieilles perturbations
		7	Forêt mixte froide de forte densité	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt mixte de forte densité (>60%), avec une dominance des conifères et/ou des feuillus
		8	Forêt mixte froide de densité intermédiaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt mixte de forte intermédiaire (<60%), avec une dominance de conifères ou de feuillus ○ Dans les zones de régénération à la suite de vieilles perturbations
		9	Forêt mixte froide de faible à moyenne densité avec jeune régénérescence	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt mixte de faible à moyenne densité (25-60%) avec une jeune canopée à la suite d'une perturbation
		10	Arbustes	<ul style="list-style-type: none"> ○ Zones sèches à humides dominées par les arbustes ○ Succession à la suite d'une perturbation
Graminées annuelles ou herbacées	Terres agricoles cultivées ou mélange de forêts, d'arbustes, de prairies ou de bâti	11	Prairies	<ul style="list-style-type: none"> ○ Végétation herbacée avec un couvert d'arbres et d'arbustes inférieur à 10% ○ Seulement dans la région des prairies canadiennes
		12	Herbes et arbustes de densité faible	<ul style="list-style-type: none"> ○ Herbes et faible densité d'arbustes sur des sols minces ou à la suite d'une perturbation

		13	Taïga	<ul style="list-style-type: none"> ○ Forêt de conifères clairsemée de faible densité (<25%), composée d'épinettes et mélèzes avec des herbes, des arbustes et des mousses dans l'étage inférieur ○ Au nord de la ligne des arbres
		14	Arbustes, herbes et lichens	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra mésique à sèche, dominée par des graminées et des arbustes nains (<50 cm) ○ Quantité variable de lichens et sol nu
		15	Herbes, arbustes et lichens	<ul style="list-style-type: none"> ○ Toundra mésique avec un mélange de graminées, d'arbustes nains, de mousses et de lichens ○ Présence de cryoturbations
		16	Lichens, arbustes et herbes	<ul style="list-style-type: none"> ○ Terres dépourvues d'arbres avec des sols peu profonds permettant de soutenir la croissance de lichens dans le nord du continent et les îles arctiques, les tourbières à sphaignes et à arbustes nains
		17	Terres humides arbustives	<ul style="list-style-type: none"> ○ Zones de végétation où la nappe phréatique se trouve près de la surface une partie ou tout le long de l'année, y compris les marais, les marécages et les eaux peu profondes
		18	Terres humides boisées	<ul style="list-style-type: none"> ○ Tourbières humides boisées de faible densité, avec lisières de conifères matures composées d'épinettes et de mélèzes, arbustes, herbes, lichens et mousses présents dans l'étage inférieur ○ Forêt de conifères de faible densité (3) et taïga (13) peuvent être considérées comme des terres humides dans certaines régions
		19	Terres cultivées avec une forte biomasse	<ul style="list-style-type: none"> ○ Terres agricoles dominée par des cultures de forte biomasse en raison du type de culture (maïs), le climat ou le stade développement
		20	Terres cultivées avec une biomasse intermédiaire	<ul style="list-style-type: none"> ○ Terres agricoles dominée par des cultures de biomasse intermédiaire en raison du type de culture (soja), le climat ou le stade développement
		21	Terres cultivées avec une faible biomasse	<ul style="list-style-type: none"> ○ Terres agricoles dominée par des cultures de faible biomasse en raison du type de culture (luzerne), le climat ou le stade développement
Végétation non-dominante	Végétation dispersée avec un couvert inférieur à 15%	22	Terres stériles	<ul style="list-style-type: none"> ○ Terres stériles dominées par des affleurements rocheux et des sols nus avec un couvert végétal inférieur à 10%. ○ Présentes dans les hautes altitudes et les hautes latitudes ○ Souvent confondue avec la classe 23
		23	Urbain et bâti	<ul style="list-style-type: none"> ○ Mélange de types de surfaces, y compris la végétation et les matériaux de type sol nu comme le béton, l'asphalte et les sols ○ Souvent confondue avec la classe 22
		24	Eau	<ul style="list-style-type: none"> ○ Eau
		25	Neige et glace	<ul style="list-style-type: none"> ○ Neige et glace permanentes

--- Page vide ---

11. Annexe II : Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador

Tableau 11-1. Paramètres de seuil de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs au jour julien pour la classification des images NOAA-AVHRR en période de fonte printanière (Chokmani *et al.*, 2009).

Seuil	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
	α	β	c
(1) $T4_{max}$	1,682e-03	-0,211	281,491
(2) $T4_{min}$	0,358e-03	0,092	247,430
(3) $\Delta T45_{max}$	n/d	n/d	2,000
(4) $NDVI_{max}$	0,127e-03	-0,029	1,832
(5) $\Delta T34_{max}$	2,702e-03	-0,614	40,967
(6) $R1_{min}$	-0,048e-03	0,010	-0,355

Note : Les coefficients indiqués sont en notation scientifique.

Tableau 11-2. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Seuil de détection (%FSP)	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
10%	989237	3886	403881	268430	0,71	0,99	1,00	0,40	0,29	0,01	0,00	0,60	0,76	0,44	Omission
20%	984334	8789	266265	306046	0,73	0,97	0,99	0,46	0,27	0,03	0,01	0,55	0,77	0,49	Omission
30%	976628	16495	333022	339289	0,75	0,95	0,98	0,51	0,25	0,05	0,02	0,50	0,79	0,53	Omission
40%	965363	27760	300281	372030	0,76	0,93	0,97	0,55	0,24	0,07	0,03	0,45	0,80	0,56	Omission
50%	949464	43659	267191	405120	0,78	0,90	0,96	0,60	0,22	0,10	0,04	0,40	0,81	0,59	Omission
60%	926909	66214	232937	439374	0,80	0,87	0,93	0,65	0,20	0,13	0,07	0,35	0,82	0,61	Omission
70%	895421	97702	197960	474351	0,82	0,83	0,90	0,71	0,18	0,17	0,10	0,29	0,82	0,62	Commission
80%	849063	144060	161765	510546	0,84	0,78	0,85	0,76	0,16	0,22	0,15	0,24	0,82	0,62	Commission
90%	774034	219089	121072	551239	0,86	0,72	0,78	0,82	0,14	0,28	0,22	0,18	0,80	0,59	Commission
Forêt de feuillus															
10%	180361	398	97095	120014	0,65	1,00	1,00	0,55	0,35	0,00	0,00	0,45	0,76	0,53	Omission
20%	179849	910	84816	132293	0,68	0,99	1,00	0,61	0,32	0,01	0,01	0,39	0,78	0,58	Omission
30%	178935	1824	75247	141862	0,70	0,99	0,99	0,65	0,30	0,01	0,01	0,35	0,81	0,62	Omission
40%	177548	3211	66540	150569	0,73	0,98	0,98	0,69	0,27	0,02	0,02	0,31	0,82	0,66	Omission
50%	175397	5362	58140	158969	0,75	0,97	0,97	0,73	0,25	0,03	0,03	0,27	0,84	0,69	Omission
60%	171804	8955	49407	167702	0,78	0,95	0,95	0,77	0,22	0,05	0,05	0,23	0,85	0,71	Omission
70%	166079	14680	40417	176692	0,80	0,92	0,92	0,81	0,20	0,08	0,08	0,19	0,86	0,72	Omission
80%	157100	23659	30813	186296	0,84	0,89	0,87	0,86	0,16	0,11	0,13	0,14	0,86	0,72	Omission
90%	140704	40055	19927	197182	0,88	0,83	0,78	0,91	0,12	0,17	0,22	0,09	0,85	0,69	Commission
Forêt mixte															
10%	523655	1001	367841	238031	0,59	1,00	1,00	0,39	0,41	0,00	0,00	0,61	0,67	0,37	Omission
20%	522035	2621	328527	277345	0,61	0,99	1,00	0,46	0,39	0,01	0,01	0,54	0,71	0,43	Omission
30%	519018	5638	291991	313881	0,64	0,98	0,99	0,52	0,36	0,02	0,01	0,48	0,74	0,49	Omission
40%	513536	11120	255252	350620	0,67	0,97	0,98	0,58	0,33	0,03	0,02	0,42	0,76	0,54	Omission
50%	504852	19804	217405	388467	0,70	0,95	0,96	0,64	0,30	0,05	0,04	0,36	0,79	0,59	Omission
60%	491234	33422	178235	427637	0,73	0,93	0,94	0,71	0,27	0,07	0,06	0,29	0,81	0,63	Omission
70%	469946	54710	137936	467936	0,77	0,90	0,90	0,77	0,23	0,10	0,10	0,23	0,83	0,66	Omission
80%	437936	86720	97190	508682	0,82	0,85	0,83	0,84	0,18	0,15	0,17	0,16	0,84	0,67	Omission
90%	384313	140343	55275	550597	0,87	0,80	0,73	0,91	0,13	0,20	0,27	0,09	0,83	0,65	Commission
Brûlis															
10%	251618	564	49144	77669	0,84	0,99	1,00	0,61	0,16	0,01	0,00	0,39	0,87	0,67	Omission
20%	251001	1181	40912	85901	0,86	0,99	1,00	0,68	0,14	0,01	0,00	0,32	0,89	0,73	Omission
30%	250209	1973	35066	91747	0,88	0,98	0,99	0,72	0,12	0,02	0,01	0,28	0,90	0,77	Omission
40%	249060	3122	30084	96729	0,89	0,97	0,99	0,76	0,11	0,03	0,01	0,24	0,91	0,79	Omission
50%	247393	4789	25506	101307	0,91	0,95	0,98	0,80	0,09	0,05	0,02	0,20	0,92	0,81	Omission
60%	244791	7391	21353	105460	0,92	0,93	0,97	0,83	0,08	0,07	0,03	0,17	0,92	0,82	Omission
70%	240677	11505	17335	109478	0,93	0,90	0,95	0,86	0,07	0,10	0,05	0,14	0,92	0,83	Omission
80%	234152	18030	13336	113477	0,95	0,86	0,93	0,89	0,05	0,14	0,07	0,11	0,92	0,82	Commission
90%	222158	30024	9320	117493	0,96	0,80	0,88	0,93	0,04	0,20	0,12	0,07	0,90	0,78	Commission

Terres humides															
10%	83676	72	11911	22072	0,88	1,00	1,00	0,65	0,12	0,00	0,00	0,35	0,90	0,72	Omission
20%	83634	114	10262	23721	0,89	1,00	1,00	0,70	0,11	0,00	0,00	0,30	0,91	0,76	Omission
30%	83525	223	9134	24849	0,90	0,99	1,00	0,73	0,10	0,01	0,00	0,27	0,92	0,79	Omission
40%	83295	453	8149	25834	0,91	0,98	0,99	0,76	0,09	0,02	0,01	0,24	0,93	0,81	Omission
50%	82829	919	7173	26810	0,92	0,97	0,99	0,79	0,08	0,03	0,01	0,21	0,93	0,82	Omission
60%	81874	1874	6134	27849	0,93	0,94	0,98	0,82	0,07	0,06	0,02	0,18	0,93	0,83	Omission
70%	79845	3903	4972	29011	0,94	0,88	0,95	0,85	0,06	0,12	0,05	0,15	0,92	0,81	Omission
80%	76570	7178	3711	30272	0,95	0,81	0,91	0,89	0,05	0,20	0,09	0,11	0,91	0,78	Commission
90%	70837	12911	2280	31703	0,97	0,71	0,85	0,93	0,03	0,29	0,15	0,07	0,87	0,71	Commission
Toundra et sols nus															
10%	98876	121	3764	4673	0,96	0,97	1,00	0,55	0,04	0,03	0,00	0,45	0,96	0,69	Omission
20%	98732	265	3148	5289	0,97	0,95	1,00	0,63	0,03	0,04	0,00	0,37	0,97	0,74	Omission
30%	98451	456	2705	5732	0,97	0,93	1,00	0,68	0,03	0,07	0,00	0,32	0,97	0,77	Omission
40%	98245	752	2302	6135	0,98	0,89	0,99	0,73	0,02	0,11	0,01	0,27	0,97	0,79	Omission
50%	97798	1199	1922	6515	0,98	0,84	0,99	0,77	0,02	0,16	0,01	0,23	0,97	0,79	Omission
60%	96907	2090	1541	6896	0,98	0,77	0,98	0,82	0,02	0,23	0,02	0,18	0,97	0,77	Balancée
70%	95530	3467	1187	7250	0,99	0,68	0,97	0,86	0,01	0,32	0,04	0,14	0,96	0,73	Commission
80%	93033	5964	923	7514	0,99	0,56	0,94	0,89	0,01	0,44	0,06	0,11	0,94	0,65	Commission
90%	88603	10394	701	7736	0,99	0,43	0,90	0,92	0,01	0,57	0,11	0,08	0,90	0,53	Commission
Agriculture															
10%	25654	168	13477	59016	0,66	1,00	0,99	0,81	0,34	0,00	0,01	0,19	0,86	0,69	Omission
20%	25484	338	11177	61316	0,70	0,99	0,99	0,85	0,30	0,01	0,01	0,15	0,88	0,73	Omission
30%	25273	549	9533	62960	0,73	0,99	0,98	0,87	0,27	0,01	0,02	0,13	0,90	0,76	Omission
40%	25045	777	8218	64275	0,75	0,99	0,97	0,89	0,25	0,01	0,03	0,11	0,91	0,78	Omission
50%	24744	1078	7134	65359	0,78	0,98	0,96	0,90	0,22	0,02	0,04	0,10	0,92	0,80	Omission
60%	24346	1476	6140	66353	0,80	0,98	0,94	0,92	0,20	0,02	0,06	0,08	0,92	0,81	Omission
70%	23825	1997	5210	67283	0,82	0,97	0,92	0,93	0,18	0,03	0,08	0,07	0,93	0,82	Omission
80%	22976	2846	4241	68252	0,84	0,96	0,89	0,94	0,16	0,04	0,11	0,06	0,93	0,82	Omission
90%	21623	4199	3178	69315	0,87	0,94	0,84	0,96	0,13	0,06	0,16	0,04	0,93	0,80	Commission
Urbain et bâti															
10%	821	8	1293	7840	0,38	1,00	0,99	0,86	0,61	0,00	0,01	0,14	0,87	0,50	Omission
20%	813	16	1110	8023	0,42	1,00	0,98	0,88	0,58	0,00	0,02	0,12	0,89	0,54	Omission
30%	807	22	957	8176	0,46	1,00	0,97	0,90	0,54	0,00	0,03	0,10	0,90	0,57	Omission
40%	800	29	824	8309	0,49	1,00	0,97	0,91	0,51	0,00	0,04	0,09	0,91	0,61	Omission
50%	793	36	677	8456	0,54	1,00	0,96	0,93	0,46	0,00	0,04	0,07	0,93	0,65	Omission
60%	779	50	546	8587	0,59	0,99	0,94	0,94	0,41	0,01	0,06	0,06	0,94	0,69	Omission
70%	753	76	409	8724	0,65	0,99	0,91	0,96	0,35	0,01	0,09	0,04	0,95	0,73	Omission
80%	713	116	281	8852	0,72	0,99	0,86	0,97	0,28	0,01	0,14	0,03	0,96	0,76	Omission
90%	630	199	149	8984	0,81	0,98	0,76	0,98	0,19	0,02	0,24	0,02	0,97	0,76	Commission
Québec-et-Labrador															
10%	2153989	6218	948406	797745	0,69	0,99	1,00	0,46	0,31	0,01	0,00	0,54	0,76	0,48	Omission
20%	2145882	14234	846217	899934	0,72	0,98	0,99	0,52	0,28	0,02	0,01	0,48	0,78	0,53	Omission
30%	2132936	27180	757655	988496	0,74	0,97	0,99	0,57	0,26	0,03	0,01	0,43	0,80	0,58	Omission
40%	2112892	47224	671650	1074501	0,76	0,96	0,98	0,62	0,24	0,04	0,02	0,38	0,82	0,61	Omission
50%	2083270	76846	585148	1161003	0,78	0,94	0,96	0,66	0,22	0,06	0,04	0,34	0,83	0,65	Omission
60%	2038644	121472	496293	1249858	0,80	0,91	0,94	0,72	0,20	0,09	0,06	0,28	0,84	0,67	Omission
70%	1972076	188040	405426	1340725	0,83	0,88	0,91	0,76	0,17	0,12	0,09	0,23	0,85	0,69	Omission
80%	1871543	288573	312260	1433891	0,86	0,83	0,87	0,82	0,14	0,17	0,13	0,18	0,85	0,69	Omission
90%	1702902	457214	211902	1534249	0,89	0,77	0,79	0,88	0,11	0,23	0,21	0,12	0,83	0,66	Commission

Tableau 11-3. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Seuil de détection (%FSP)	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
10%	22316	63	11543	6360	0,66	0,99	1,00	0,36	0,34	0,01	0,00	0,65	0,71	0,38	Omission
20%	22235	144	10528	7375	0,68	0,98	0,99	0,41	0,32	0,02	0,01	0,59	0,74	0,43	Omission
30%	22113	266	9605	8298	0,70	0,97	0,99	0,46	0,30	0,03	0,01	0,54	0,76	0,48	Omission
40%	21887	492	8684	9219	0,72	0,95	0,98	0,51	0,28	0,05	0,02	0,49	0,77	0,52	Omission
50%	21547	832	7733	10170	0,74	0,92	0,96	0,57	0,26	0,08	0,04	0,43	0,79	0,55	Omission
60%	21037	1342	6633	11270	0,76	0,89	0,94	0,63	0,24	0,11	0,06	0,37	0,80	0,59	Omission
70%	20157	2222	5509	12394	0,79	0,85	0,90	0,69	0,21	0,15	0,10	0,31	0,81	0,60	Omission
80%	18808	3571	4260	13643	0,82	0,79	0,84	0,76	0,18	0,21	0,16	0,24	0,81	0,60	Omission
90%	16492	5887	2932	20858	0,83	0,72	0,74	0,84	0,15	0,29	0,26	0,16	0,78	0,56	Commission
Forêt de feuillus															
10%	5717	8	3497	4384	0,62	1,00	1,00	0,56	0,38	0,00	0,00	0,44	0,74	0,51	Omission
20%	5709	16	2999	4882	0,66	1,00	1,00	0,62	0,34	0,00	0,00	0,38	0,78	0,58	Omission
30%	5684	41	2587	5294	0,69	0,99	0,99	0,67	0,31	0,01	0,00	0,33	0,81	0,63	Omission
40%	5646	79	2217	5664	0,72	0,99	0,99	0,72	0,28	0,01	0,01	0,28	0,83	0,67	Omission
50%	5560	165	1880	6001	0,75	0,97	0,97	0,76	0,25	0,03	0,03	0,24	0,85	0,70	Omission
60%	5417	308	1514	6367	0,78	0,95	0,95	0,81	0,22	0,05	0,05	0,19	0,87	0,73	Omission
70%	5183	542	1152	6729	0,82	0,93	0,91	0,85	0,18	0,07	0,09	0,15	0,88	0,75	Omission
80%	4764	961	744	7137	0,86	0,88	0,83	0,91	0,14	0,12	0,17	0,09	0,87	0,74	Commission
90%	4034	1691	404	7477	0,91	0,82	0,70	0,95	0,09	0,18	0,30	0,05	0,85	0,67	Commission
Forêt mixte															
10%	14852	19	12074	7342	0,55	1,00	1,00	0,38	0,45	0,00	0,00	0,62	0,65	0,34	Omission
20%	14828	43	10770	8646	0,58	1,00	1,00	0,45	0,42	0,00	0,00	0,55	0,68	0,41	Omission
30%	14773	98	9536	9880	0,61	0,99	0,99	0,51	0,39	0,01	0,01	0,49	0,72	0,47	Omission
40%	14634	237	8279	11137	0,64	0,98	0,98	0,57	0,36	0,02	0,02	0,43	0,75	0,52	Omission
50%	14408	463	6976	12440	0,67	0,96	0,97	0,64	0,33	0,04	0,03	0,34	0,78	0,58	Omission
60%	14023	848	5473	13943	0,72	0,94	0,94	0,72	0,28	0,06	0,06	0,28	0,82	0,64	Omission
70%	13288	1583	3974	15442	0,77	0,91	0,89	0,78	0,23	0,09	0,11	0,20	0,84	0,68	Omission
80%	12070	2801	2450	16966	0,83	0,86	0,81	0,87	0,17	0,14	0,19	0,13	0,85	0,69	Commission
90%	10070	4801	1100	18316	0,90	0,79	0,68	0,94	0,10	0,21	0,32	0,06	0,83	0,64	Commission
Brûlis															
10%	6449	3	1469	1973	0,81	1,00	1,00	0,57	0,19	0,00	0,00	0,43	0,85	0,64	Omission
20%	6437	15	1217	2225	0,84	0,99	1,00	0,65	0,16	0,01	0,00	0,35	0,88	0,70	Omission
30%	6420	32	1037	2405	0,86	0,99	1,00	0,70	0,14	0,01	0,01	0,30	0,89	0,74	Omission
40%	6381	71	900	2542	0,88	0,97	0,99	0,74	0,12	0,03	0,01	0,26	0,90	0,77	Omission
50%	6331	121	769	2673	0,89	0,96	0,98	0,78	0,11	0,04	0,02	0,22	0,91	0,79	Omission
60%	6259	193	632	2810	0,91	0,94	0,97	0,82	0,09	0,06	0,03	0,18	0,92	0,81	Omission
70%	6130	322	485	2957	0,93	0,90	0,95	0,86	0,07	0,10	0,05	0,14	0,92	0,82	Omission
80%	5884	568	338	3104	0,95	0,85	0,91	0,90	0,05	0,15	0,09	0,10	0,91	0,80	Commission
90%	5425	1027	208	3234	0,96	0,76	0,84	0,94	0,04	0,24	0,16	0,06	0,88	0,74	Commission

Terres humides															
10%	3347	0	411	735	0,89	1,00	1,00	0,64	0,11	0,00	0,00	0,36	0,91	0,73	Omission
20%	3347	0	343	803	0,91	1,00	1,00	0,70	0,09	0,00	0,00	0,30	0,92	0,78	Omission
30%	3347	0	301	845	0,92	1,00	1,00	0,74	0,08	0,00	0,00	0,26	0,93	0,81	Omission
40%	3347	0	271	875	0,93	1,00	1,00	0,76	0,07	0,00	0,00	0,24	0,94	0,83	Omission
50%	3341	6	241	905	0,93	0,99	1,00	0,79	0,07	0,01	0,00	0,21	0,95	0,84	Omission
60%	3319	28	207	939	0,94	0,97	0,99	0,82	0,06	0,03	0,01	0,18	0,95	0,85	Omission
70%	3239	108	154	992	0,95	0,90	0,97	0,87	0,05	0,10	0,03	0,13	0,94	0,84	Omission
80%	3070	277	102	1044	0,97	0,79	0,92	0,91	0,03	0,21	0,08	0,09	0,92	0,79	Commission
90%	2758	589	44	1102	0,98	0,65	0,82	0,96	0,02	0,35	0,18	0,04	0,86	0,68	Commission
Toundra et sols nus															
10%	2494	5	97	103	0,96	0,95	1,00	0,52	0,04	0,05	0,00	0,49	0,96	0,65	Omission
20%	2491	8	86	114	0,97	0,93	1,00	0,57	0,03	0,07	0,00	0,43	0,97	0,69	Omission
30%	2488	11	74	126	0,97	0,92	1,00	0,63	0,03	0,08	0,00	0,37	0,97	0,73	Omission
40%	2483	16	64	136	0,97	0,89	0,99	0,68	0,03	0,11	0,01	0,32	0,97	0,76	Omission
50%	2479	20	58	142	0,98	0,88	0,99	0,71	0,02	0,12	0,01	0,29	0,97	0,77	Omission
60%	2464	35	47	153	0,98	0,81	0,99	0,77	0,02	0,19	0,01	0,24	0,97	0,77	Omission
70%	2440	59	36	164	0,99	0,74	0,98	0,82	0,01	0,26	0,02	0,18	0,96	0,76	Commission
80%	2378	121	27	173	0,99	0,59	0,95	0,87	0,01	0,41	0,05	0,14	0,95	0,67	Commission
90%	2245	254	21	179	0,99	0,41	0,90	0,90	0,01	0,59	0,10	0,11	0,90	0,52	Commission
Agriculture															
10%	1020	1	667	2639	0,60	1,00	1,00	0,80	0,40	0,00	0,00	0,20	0,85	0,65	Omission
20%	1015	6	552	2754	0,65	1,00	0,99	0,83	0,35	0,00	0,01	0,17	0,87	0,70	Omission
30%	1013	8	473	2833	0,68	1,00	0,99	0,86	0,32	0,00	0,01	0,14	0,89	0,73	Omission
40%	1004	17	417	2889	0,71	0,99	0,98	0,87	0,29	0,01	0,02	0,13	0,90	0,76	Omission
50%	990	31	350	2956	0,74	0,99	0,97	0,89	0,26	0,01	0,03	0,11	0,91	0,78	Omission
60%	975	46	294	3012	0,77	0,99	0,95	0,91	0,23	0,02	0,05	0,09	0,92	0,80	Omission
70%	956	65	244	3062	0,80	0,98	0,94	0,93	0,20	0,02	0,06	0,07	0,93	0,81	Omission
80%	912	109	194	3112	0,82	0,97	0,89	0,94	0,18	0,03	0,11	0,06	0,93	0,81	Omission
90%	847	174	134	3172	0,86	0,95	0,83	0,96	0,14	0,05	0,17	0,04	0,93	0,80	Commission
Urbain et bâti															
10%	20	0	34	208	0,37	1,00	1,00	0,86	0,63	0,00	0,00	0,14	0,87	0,48	Omission
20%	20	0	30	212	0,40	1,00	1,00	0,88	0,60	0,00	0,00	0,12	0,89	0,55	Omission
30%	20	0	25	217	0,44	1,00	1,00	0,90	0,56	0,00	0,00	0,10	0,90	0,57	Omission
40%	19	1	22	220	0,46	1,00	0,95	0,91	0,54	0,00	0,05	0,09	0,91	0,58	Omission
50%	19	1	19	223	0,50	1,00	0,95	0,92	0,50	0,00	0,05	0,08	0,92	0,62	Omission
60%	19	1	12	230	0,61	1,00	0,95	0,95	0,39	0,00	0,05	0,05	0,95	0,72	Omission
70%	18	2	10	232	0,64	0,99	0,90	0,96	0,36	0,01	0,10	0,04	0,95	0,73	Omission
80%	18	2	9	233	0,67	0,99	0,90	0,96	0,33	0,01	0,10	0,04	0,96	0,74	Omission
90%	18	2	4	238	0,82	0,99	0,90	0,98	0,18	0,01	0,10	0,02	0,98	0,84	Omission
Québec-et-Labrador															
10%	56215	99	29792	23744	0,65	1,00	1,00	0,44	0,35	0,00	0,00	0,56	0,73	0,45	Omission
20%	56082	232	26525	27011	0,68	0,99	1,00	0,50	0,32	0,01	0,00	0,50	0,76	0,51	Omission
30%	55858	456	23638	29898	0,70	0,99	0,99	0,56	0,30	0,02	0,01	0,44	0,78	0,56	Omission
40%	55401	913	20854	32862	0,73	0,97	0,98	0,61	0,27	0,03	0,02	0,39	0,80	0,60	Omission
50%	54675	1639	18026	35510	0,75	0,96	0,97	0,66	0,25	0,04	0,03	0,34	0,82	0,64	Omission
60%	53513	2801	14812	38724	0,78	0,93	0,95	0,72	0,22	0,07	0,05	0,28	0,84	0,68	Omission
70%	51411	4903	11564	41972	0,82	0,90	0,91	0,78	0,18	0,10	0,09	0,22	0,85	0,70	Omission
80%	47904	8410	8124	45412	0,86	0,84	0,85	0,85	0,15	0,16	0,15	0,15	0,85	0,70	Commission
90%	41889	14425	4847	48689	0,90	0,77	0,74	0,91	0,10	0,23	0,26	0,09	0,82	0,65	Commission

Tableau 11-4. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige AVHRR DOY à 4 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	SDO	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	70%	0,81	0,60	0,79	0,85	0,90	0,69	Satisfaisante	Modérée	Omission
Forêt de feuillus	70%	0,88	0,75	0,82	0,93	0,91	0,85	Satisfaisante	Modérée	Omission
Forêt mixte	80%	0,85	0,69	0,83	0,86	0,81	0,87	Satisfaisante	Modérée	Commission
Brûlis	70%	0,92	0,82	0,93	0,90	0,95	0,86	Bonne	Forte	Omission
Terres humides	60%	0,95	0,85	0,94	0,97	0,99	0,82	Très bonne	Forte	Omission
Toundra et sols nus	50%	0,97	0,77	0,98	0,88	0,99	0,71	Très bonne	Modérée	Omission
Agriculture	80%	0,93	0,81	0,82	0,97	0,89	0,94	Bonne	Forte	Omission
Urbain et bâti	90%	0,98	0,84	0,82	0,99	0,90	0,98	Très bonne	Forte	Omission
Québec-et-Labrador	70%	0,85	0,70	0,82	0,90	0,91	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission

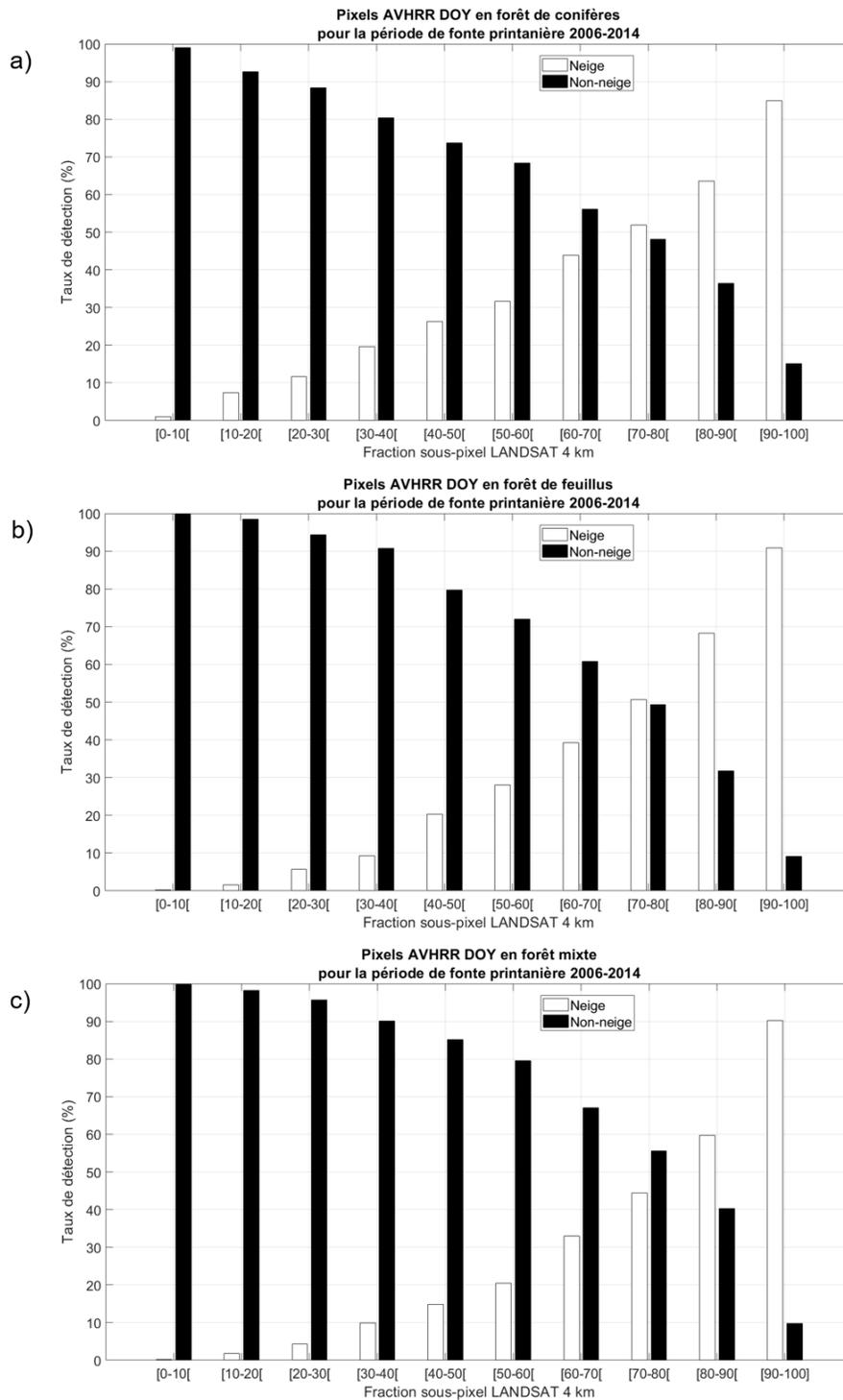


Figure 11-1. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

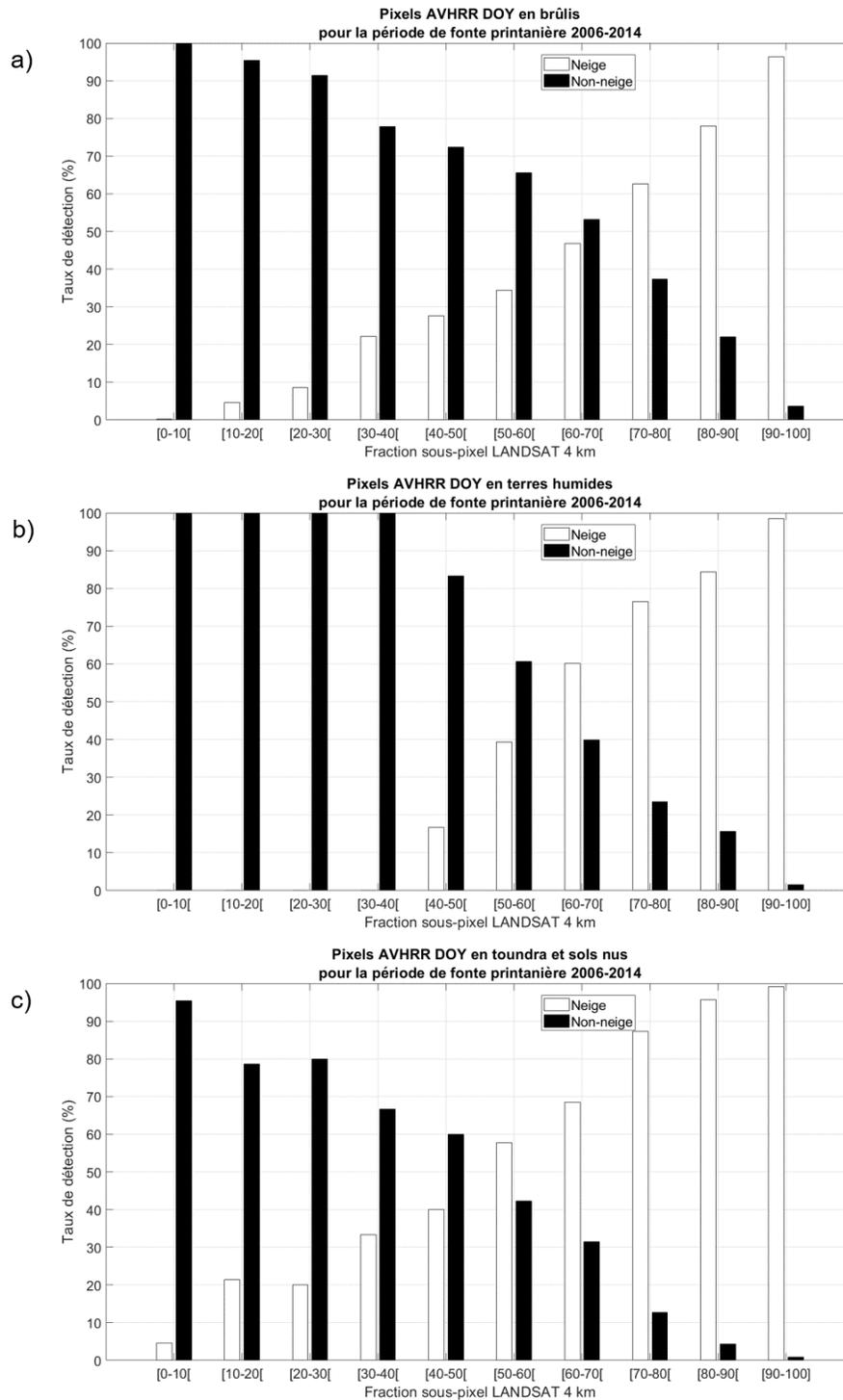


Figure 11-2. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

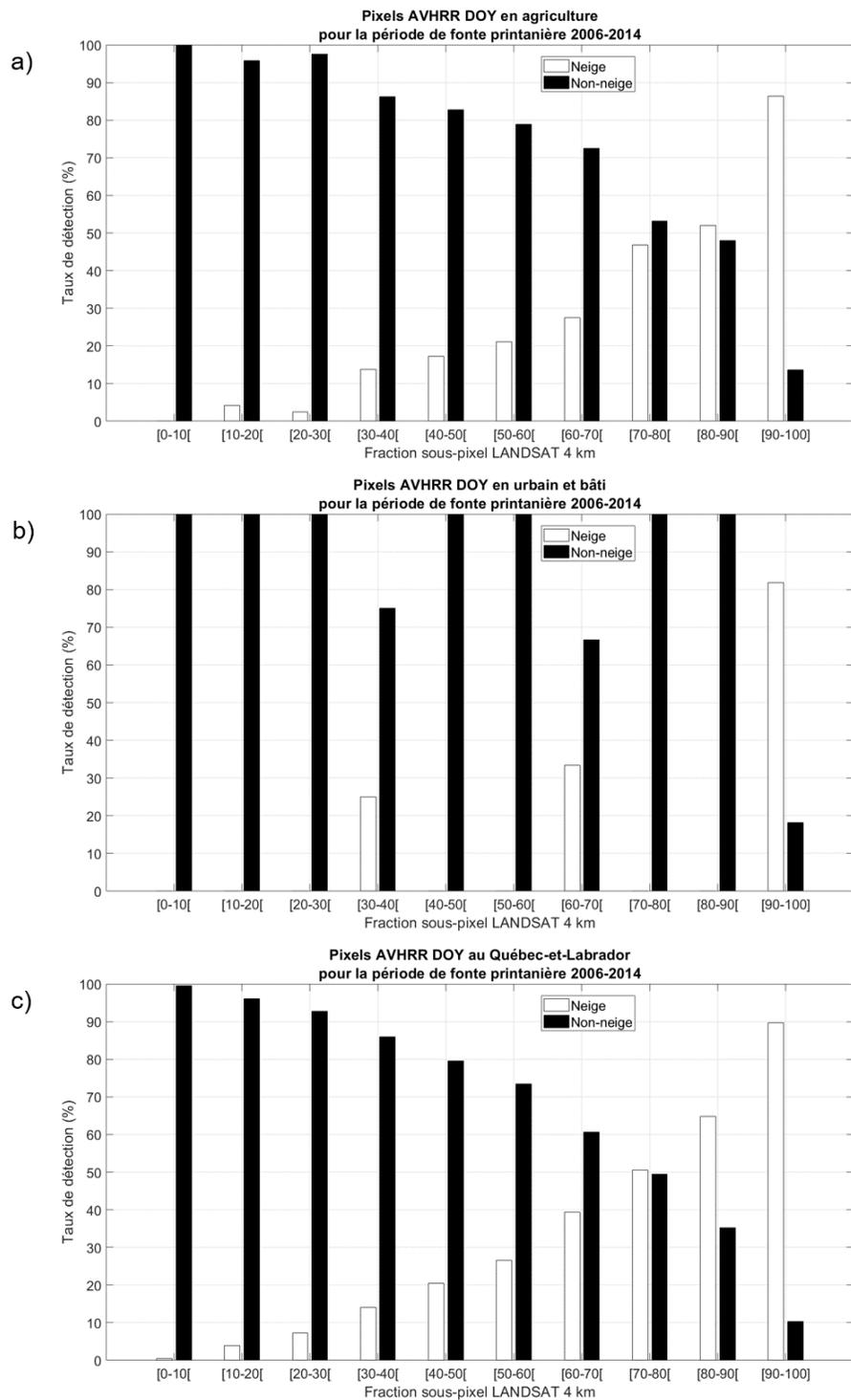


Figure 11-3. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories d'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Tableau 11-5. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation rééchantillonnés à 1 km classés par le produit de neige MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Seuil de détection (%FSP)	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
10%	1216610	10252	139589	259704	0,90	0,96	0,99	0,65	0,10	0,04	0,00	0,35	0,91	0,72	Omission
20%	1202622	24240	111249	288044	0,92	0,92	0,98	0,72	0,08	0,08	0,02	0,28	0,92	0,76	Omission
30%	1181875	44987	91493	352787	0,93	0,87	0,96	0,77	0,07	0,13	0,04	0,23	0,92	0,76	Omission
40%	1154155	72707	75912	323381	0,94	0,82	0,94	0,81	0,06	0,18	0,06	0,19	0,91	0,75	Balancée
50%	1119217	107645	62791	336502	0,95	0,76	0,91	0,84	0,05	0,24	0,09	0,16	0,90	0,73	Commission
60%	1075145	151717	51274	348019	0,95	0,70	0,88	0,87	0,05	0,30	0,12	0,13	0,88	0,69	Commission
70%	1020185	206677	41263	358030	0,96	0,63	0,83	0,90	0,04	0,37	0,17	0,10	0,85	0,64	Commission
80%	948791	278071	32167	367126	0,97	0,57	0,77	0,92	0,03	0,43	0,23	0,08	0,81	0,57	Commission
90%	845603	381259	22871	376422	0,97	0,50	0,69	0,94	0,03	0,50	0,31	0,06	0,75	0,49	Commission
Forêt de feuillus															
10%	216015	557	44388	121439	0,83	1,00	1,00	0,73	0,17	0,00	0,00	0,27	0,88	0,75	Omission
20%	214893	1679	32706	133121	0,87	0,99	0,99	0,80	0,13	0,01	0,01	0,20	0,91	0,81	Omission
30%	212634	3938	24538	141289	0,90	0,97	0,98	0,85	0,10	0,03	0,02	0,15	0,93	0,85	Omission
40%	208922	7650	18276	147551	0,92	0,95	0,96	0,89	0,08	0,05	0,04	0,11	0,93	0,86	Omission
50%	203499	13073	13389	152438	0,94	0,92	0,94	0,92	0,06	0,08	0,06	0,08	0,93	0,86	Balancée
60%	195538	21034	9393	156434	0,95	0,88	0,90	0,94	0,05	0,12	0,10	0,06	0,92	0,84	Commission
70%	184615	31957	6287	159540	0,97	0,83	0,85	0,96	0,03	0,17	0,15	0,04	0,90	0,80	Commission
80%	169685	46887	3730	162097	0,98	0,78	0,78	0,98	0,02	0,22	0,22	0,02	0,87	0,74	Commission
90%	146360	70212	1589	164238	0,99	0,70	0,68	0,99	0,01	0,30	0,32	0,01	0,81	0,64	Commission
Forêt mixte															
10%	736693	4548	121159	235936	0,86	0,98	0,99	0,66	0,14	0,02	0,01	0,34	0,89	0,72	Omission
20%	726909	14332	89642	267453	0,89	0,95	0,98	0,75	0,11	0,05	0,02	0,25	0,91	0,77	Omission
30%	710258	30983	66517	290578	0,91	0,90	0,96	0,81	0,09	0,10	0,04	0,19	0,91	0,79	Omission
40%	685866	55375	48699	308396	0,93	0,85	0,93	0,86	0,07	0,15	0,07	0,14	0,91	0,79	Balancée
50%	653649	87592	34652	322443	0,95	0,79	0,88	0,90	0,05	0,21	0,12	0,10	0,89	0,76	Commission
60%	612394	128847	23704	333391	0,96	0,72	0,83	0,93	0,04	0,28	0,17	0,07	0,86	0,71	Commission
70%	560556	180685	15189	341906	0,97	0,65	0,76	0,96	0,03	0,35	0,24	0,04	0,82	0,64	Commission
80%	496550	244691	8606	348489	0,98	0,59	0,67	0,98	0,02	0,41	0,33	0,02	0,77	0,55	Commission
90%	409830	331411	3740	353355	0,99	0,52	0,55	0,99	0,01	0,48	0,45	0,01	0,69	0,44	Commission
Brûlis															
10%	253578	459	27333	77127	0,90	0,99	1,00	0,74	0,10	0,01	0,00	0,26	0,92	0,80	Omission
20%	252938	1099	19559	84901	0,93	0,99	1,00	0,81	0,07	0,01	0,00	0,19	0,94	0,85	Omission
30%	251932	2105	14504	89956	0,95	0,98	0,99	0,86	0,05	0,02	0,01	0,14	0,95	0,88	Omission
40%	250369	3668	10714	93746	0,96	0,96	0,99	0,90	0,04	0,04	0,01	0,10	0,96	0,90	Omission
50%	248066	5971	7744	96716	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
60%	244687	9350	5539	98921	0,98	0,91	0,96	0,95	0,02	0,09	0,04	0,05	0,96	0,90	Commission
70%	239675	14362	3786	100674	0,98	0,88	0,94	0,96	0,02	0,12	0,06	0,04	0,95	0,88	Commission
80%	232074	21963	2406	102504	0,99	0,82	0,91	0,98	0,01	0,18	0,09	0,02	0,93	0,84	Commission
90%	219157	34880	1304	103156	0,99	0,75	0,86	0,99	0,01	0,25	0,14	0,01	0,90	0,78	Commission

Annexe II : Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador

Terres humides															
10%	75124	416	4831	21744	0,94	0,98	0,99	0,82	0,06	0,02	0,01	0,18	0,95	0,86	Omission
20%	74924	616	3359	23216	0,96	0,97	0,99	0,87	0,04	0,03	0,01	0,13	0,96	0,90	Omission
30%	74605	935	2473	24102	0,97	0,96	0,99	0,91	0,03	0,04	0,01	0,09	0,97	0,91	Omission
40%	74075	1465	1823	24752	0,98	0,94	0,98	0,93	0,02	0,06	0,02	0,07	0,97	0,92	Balancée
50%	73214	2326	1337	25238	0,98	0,92	0,97	0,95	0,02	0,08	0,03	0,05	0,96	0,91	Commission
60%	71761	3779	936	25639	0,99	0,87	0,95	0,96	0,01	0,13	0,05	0,04	0,95	0,88	Commission
70%	69167	6373	617	25958	0,99	0,80	0,92	0,98	0,01	0,20	0,08	0,02	0,93	0,83	Commission
80%	65397	10143	361	26214	0,99	0,72	0,87	0,99	0,01	0,28	0,13	0,01	0,90	0,76	Commission
90%	59522	16018	169	26406	1,00	0,62	0,79	0,99	0,00	0,38	0,21	0,01	0,84	0,66	Commission
Toundra et sols nus															
10%	97996	25	2582	4694	0,97	0,99	1,00	0,65	0,03	0,01	0,00	0,35	0,98	0,77	Omission
20%	97970	51	1917	5359	0,98	0,99	1,00	0,74	0,02	0,01	0,00	0,26	0,98	0,84	Omission
30%	97940	81	1431	5845	0,99	0,99	1,00	0,80	0,01	0,01	0,00	0,20	0,99	0,88	Omission
40%	97881	140	1067	6209	0,99	0,98	1,00	0,85	0,01	0,02	0,00	0,15	0,99	0,91	Omission
50%	97732	289	807	6469	0,99	0,96	1,00	0,89	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
60%	97359	662	577	6699	0,99	0,91	0,99	0,92	0,01	0,09	0,01	0,08	0,99	0,91	Balancée
70%	96554	1467	380	6896	1,00	0,82	0,99	0,95	0,00	0,18	0,02	0,05	0,98	0,87	Commission
80%	94681	3340	230	7046	1,00	0,68	0,97	0,97	0,00	0,32	0,03	0,03	0,97	0,78	Commission
90%	90732	7289	127	7149	1,00	0,50	0,93	0,98	0,00	0,51	0,08	0,02	0,93	0,62	Commission
Agriculture															
10%	27758	52	6153	60660	0,82	1,00	1,00	0,91	0,18	0,00	0,00	0,09	0,93	0,85	Omission
20%	27671	139	4059	62754	0,87	1,00	1,00	0,94	0,13	0,00	0,01	0,06	0,96	0,90	Omission
30%	27515	295	2695	64118	0,91	1,00	0,99	0,96	0,09	0,00	0,01	0,04	0,97	0,93	Omission
40%	27272	538	1771	65042	0,94	0,99	0,98	0,97	0,06	0,01	0,02	0,03	0,98	0,94	Omission
50%	26904	906	1139	65674	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
60%	26359	1451	665	66148	0,98	0,98	0,95	0,99	0,02	0,02	0,05	0,01	0,98	0,95	Commission
70%	25599	2211	376	66437	0,99	0,97	0,92	0,99	0,01	0,03	0,08	0,01	0,97	0,93	Commission
80%	24399	3411	170	66643	0,99	0,95	0,88	1,00	0,01	0,05	0,12	0,00	0,96	0,91	Commission
90%	22509	5301	52	66761	1,00	0,93	0,81	1,00	0,00	0,07	0,19	0,00	0,94	0,86	Commission
Urbain et bâti															
10%	568	4	430	7619	0,57	1,00	0,99	0,95	0,43	0,00	0,01	0,05	0,95	0,70	Omission
20%	561	11	275	7774	0,67	1,00	0,98	0,97	0,33	0,00	0,02	0,03	0,97	0,78	Omission
30%	550	22	188	7861	0,75	1,00	0,96	0,98	0,25	0,00	0,04	0,02	0,98	0,83	Omission
40%	532	40	124	7925	0,81	1,00	0,93	0,98	0,19	0,01	0,07	0,02	0,98	0,86	Omission
50%	505	67	67	7982	0,88	0,99	0,88	0,99	0,12	0,01	0,12	0,01	0,98	0,87	Balancée
60%	474	98	45	8004	0,91	0,99	0,83	0,99	0,09	0,01	0,17	0,01	0,98	0,86	Commission
70%	427	145	20	8029	0,96	0,98	0,75	1,00	0,04	0,02	0,25	0,00	0,98	0,83	Commission
80%	377	195	8	8041	0,98	0,98	0,66	1,00	0,02	0,02	0,34	0,00	0,98	0,78	Commission
90%	308	264	3	8046	0,99	0,97	0,54	1,00	0,01	0,03	0,46	0,00	0,97	0,68	Commission
Québec-et-Labrador															
10%	2624342	16313	346465	788923	0,88	0,98	0,99	0,69	0,12	0,02	0,01	0,31	0,90	0,75	Omission
20%	2598488	42167	262766	872622	0,91	0,95	0,98	0,77	0,09	0,05	0,02	0,23	0,92	0,80	Omission
30%	2557309	83346	203839	931549	0,93	0,92	0,97	0,82	0,07	0,08	0,03	0,18	0,92	0,81	Omission
40%	2499072	141583	158386	977002	0,94	0,87	0,95	0,86	0,06	0,13	0,05	0,14	0,92	0,81	Omission
50%	2422786	217869	121926	1013462	0,95	0,82	0,92	0,89	0,05	0,18	0,08	0,11	0,91	0,79	Commission
60%	2323717	316938	92133	1043255	0,96	0,77	0,88	0,92	0,04	0,23	0,12	0,08	0,89	0,76	Commission
70%	2196778	443877	67918	1067470	0,97	0,71	0,83	0,94	0,03	0,29	0,17	0,06	0,86	0,71	Commission
80%	2031954	608701	47678	1087710	0,98	0,64	0,77	0,96	0,02	0,36	0,23	0,04	0,83	0,64	Commission
90%	1794021	846634	29855	1105533	0,98	0,57	0,68	0,97	0,02	0,43	0,32	0,03	0,77	0,54	Commission

Tableau 11-6. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par le produit de neige MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Seuil de détection (%FSP)	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
10%	61999	158	7437	12823	0,89	0,99	1,00	0,63	0,11	0,01	0,00	0,37	0,91	0,72	Omission
20%	61685	472	5603	14657	0,92	0,97	0,99	0,72	0,08	0,03	0,01	0,28	0,93	0,78	Omission
30%	61077	1080	4315	15945	0,93	0,94	0,98	0,79	0,07	0,06	0,02	0,21	0,93	0,81	Omission
40%	59993	2164	3384	16876	0,95	0,89	0,97	0,83	0,05	0,11	0,03	0,17	0,93	0,81	Omission
50%	58277	3880	2638	17622	0,96	0,82	0,94	0,87	0,04	0,18	0,06	0,13	0,92	0,79	Commission
60%	56049	6108	1983	18277	0,97	0,75	0,90	0,90	0,03	0,25	0,10	0,10	0,90	0,75	Commission
70%	52829	9328	1484	18776	0,97	0,67	0,85	0,93	0,03	0,33	0,15	0,07	0,87	0,69	Commission
80%	48415	13742	1042	19218	0,98	0,58	0,78	0,95	0,02	0,42	0,22	0,05	0,82	0,60	Commission
90%	41919	20238	629	19631	0,99	0,49	0,67	0,97	0,01	0,51	0,33	0,03	0,75	0,49	Commission
Forêt de feuillus															
10%	10235	20	2327	6322	0,81	1,00	1,00	0,73	0,19	0,00	0,00	0,27	0,88	0,74	Omission
20%	10188	67	1634	7015	0,86	0,99	0,99	0,81	0,14	0,01	0,01	0,19	0,91	0,82	Omission
30%	10086	169	1116	7533	0,90	0,98	0,98	0,87	0,10	0,02	0,02	0,13	0,93	0,86	Omission
40%	9882	373	770	7879	0,93	0,95	0,96	0,91	0,07	0,05	0,04	0,09	0,94	0,88	Omission
50%	9568	687	508	8141	0,95	0,92	0,93	0,94	0,05	0,08	0,07	0,06	0,94	0,87	Commission
60%	9052	1203	317	8332	0,97	0,87	0,88	0,96	0,03	0,13	0,12	0,04	0,92	0,84	Commission
70%	8366	1889	183	8466	0,98	0,82	0,82	0,98	0,02	0,18	0,18	0,02	0,89	0,78	Commission
80%	7424	2831	83	8566	0,99	0,75	0,72	0,99	0,01	0,25	0,28	0,01	0,85	0,70	Commission
90%	6031	4224	22	8627	1,00	0,67	0,59	1,00	0,00	0,33	0,41	0,00	0,78	0,56	Commission
Forêt mixte															
10%	37040	76	6521	11936	0,85	0,99	1,00	0,65	0,15	0,01	0,00	0,35	0,88	0,71	Omission
20%	36802	314	4610	13847	0,89	0,98	0,99	0,75	0,11	0,02	0,01	0,25	0,91	0,79	Omission
30%	36134	982	3206	15251	0,92	0,94	0,97	0,83	0,08	0,06	0,03	0,17	0,92	0,82	Omission
40%	34936	2180	2178	16279	0,94	0,88	0,94	0,88	0,06	0,12	0,06	0,12	0,92	0,82	Balancée
50%	33174	3942	1380	17077	0,96	0,81	0,89	0,93	0,04	0,19	0,11	0,07	0,90	0,79	Commission
60%	30642	6474	853	17604	0,97	0,73	0,83	0,95	0,03	0,27	0,17	0,05	0,87	0,72	Commission
70%	27540	9576	453	18004	0,98	0,65	0,74	0,98	0,02	0,35	0,26	0,02	0,82	0,64	Commission
80%	23643	13473	209	18248	0,99	0,58	0,64	0,99	0,01	0,42	0,64	0,99	0,75	0,53	Commission
90%	18414	18702	68	18389	1,00	0,50	0,50	1,00	0,00	0,50	0,50	0,00	0,66	0,39	Commission
Brûlis															
10%	12995	3	1510	3489	0,90	1,00	1,00	0,70	0,10	0,00	0,00	0,30	0,92	0,77	Omission
20%	12982	16	1060	3939	0,92	1,00	1,00	0,79	0,08	0,00	0,00	0,21	0,94	0,84	Omission
30%	12939	59	757	4242	0,94	0,99	1,00	0,85	0,06	0,01	0,00	0,15	0,95	0,88	Omission
40%	12867	131	550	4449	0,96	0,97	0,99	0,89	0,04	0,03	0,01	0,11	0,96	0,90	Omission
50%	12769	229	376	4623	0,97	0,95	0,98	0,92	0,03	0,05	0,02	0,08	0,97	0,92	Omission
60%	12586	412	261	4738	0,98	0,92	0,97	0,95	0,02	0,08	0,03	0,05	0,96	0,91	Commission
70%	12287	711	166	4833	0,99	0,87	0,95	0,97	0,01	0,13	0,05	0,03	0,95	0,88	Commission
80%	11795	1203	82	4917	0,99	0,80	0,91	0,98	0,00	0,20	0,09	0,02	0,93	0,83	Commission
90%	10940	2058	42	4957	1,00	0,71	0,84	0,99	0,00	0,29	0,16	0,01	0,88	0,74	Commission

Annexe II : Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador

Terres humides															
10%	3439	6	308	1096	0,92	0,99	1,00	0,78	0,08	0,01	0,00	0,22	0,94	0,83	Omission
20%	3433	12	190	1214	0,95	0,99	1,00	0,86	0,05	0,01	0,00	0,14	0,96	0,89	Omission
30%	3426	19	121	1283	0,97	0,99	0,99	0,91	0,03	0,01	0,01	0,09	0,97	0,93	Omission
40%	3404	41	86	1318	0,98	0,97	0,99	0,94	0,02	0,03	0,01	0,06	0,97	0,94	Omission
50%	3369	76	53	1351	0,98	0,95	0,98	0,96	0,02	0,05	0,02	0,04	0,97	0,93	Balancée
60%	3292	153	32	1372	0,99	0,90	0,96	0,98	0,01	0,10	0,04	0,02	0,96	0,91	Commission
70%	3126	319	21	1383	0,99	0,81	0,91	0,99	0,01	0,19	0,09	0,02	0,93	0,84	Commission
80%	2908	537	10	1394	1,00	0,72	0,84	0,99	0,00	0,28	0,84	0,01	0,89	0,75	Commission
90%	2604	841	5	1399	1,00	0,62	0,76	1,00	0,00	0,38	0,24	0,00	0,83	0,64	Commission
Toundra et sols nus															
10%	5162	2	97	199	0,98	0,99	1,00	0,67	0,01	0,01	0,00	0,33	0,98	0,79	Omission
20%	5162	2	79	217	0,98	0,99	1,00	0,73	0,02	0,01	0,00	0,27	0,99	0,84	Omission
30%	5161	3	54	242	0,99	0,99	1,00	0,82	0,01	0,01	0,00	0,18	0,99	0,89	Omission
40%	5161	3	41	255	0,99	0,99	1,00	0,86	0,01	0,01	0,00	0,14	0,99	0,92	Omission
50%	5159	5	32	264	0,99	0,98	1,00	0,89	0,01	0,02	0,00	0,11	0,99	0,93	Omission
60%	5154	10	24	272	1,00	0,96	1,00	0,92	0,00	0,04	0,00	0,08	0,99	0,94	Balancée
70%	5137	27	15	281	1,00	0,91	0,99	0,95	0,00	0,09	0,01	0,05	0,99	0,93	Commission
80%	5070	94	4	292	1,00	0,76	0,98	0,99	0,00	0,24	0,02	0,01	0,98	0,85	Commission
90%	4893	271	3	293	0,99	0,52	0,95	0,99	0,00	0,48	0,95	0,01	0,95	0,66	Commission
Agriculture															
10%	1097	3	304	3212	0,78	1,00	1,00	0,91	0,22	0,00	0,00	0,09	0,93	0,83	Omission
20%	1096	4	203	3313	0,84	1,00	1,00	0,94	0,16	0,00	0,00	0,06	0,96	0,88	Omission
30%	1091	9	125	3391	0,90	1,00	0,99	0,96	0,10	0,00	0,01	0,04	0,97	0,92	Omission
40%	1080	20	74	3442	0,94	0,99	0,98	0,98	0,06	0,01	0,02	0,02	0,98	0,94	Omission
50%	1063	37	32	3484	0,97	0,99	0,97	0,99	0,03	0,01	0,03	0,01	0,99	0,96	Balancée
60%	1037	63	12	3504	0,99	0,98	0,94	1,00	0,01	0,02	0,06	0,00	0,98	0,95	Commission
70%	995	105	8	3508	0,99	0,97	0,90	1,00	0,01	0,03	0,10	0,00	0,98	0,93	Commission
80%	929	171	5	3511	0,99	0,95	0,84	1,00	0,01	0,05	0,16	0,00	0,96	0,89	Commission
90%	838	262	1	3515	1,00	0,93	0,76	1,00	0,00	0,07	0,24	0,00	0,94	0,83	Commission
Urbain et bâti															
10%	12	0	22	382	0,35	1,00	1,00	0,95	0,65	0,00	0,00	0,05	0,95	0,50	Omission
20%	12	0	14	390	0,46	1,00	1,00	0,97	0,54	0,00	0,00	0,03	0,97	0,62	Omission
30%	11	1	8	396	0,58	1,00	0,92	0,98	0,42	0,00	0,08	0,02	0,98	0,70	Omission
40%	11	1	5	399	0,69	1,00	0,92	0,99	0,31	0,00	0,08	0,01	0,99	0,78	Omission
50%	11	1	3	401	0,79	1,00	0,92	0,99	0,21	0,00	0,08	0,00	0,99	0,84	Omission
60%	9	3	1	403	0,90	0,99	0,75	1,00	0,10	0,01	0,25	0,00	0,99	0,81	Omission
70%	7	5	1	403	0,88	0,99	0,58	1,00	0,13	0,01	0,42	0,00	0,99	0,69	Commission
80%	7	4	0	404	1,00	0,99	0,58	1,00	0,00	0,01	0,42	0,00	0,99	0,73	Commission
90%	7	5	0,	404	1,00	0,99	0,58	1,00	0,00	0,01	0,42	0,00	0,99	0,73	Commission
Québec-et-Labrador															
10%	131979	268	18526	39459	0,88	0,99	1,00	0,68	0,12	0,01	0,00	0,32	0,90	0,74	Omission
20%	131360	887	13393	44592	0,91	0,98	0,99	0,77	0,09	0,02	0,01	0,23	0,92	0,81	Omission
30%	129925	2322	9702	48283	0,93	0,95	0,98	0,83	0,07	0,05	0,02	0,17	0,94	0,85	Omission
40%	127334	4913	7088	50897	0,95	0,91	0,96	0,88	0,05	0,09	0,04	0,12	0,94	0,85	Omission
50%	123390	8857	5022	52963	0,96	0,86	0,93	0,91	0,04	0,14	0,07	0,09	0,93	0,83	Commission
60%	117821	14426	3483	54502	0,97	0,79	0,89	0,94	0,03	0,21	0,11	0,06	0,91	0,79	Commission
70%	110287	21960	2331	55654	0,98	0,71	0,83	0,96	0,02	0,28	0,17	0,04	0,87	0,72	Commission
80%	100191	32056	1435	56550	0,99	0,64	0,76	0,98	0,01	0,36	0,24	0,02	0,82	0,64	Commission
90%	85646	46601	770	57215	0,99	0,55	0,65	0,99	0,01	0,45	0,35	0,01	0,75	0,52	Commission

Tableau 11-7. Synthèse de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur le produit de neige MODIS à 4 km de résolution spatiale par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	SDO	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
Forêt de conifères	30%	0,93	0,81	0,93	0,94	0,98	0,79	Bonne	Forte	Omission
Forêt de feuillus	40%	0,94	0,88	0,93	0,95	0,96	0,91	Bonne	Forte	Omission
Forêt mixte	30%	0,92	0,82	0,92	0,94	0,97	0,84	Bonne	Forte	Omission
Brûlis	50%	0,97	0,92	0,97	0,95	0,98	0,92	Très bonne	Forte	Omission
Terres humides	40%	0,97	0,94	0,98	0,97	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Omission
Toundra et sols nus	60%	0,99	0,94	1,00	0,96	1,00	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
Agriculture	50%	0,99	0,96	0,97	0,99	0,97	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
Urbain et bâti	50%	0,99	0,84	0,79	1,00	0,92	0,99	Très bonne	Forte	Omission
Québec-et-Labrador	40%	0,94	0,83	0,95	0,91	0,96	0,88	Bonne	Forte	Omission

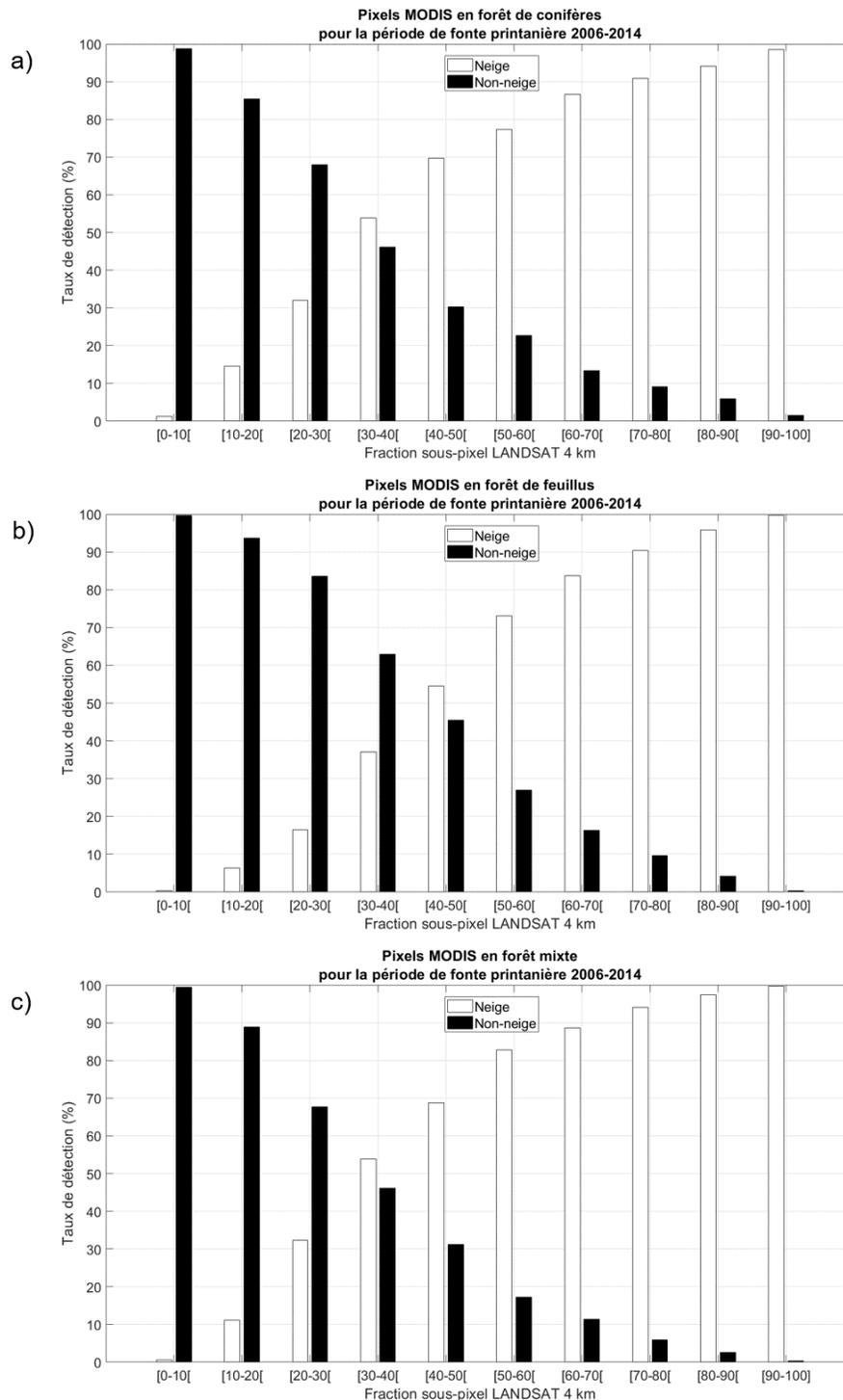


Figure 11-4. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

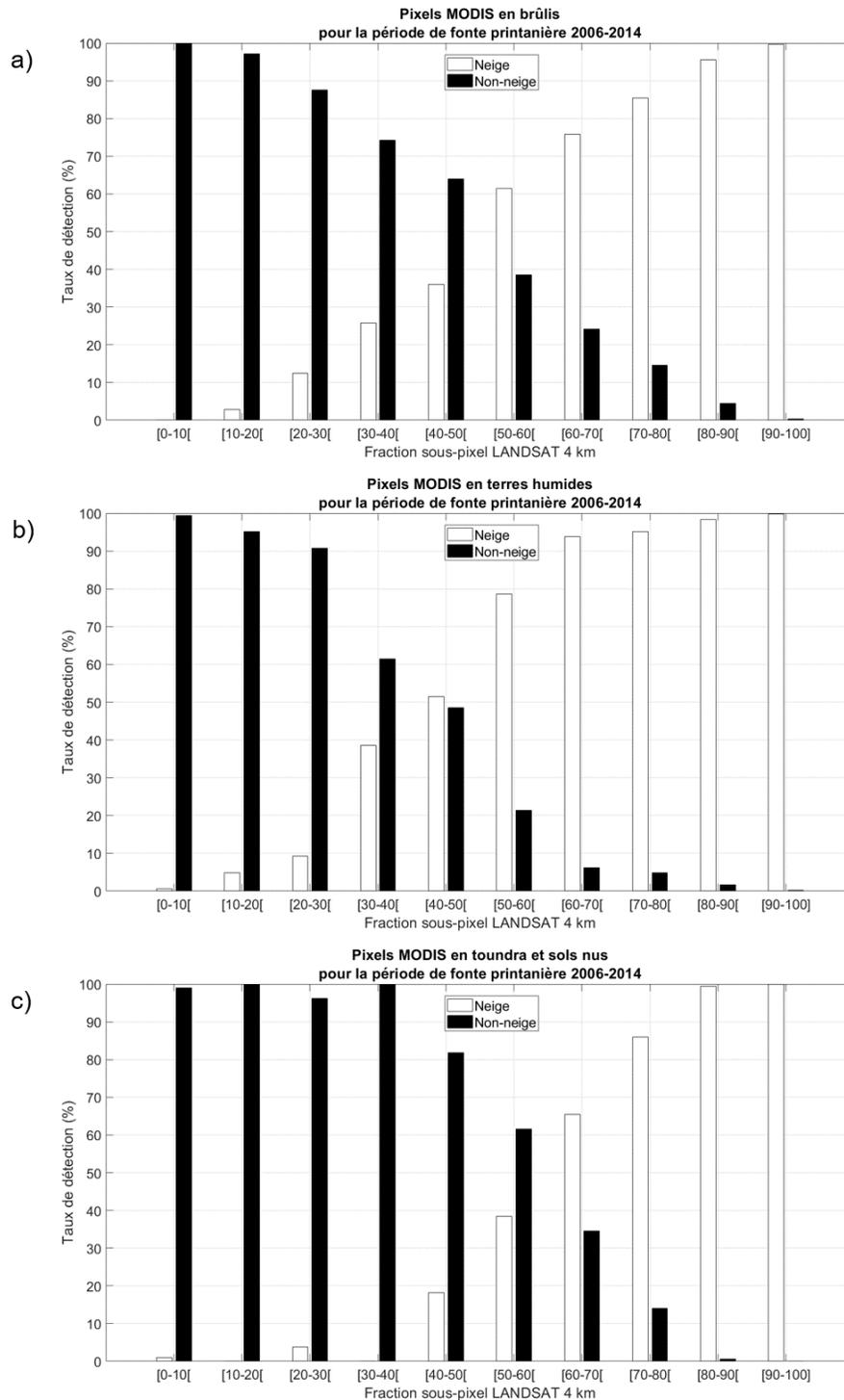


Figure 11-5. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

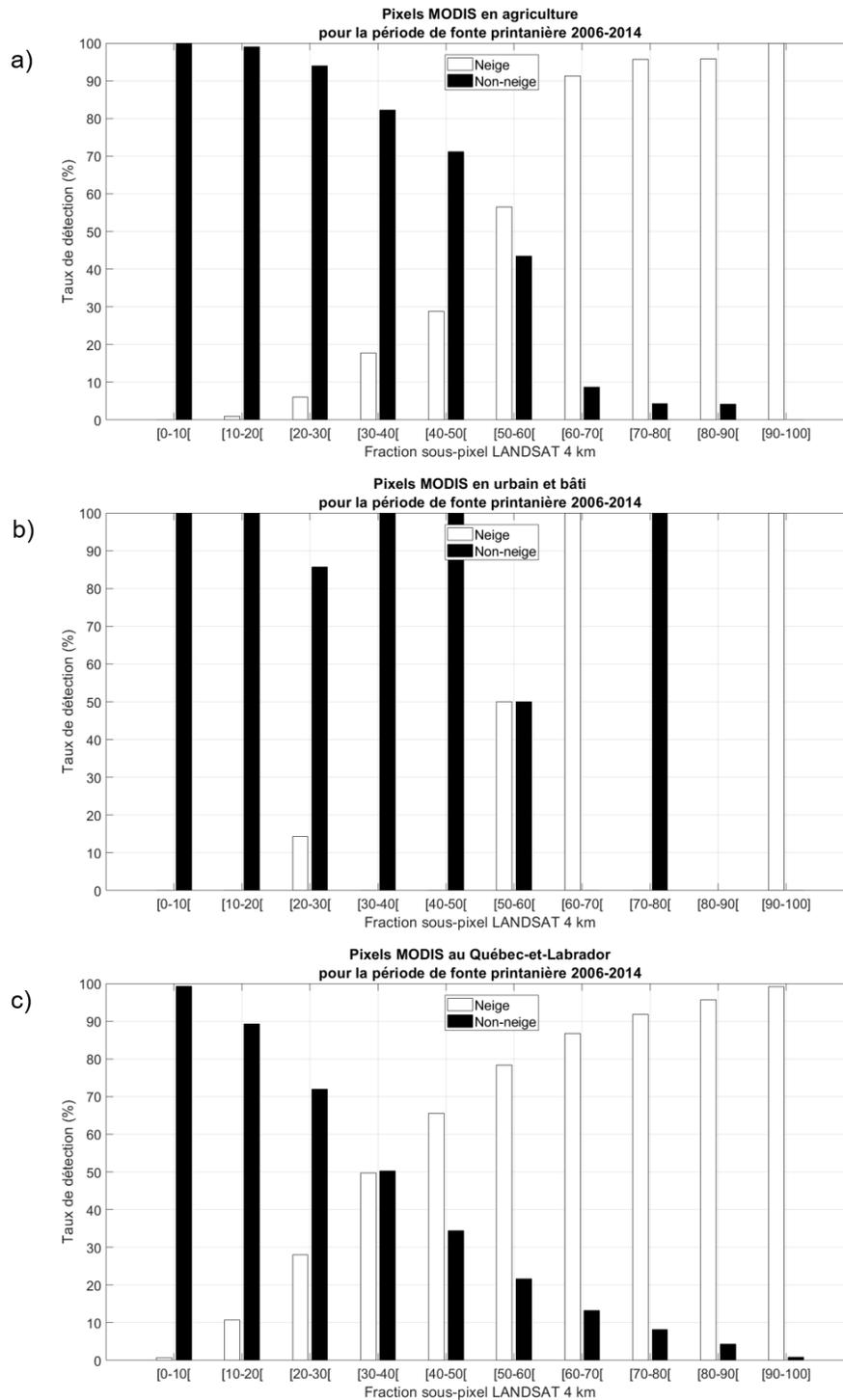


Figure 11-6. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par MODIS pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Tableau 11-8. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par le produit de neige IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Seuil de détection (%FSP)	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
10%	78880	3323	2203	10018	0,97	0,75	0,96	0,82	0,03	0,25	0,04	0,18	0,94	0,75	Commission
20%	77419	4784	1421	10800	0,98	0,69	0,94	0,88	0,02	0,31	0,06	0,12	0,94	0,74	Commission
30%	75790	6413	1022	11199	0,99	0,64	0,92	0,92	0,01	0,36	0,08	0,08	0,92	0,71	Commission
40%	78833	8370	795	11426	0,99	0,58	0,90	0,93	0,01	0,42	0,10	0,07	0,90	0,66	Commission
50%	71343	10860	579	11642	0,99	0,52	0,87	0,95	0,01	0,48	0,13	0,05	0,88	0,60	Commission
60%	68238	13965	442	11779	0,99	0,46	0,83	0,96	0,00	0,54	0,17	0,04	0,85	0,54	Commission
70%	64106	18097	329	11892	0,99	0,40	0,78	0,97	0,01	0,60	0,22	0,03	0,80	0,47	Commission
80%	58582	23621	233	11988	1,00	0,34	0,71	0,98	0,00	0,66	0,29	0,02	0,75	0,38	Commission
90%	50561	31642	147	12074	1,00	0,28	0,62	0,99	0,00	0,72	0,39	0,01	0,66	0,29	Commission
Forêt de feuillus															
10%	14652	1372	471	5125	0,97	0,79	0,91	0,92	0,03	0,21	0,09	0,08	0,91	0,79	Commission
20%	14059	1965	286	5310	0,98	0,73	0,88	0,95	0,02	0,27	0,12	0,05	0,90	0,75	Commission
30%	13492	2532	188	5408	0,99	0,68	0,84	0,97	0,01	0,32	0,16	0,03	0,87	0,71	Commission
40%	12938	3086	122	5474	0,99	0,64	0,81	0,98	0,01	0,36	0,19	0,02	0,85	0,67	Commission
50%	12315	3709	83	5513	0,99	0,60	0,77	0,99	0,01	0,40	0,23	0,02	0,83	0,62	Commission
60%	11550	4474	44	5552	1,00	0,55	0,72	0,99	0,00	0,45	0,28	0,01	0,79	0,57	Commission
70%	10559	5465	31	5565	1,00	0,50	0,66	0,99	0,00	0,50	0,34	0,01	0,75	0,50	Commission
80%	9248	6776	19	5577	1,00	0,45	0,58	1,00	0,00	0,55	0,42	0,00	0,69	0,41	Commission
90%	7458	8566	7	5589	1,00	0,39	0,47	1,00	0,00	0,61	0,53	0,00	0,60	0,31	Commission
Forêt mixte															
10%	48770	2654	1307	9703	0,97	0,79	0,95	0,88	0,03	0,21	0,05	0,12	0,94	0,79	Commission
20%	47064	4360	798	10212	0,98	0,70	0,92	0,93	0,02	0,30	0,08	0,07	0,92	0,75	Commission
30%	45204	6220	510	10500	0,99	0,63	0,88	0,95	0,01	0,37	0,12	0,05	0,89	0,69	Commission
40%	43008	8416	344	10666	0,99	0,56	0,84	0,97	0,01	0,44	0,16	0,03	0,86	0,63	Commission
50%	40407	11017	210	10800	0,99	0,50	0,79	0,98	0,00	0,51	0,21	0,02	0,82	0,55	Commission
60%	37175	14249	138	10872	1,00	0,43	0,72	0,99	0,00	0,57	0,28	0,01	0,77	0,47	Commission
70%	33038	18116	80	10930	1,00	0,38	0,65	0,99	0,00	0,62	0,35	0,01	0,71	0,39	Commission
80%	28614	22810	41	10969	1,00	0,32	0,56	1,00	0,00	0,68	0,44	0,00	0,63	0,30	Commission
90%	22282	29142	18	10992	1,00	0,27	0,43	1,00	0,00	0,73	0,57	0,00	0,53	0,21	Commission
Brûlis															
10%	17094	927	267	2656	0,98	0,74	0,95	0,91	0,02	0,26	0,05	0,09	0,94	0,78	Commission
20%	16691	1330	142	2781	0,99	0,68	0,93	0,95	0,01	0,32	0,07	0,05	0,93	0,75	Commission
30%	16332	1689	90	2833	0,99	0,63	0,91	0,97	0,01	0,37	0,09	0,03	0,92	0,71	Commission
40%	16000	2021	60	2863	1,00	0,59	0,89	0,98	0,00	0,41	0,11	0,03	0,90	0,68	Commission
50%	15636	2385	39	2884	1,00	0,55	0,87	0,99	0,00	0,45	0,13	0,01	0,88	0,64	Commission
60%	15233	2788	28	2895	1,00	0,51	0,85	0,99	0,00	0,51	0,15	0,01	0,87	0,60	Commission
70%	14703	3318	17	2906	1,00	0,47	0,82	0,99	0,00	0,53	0,18	0,01	0,84	0,55	Commission
80%	13899	4122	11	2912	1,00	0,41	0,77	1,00	0,00	0,59	0,23	0,00	0,80	0,48	Commission
90%	12689	5332	9	2914	1,00	0,35	0,70	1,00	0,00	0,65	0,30	0,00	0,75	0,40	Commission

Annexe II : Validation spatiale et analyse comparative des produits de neige disponibles sur la région du Québec-et-Labrador

Terres humides															
10%	5514	181	85	928	0,98	0,84	0,97	0,92	0,02	0,16	0,03	0,08	0,96	0,85	Commission
20%	5430	265	43	970	0,99	0,79	0,95	0,96	0,01	0,21	0,05	0,04	0,95	0,84	Commission
30%	5372	323	24	989	1,00	0,75	0,94	0,98	0,00	0,25	0,06	0,02	0,94	0,82	Commission
40%	5322	373	16	997	1,00	0,73	0,93	0,98	0,00	0,27	0,07	0,02	0,94	0,80	Commission
50%	5255	440	8	1005	1,00	0,70	0,92	0,99	0,00	0,30	0,08	0,00	0,93	0,78	Commission
60%	5152	543	5	1008	1,00	0,65	0,90	1,00	0,00	0,35	0,10	0,00	0,92	0,74	Commission
70%	4937	758	4	1009	1,00	0,57	0,87	1,00	0,00	0,43	0,13	0,00	0,89	0,66	Commission
80%	4612	1083	2	1011	1,00	0,48	0,81	1,00	0,00	0,52	0,19	0,00	0,84	0,56	Commission
90%	4061	1634	1	1012	1,00	0,38	0,71	1,00	0,00	0,62	0,29	0,00	0,76	0,43	Commission
Toundra et sols nus															
10%	6276	90	42	117	0,99	0,57	0,99	0,74	0,01	0,43	0,01	0,26	0,98	0,63	Commission
20%	6257	109	35	124	0,99	0,53	0,98	0,78	0,01	0,47	0,02	0,22	0,98	0,62	Commission
30%	6226	140	31	128	0,99	0,48	0,98	0,81	0,01	0,52	0,02	0,20	0,97	0,59	Commission
40%	6207	159	29	130	1,00	0,45	0,98	0,82	0,00	0,55	0,03	0,18	0,97	0,57	Commission
50%	6190	176	26	133	1,00	0,43	0,97	0,84	0,00	0,57	0,03	0,16	0,97	0,55	Commission
60%	6145	221	21	138	1,00	0,38	0,97	0,87	0,00	0,62	0,03	0,13	0,96	0,52	Commission
70%	6073	293	15	144	1,00	0,33	0,95	0,91	0,00	0,67	0,05	0,09	0,95	0,46	Commission
80%	5916	450	10	149	1,00	0,25	0,93	0,93	0,00	0,75	0,07	0,06	0,93	0,37	Commission
90%	5620	746	7	152	1,00	0,17	0,88	0,96	0,00	0,83	0,12	0,04	0,88	0,26	Commission
Agriculture															
10%	1994	408	57	2828	0,97	0,87	0,83	0,98	0,03	0,13	0,17	0,02	0,91	0,82	Commission
20%	1877	525	31	2854	0,98	0,84	0,78	0,99	0,02	0,16	0,22	0,01	0,89	0,78	Commission
30%	1780	622	17	2868	0,99	0,82	0,74	0,99	0,01	0,18	0,26	0,01	0,88	0,75	Commission
40%	1693	709	11	2874	0,99	0,80	0,70	1,00	0,01	0,20	0,30	0,00	0,86	0,72	Commission
50%	1589	813	6	2879	1,00	0,78	0,66	1,00	0,00	0,22	0,34	0,00	0,85	0,68	Commission
60%	1498	904	2	2883	1,00	0,76	0,62	1,00	0,00	0,24	0,38	0,00	0,83	0,64	Commission
70%	1405	997	2	2883	1,00	0,74	0,58	1,00	0,00	0,26	0,42	0,00	0,81	0,61	Commission
80%	1277	1125	2	2883	1,00	0,72	0,53	1,00	0,00	0,28	0,47	0,00	0,79	0,55	Commission
90%	1128	1274	1	2884	1,00	0,69	0,47	1,00	0,00	0,31	0,53	0,00	0,76	0,49	Commission
Urbain et bâti															
10%	109	80	1	204	0,99	0,72	0,58	1,00	0,01	0,28	0,42	0,00	0,79	0,58	Commission
20%	98	90	1	204	0,98	0,69	0,52	1,00	0,01	0,31	0,48	0,00	0,77	0,52	Commission
30%	90	99	0	205	1,00	0,67	0,48	1,00	0,00	0,33	0,52	0,00	0,75	0,49	Commission
40%	83	106	0	205	1,00	0,66	0,44	1,00	0,00	0,34	0,56	0,00	0,73	0,45	Commission
50%	77	112	0	205	1,00	0,65	0,41	1,00	0,00	0,35	0,59	0,00	0,72	0,42	Commission
60%	67	122	0	205	1,00	0,63	0,35	1,00	0,00	0,37	0,65	0,00	0,69	0,36	Commission
70%	60	129	0	205	1,00	0,61	0,32	1,00	0,00	0,39	0,68	0,00	0,67	0,33	Commission
80%	53	136	0	205	1,00	0,60	0,28	1,00	0,00	0,40	0,72	0,00	0,65	0,29	Commission
90%	41	148	0	205	1,00	0,58	0,22	1,00	0,00	0,42	0,78	0,00	0,62	0,22	Commission
Québec-et-Labrador															
10%	173289	9035	4433	31579	0,98	0,78	0,95	0,88	0,02	0,22	0,05	0,12	0,94	0,79	Commission
20%	168895	13429	2757	33255	0,98	0,71	0,93	0,92	0,02	0,29	0,07	0,08	0,93	0,76	Commission
30%	164286	18038	1882	34130	0,99	0,65	0,90	0,95	0,01	0,35	0,10	0,05	0,91	0,72	Commission
40%	159084	23240	1377	34635	0,99	0,60	0,87	0,96	0,01	0,40	0,13	0,04	0,89	0,67	Commission
50%	152812	29512	951	35061	0,99	0,54	0,84	0,97	0,01	0,46	0,16	0,03	0,86	0,62	Commission
60%	145058	37266	680	35332	1,00	0,49	0,80	0,98	0,00	0,51	0,20	0,02	0,83	0,55	Commission
70%	135151	47143	478	35534	1,00	0,43	0,74	0,99	0,00	0,57	0,26	0,01	0,78	0,48	Commission
80%	122201	60123	318	35694	1,00	0,37	0,67	0,99	0,00	0,63	0,33	0,01	0,72	0,40	Commission
90%	103840	78484	190	35822	1,00	0,31	0,57	0,99	0,00	0,69	0,43	0,01	0,64	0,30	Commission

Tableau 11-9. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	895759	15268	312169	329162	0,74	0,96	0,98	0,51	0,26	0,04	0,02	0,49	0,79	0,53	Omission
Forêt de feuillus	159511	2874	59678	142471	0,73	0,98	0,98	0,70	0,27	0,02	0,02	0,30	0,83	0,66	Omission
Forêt mixte	475315	5295	277204	299364	0,63	0,98	0,99	0,52	0,37	0,02	0,01	0,48	0,73	0,49	Omission
Brûlis	226774	3742	21082	95966	0,91	0,96	0,98	0,82	0,09	0,04	0,02	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	67396	401	7653	25229	0,90	0,98	0,99	0,77	0,10	0,02	0,01	0,23	0,92	0,81	Omission
Toundra et sols nus	90410	696	1065	5861	0,99	0,89	0,99	0,85	0,01	0,11	0,01	0,15	0,98	0,86	Balancée
Agriculture	22005	726	5200	59457	0,81	0,99	0,97	0,92	0,19	0,01	0,03	0,08	0,93	0,83	Omission
Urbain et bâti	270	15	258	7570	0,51	1,00	0,95	0,97	0,49	0,00	0,05	0,03	0,97	0,65	Omission
Québec-et-Labrador	1937440	29017	684309	965080	0,74	0,97	0,99	0,59	0,26	0,03	0,01	0,42	0,80	0,59	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	1124613	43797	83315	300633	0,93	0,87	0,96	0,78	0,07	0,13	0,04	0,22	0,92	0,77	Omission
Forêt de feuillus	202241	7460	16948	137885	0,92	0,95	0,96	0,89	0,08	0,05	0,04	0,11	0,93	0,86	Omission
Forêt mixte	690335	30036	62184	274623	0,92	0,90	0,96	0,82	0,08	0,10	0,04	0,18	0,91	0,79	Omission
Brûlis	240693	5820	7163	93888	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	73265	1436	1784	24194	0,98	0,94	0,98	0,93	0,02	0,06	0,02	0,07	0,97	0,92	Balancée
Toundra et sols nus	90736	270	739	6287	0,99	0,96	1,00	0,90	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
Agriculture	26118	888	1087	59295	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
Urbain et bâti	467	65	61	7520	0,88	0,99	0,88	0,99	0,12	0,01	0,12	0,01	0,98	0,87	Balancée
Québec-et-Labrador	2448468	89772	173281	904625	0,93	0,91	0,96	0,84	0,07	0,09	0,04	0,16	0,93	0,82	Omission

Tableau 11-10. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,79	0,53	0,74	0,96	0,98	0,51	Passable	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,83	0,66	0,73	0,98	0,98	0,70	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,73	0,49	0,63	0,98	0,99	0,52	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,96	0,98	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,92	0,81	0,90	0,98	0,99	0,77	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,86	0,99	0,89	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,93	0,83	0,81	0,99	0,97	0,92	Bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,65	0,51	1,00	0,95	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
Québec-et-Labrador	0,80	0,59	0,74	0,97	0,99	0,59	Satisfaisante	Modérée	Omission	
MODIS	Forêt de conifères	0,91	0,77	0,93	0,87	0,96	0,78	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,93	0,86	0,92	0,95	0,96	0,89	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,91	0,79	0,92	0,90	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Omission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,97	0,92	0,98	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Balancée
	Toundra et sols nus	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,98	0,87	0,88	0,99	0,88	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
Québec-et-Labrador	0,93	0,82	0,93	0,91	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission	

--- Page vide ---

Tableau 11-11. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	18487	234	8561	7881	0,68	0,97	0,99	0,48	0,32	0,03	0,01	0,52	0,75	0,48	Omission
Forêt de feuillus	4460	57	1733	5115	0,72	0,99	0,99	0,75	0,28	0,01	0,01	0,25	0,84	0,69	Omission
Forêt mixte	12154	81	8654	9249	0,58	0,99	0,99	0,52	0,42	0,01	0,01	0,48	0,71	0,46	Omission
Brûlis	5450	68	562	2481	0,91	0,97	0,99	0,82	0,09	0,03	0,01	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	1891	0	236	851	0,89	1,00	1,00	0,78	0,11	0,00	0,00	0,22	0,92	0,82	Omission
Toundra et sols nus	2180	14	18	123	0,99	0,90	0,99	0,87	0,01	0,10	0,01	0,13	0,99	0,88	Balancée
Agriculture	732	9	169	2561	0,81	1,00	0,99	0,94	0,19	0,00	0,01	0,06	0,95	0,86	Omission
Urbain et bâti	4	0	5	145	0,44	1,00	1,00	0,97	0,56	0,00	0,00	0,03	0,97	0,60	Omission
Québec-et-Labrador	45358	463	19938	28406	0,69	0,98	0,99	0,59	0,31	0,02	0,01	0,41	0,78	0,57	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	24767	529	2276	7586	0,92	0,93	0,98	0,77	0,08	0,07	0,02	0,23	0,92	0,79	Omission
Forêt de feuillus	5673	239	520	4933	0,92	0,95	0,96	0,90	0,08	0,05	0,04	0,10	0,93	0,87	Omission
Forêt mixte	18816	576	1992	8754	0,90	0,94	0,97	0,81	0,10	0,06	0,03	0,19	0,91	0,81	Omission
Brûlis	5818	121	192	2428	0,97	0,95	0,98	0,93	0,03	0,05	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	2089	17	38	834	0,98	0,98	0,99	0,96	0,02	0,02	0,01	0,04	0,98	0,96	Omission
Toundra et sols nus	2190	6	8	131	1,00	0,96	1,00	0,94	0,00	0,04	0,00	0,06	0,99	0,95	Balancée
Agriculture	881	22	20	2548	0,98	0,99	0,98	0,99	0,02	0,01	0,02	0,01	0,99	0,97	Balancée
Urbain et bâti	7	0	2	145	0,78	1,00	1,00	0,99	0,22	0,00	0,00	0,01	0,99	0,87	Omission
Québec-et-Labrador	60241	1510	5048	27359	0,92	0,95	0,98	0,84	0,08	0,05	0,02	0,16	0,93	0,84	Omission
IMS															
Forêt de conifères	26506	2891	537	5224	0,98	0,64	0,90	0,91	0,02	0,36	0,10	0,09	0,90	0,69	Commission
Forêt de feuillus	6123	1841	70	3331	0,99	0,64	0,77	0,98	0,01	0,36	0,23	0,02	0,83	0,65	Commission
Forêt mixte	20519	3398	289	5932	0,99	0,64	0,86	0,95	0,01	0,36	0,14	0,05	0,88	0,68	Commission
Brûlis	5992	1029	18	1520	1,00	0,60	0,85	0,99	0,00	0,40	0,15	0,01	0,88	0,67	Commission
Terres humides	2122	194	5	657	1,00	0,77	0,92	0,99	0,00	0,23	0,08	0,01	0,93	0,82	Commission
Toundra et sols nus	2196	76	2	61	1,00	0,45	0,97	0,97	0,00	0,55	0,03	0,03	0,97	0,60	Commission
Agriculture	899	464	2	2106	1,00	0,82	0,66	1,00	0,00	0,18	0,34	0,00	0,87	0,70	Commission
Urbain et bâti	9	42	0	103	1,00	0,71	0,18	1,00	0,00	0,29	0,82	0,00	0,73	0,22	Commission
Québec-et-Labrador	64366	9935	923	18934	0,99	0,66	0,87	0,95	0,01	0,34	0,13	0,05	0,88	0,70	Commission

Tableau 11-12. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	870818	40209	248660	392671	0,78	0,91	0,96	0,61	0,22	0,09	0,04	0,39	0,81	0,60	Omission
Forêt de feuillus	157557	4828	51788	150361	0,75	0,97	0,97	0,74	0,25	0,03	0,03	0,26	0,84	0,69	Omission
Forêt mixte	462023	18587	205444	371124	0,69	0,95	0,96	0,64	0,31	0,05	0,04	0,36	0,79	0,59	Omission
Brûlis	226774	3742	21082	95966	0,91	0,96	0,98	0,82	0,09	0,04	0,02	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	66996	801	6722	26160	0,91	0,97	0,99	0,80	0,09	0,03	0,01	0,20	0,93	0,82	Omission
Toundra et sols nus	90410	696	1065	5861	0,99	0,89	0,99	0,85	0,01	0,11	0,01	0,15	0,98	0,86	Balancée
Agriculture	22005	726	5200	59457	0,81	0,99	0,97	0,92	0,19	0,01	0,03	0,08	0,93	0,83	Omission
Urbain et bâti	270	15	258	7570	0,51	1,00	0,95	0,97	0,49	0,00	0,05	0,03	0,97	0,65	Omission
Québec-et-Labrador	1896853	69604	540219	1109170	0,78	0,94	0,96	0,67	0,22	0,06	0,04	0,33	0,83	0,65	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	1063513	104897	55965	327983	0,95	0,76	0,91	0,85	0,05	0,24	0,09	0,15	0,90	0,73	Commission
Forêt de feuillus	196969	12732	12376	142457	0,94	0,92	0,94	0,92	0,06	0,08	0,06	0,08	0,93	0,86	Balancée
Forêt mixte	635174	85197	32293	304514	0,96	0,78	0,88	0,90	0,05	0,22	0,12	0,10	0,89	0,75	Commission
Brûlis	240693	5820	7163	93888	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	72410	2291	1308	24670	0,98	0,92	0,97	0,95	0,02	0,09	0,03	0,05	0,96	0,91	Commission
Toundra et sols nus	90736	270	739	6287	0,99	0,96	1,00	0,89	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
Agriculture	26118	888	1087	59295	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
Urbain et bâti	467	65	61	7520	0,88	0,99	0,88	0,99	0,12	0,01	0,12	0,01	0,98	0,87	Balancée
Québec-et-Labrador	2326080	212160	110992	966614	0,95	0,82	0,92	0,90	0,05	0,18	0,08	0,10	0,91	0,79	Commission

Tableau 11-13. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50%de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,81	0,60	0,78	0,91	0,96	0,61	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,84	0,69	0,75	0,97	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,79	0,59	0,69	0,95	0,96	0,64	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,96	0,98	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,93	0,82	0,91	0,97	0,99	0,80	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,86	0,99	0,89	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,93	0,83	0,81	0,99	0,97	0,92	Bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,65	0,51	1,00	0,95	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,83	0,65	0,78	0,94	0,96	0,67	Satisfaisante	Modérée	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,90	0,73	0,95	0,76	0,91	0,85	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,93	0,86	0,94	0,92	0,94	0,92	Bonne	Forte	Balancée
	Forêt mixte	0,89	0,75	0,95	0,78	0,88	0,90	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,96	0,91	0,98	0,92	0,97	0,95	Très bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,89	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,98	0,87	0,88	0,99	0,88	0,99	Très bonne	Modérée	Balancée
	Québec-et-Labrador	0,91	0,79	0,95	0,82	0,92	0,90	Bonne	Modérée	Commission

Tableau 11-14. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	18011	710	6792	9650	0,73	0,93	0,96	0,59	0,27	0,07	0,04	0,41	0,79	0,56	Omission
Forêt de feuillus	4400	117	1445	5403	0,75	0,98	0,97	0,79	0,25	0,02	0,03	0,21	0,86	0,73	Omission
Forêt mixte	11836	399	6239	11664	0,65	0,97	0,97	0,65	0,35	0,03	0,03	0,35	0,78	0,58	Omission
Brûlis	5450	68	562	2481	0,91	0,97	0,99	0,82	0,09	0,03	0,01	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	1886	5	211	876	0,90	0,99	1,00	0,81	0,10	0,01	0,00	0,19	0,93	0,84	Omission
Toundra et sols nus	2185	9	19	122	0,99	0,93	1,00	0,87	0,01	0,07	0,00	0,13	0,99	0,90	Omission
Agriculture	732	9	169	2561	0,81	1,00	0,99	0,94	0,19	0,00	0,01	0,06	0,95	0,86	Omission
Urbain et bâti	4	0	5	145	0,44	1,00	1,00	0,97	0,56	0,00	0,00	0,03	0,97	0,60	Omission
Québec-et-Labrador	44504	1317	15442	32902	0,74	0,96	0,97	0,68	0,26	0,04	0,03	0,32	0,82	0,65	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	23415	1881	1383	8479	0,94	0,82	0,93	0,86	0,06	0,18	0,07	0,14	0,91	0,77	Commission
Forêt de feuillus	5500	412	345	5108	0,94	0,93	0,93	0,94	0,06	0,07	0,07	0,06	0,93	0,87	Commission
Forêt mixte	17191	2201	884	9862	0,95	0,82	0,89	0,92	0,05	0,18	0,11	0,08	0,90	0,78	Commission
Brûlis	5818	121	192	2428	0,97	0,95	0,98	0,93	0,03	0,05	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	2070	36	27	845	0,99	0,96	0,98	0,97	0,01	0,04	0,02	0,03	0,98	0,95	Commission
Toundra et sols nus	2193	3	11	128	1,00	0,98	1,00	0,92	0,01	0,02	0,00	0,08	0,99	0,95	Balancée
Agriculture	881	22	20	2458	0,98	0,99	0,98	0,99	0,02	0,01	0,02	0,01	0,99	0,97	Balancée
Urbain et bâti	7	0	2	145	0,78	1,00	1,00	0,99	0,22	0,00	0,00	0,01	0,99	0,87	Omission
Québec-et-Labrador	57075	4976	2864	29543	0,95	0,86	0,92	0,91	0,05	0,14	0,08	0,09	0,92	0,82	Commission
IMS															
Forêt de conifères	24473	4924	325	5436	0,99	0,52	0,83	0,94	0,01	0,48	0,17	0,06	0,85	0,59	Commission
Forêt de feuillus	5797	2167	48	3353	0,99	0,61	0,73	0,99	0,01	0,39	0,27	0,01	0,81	0,61	Commission
Forêt mixte	17968	5949	107	6114	0,99	0,51	0,75	0,98	0,01	0,49	0,25	0,02	0,80	0,54	Commission
Brûlis	5992	1029	18	1520	1,00	0,60	0,85	0,99	0,00	0,40	0,15	0,01	0,88	0,67	Commission
Terres humides	2094	222	3	659	1,00	0,75	0,90	1,00	0,00	0,25	0,10	0,00	0,92	0,80	Commission
Toundra et sols nus	2201	71	3	60	1,00	0,46	0,97	0,95	0,00	0,54	0,03	0,05	0,97	0,60	Commission
Agriculture	899	464	2	2106	1,00	0,82	0,66	1,00	0,00	0,18	0,34	0,00	0,87	0,70	Commission
Urbain et bâti	9	42	0	103	1,00	0,71	0,18	1,00	0,00	0,29	0,82	0,00	0,73	0,22	Commission
Québec-et-Labrador	59433	14868	506	19351	0,99	0,57	0,80	0,97	0,01	0,43	0,20	0,03	0,84	0,61	Commission

Tableau 11-15. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,79	0,56	0,73	0,93	0,96	0,59	Passable	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,86	0,73	0,75	0,98	0,97	0,79	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,78	0,58	0,65	0,97	0,97	0,65	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,97	0,99	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,93	0,84	0,90	0,99	1,00	0,81	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,89	0,99	0,93	1,00	0,87	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,95	0,86	0,81	1,00	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,60	0,44	1,00	1,00	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,82	0,65	0,74	0,96	0,97	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,91	0,77	0,94	0,82	0,93	0,86	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,93	0,97	0,94	0,93	0,93	0,94	Bonne	Forte	Commission
	Forêt mixte	0,90	0,78	0,95	0,82	0,89	0,92	Bonne	Modérée	Commission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,95	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,98	0,95	0,99	0,96	0,98	0,97	Très bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,99	0,95	1,00	0,98	1,00	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,99	0,97	0,98	0,99	0,98	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
	Urbain et bâti	0,99	0,87	0,78	1,00	1,00	0,99	Très bonne	Forte	Omission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,82	0,95	0,86	0,92	0,91	Bonne	Forte	Commission
IMS	Forêt de conifères	0,85	0,59	0,99	0,52	0,83	0,94	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,81	0,61	0,99	0,61	0,73	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Forêt mixte	0,80	0,54	0,99	0,51	0,75	0,98	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,88	0,67	1,00	0,60	0,85	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Terres humides	0,92	0,80	1,00	0,75	0,90	1,00	Bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,97	0,60	1,00	0,46	0,97	0,95	Très bonne	Modérée	Commission
	Agriculture	0,87	0,70	1,00	0,82	0,66	1,00	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Urbain et bâti	0,73	0,22	1,00	0,71	0,18	1,00	Passable	Faible	Commission
	Québec-et-Labrador	0,84	0,61	0,99	0,57	0,80	0,97	Satisfaisante	Modérée	Commission

--- Page vide ---

12. Annexe III : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol

Tableau 12-1. Paramètres de seuil de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol pour les conditions particulières de fonte printanière.

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)			
		α	β	c	p-value
Forêt de conifères	(1) $T4_{max}$	-0,021	12,039	-1424,040	0,0016
	(2) $T4_{min}$	0,010	-4,640	787,621	0,0014
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	-2,624e-04	0,144	-19,466	0,0040
	(5) $\Delta T34_{max}$	-1,496e-05	-0,119	36,329	0,0206
	(6) $R1_{min}$	1,839e-04	-0,101	13,984	0,0013
Forêt de feuillus	(1) $T4_{max}$	-0,012	7,019	-754,668	0,0011
	(2) $T4_{min}$	0,005	-2,058	444,090	0,0052
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	3,148e-05	-0,016	2,129	0,2820
	(5) $\Delta T34_{max}$	-0,005	2,512	-322,865	0,0314
	(6) $R1_{min}$	2,995e-04	-0,165	22,747	0,0003
Forêt mixte	(1) $T4_{max}$	-0,018	10,307	-1,195e+03	0,0002
	(2) $T4_{min}$	0,012	-5,778	943,117	0,0023
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	-2,076e-04	0,114	-15,350	0,0144
	(5) $\Delta T34_{max}$	-0,005	2,387	-305,271	0,0858
	(6) $R1_{min}$	1,047e-04	-0,059	8,414	0,0075
Brûlis	(1) $T4_{max}$	-0,017	9,857	-1,141e+03	0,0022
	(2) $T4_{min}$	0,013	-6,208	998,983	0,0021
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	-1,486e-04	0,080	-10,641	0,2565
	(5) $\Delta T34_{max}$	0,004	-2,137	298,835	0,0107
	(6) $R1_{min}$	1,675e-04	-0,093	13,136	0,0192
Terres humides	(1) $T4_{max}$	-0,024	13,645	-1,630e+03	0,0026
	(2) $T4_{min}$	0,012	-5,555	921,971	0,0057
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	-2,768e-04	0,151	-20,334	0,0023
	(5) $\Delta T34_{max}$	-0,004	2,206	-284,542	0,0356
	(6) $R1_{min}$	3,699e-04	-0,202	27,699	0,0519
Toundra et sols nus	(1) $T4_{max}$	-0,027	15,140	-1,855e+03	0,0003
	(2) $T4_{min}$	0,013	-6,179	968,473	<0,0001
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	-1,461e-04	0,081	-11,020	0,1286
	(5) $\Delta T34_{max}$	0,002	-0,965	160,186	<0,0001
	(6) $R1_{min}$	2,839e-04	-0,157	21,841	0,0110
Agriculture	(1) $T4_{max}$	0,005	-1,932	438,200	0,0213
	(2) $T4_{min}$	0,014	-7,113	1,155e+03	0,0516
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	3,376e-04	-0,177	23,275	0,0555
	(5) $\Delta T34_{max}$	-0,010	5,409	-739,876	0,1372
	(6) $R1_{min}$	-1,055e-04	0,049	-5,280	0,0261
Urbain et bâti	(1) $T4_{max}$	-0,025	14,339	-1,763e+03	<0,0001
	(2) $T4_{min}$	0,012	-4,939	834,362	0,0001
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000	n/a
	(4) $NDVI_{max}$	-3,184e-04	0,172	-23,025	0,0975
	(5) $\Delta T34_{max}$	-0,019	10,332	-1,393e+03	0,0015
	(6) $R1_{min}$	8,659e-04	-0,472	65,106	<0,0001

Note : Les coefficients indiqués sont en notation scientifique.

Tableau 12-2. Valeurs de percentile des seuils empiriques calculées par intervalle de température de l'air et par catégories d'occupation du sol de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol développés pour les conditions particulières de la fonte printanière.

Paramètre AVHRR	Catégorie d'occupation du sol	Intervalle de température de l'air						
		241,5K	248,5K	255,5K	262,5K	269,5K	276,5K	283,5K
T _{4max}	Forêt de conifères	n/d	262,5	273,5	277,9	286,1	290,3	289,8
	Forêt de feuillus	n/d	259,0	268,6	274,3	277,4	282,4	286,1
	Forêt mixte	n/d	262,2	271,0	277,2	284,7	287,7	289,3
	Brûlis	n/d	261,4	271,9	276,6	283,3	290,6	290,0
	Terres humides	n/d	261,1	268,9	275,7	283,8	286,4	284,2
	Toundra et sols nus	245,9	262,8	272,4	277,8	291,3	295,5	292,6
	Agriculture	n/d	n/d	270,3	277,3	279,1	286,6	292,4
	Urbain et bâti	n/d	n/d	273,5	280,0	284,0	288,4	294,7
	Écart	n/d	3,8	4,9	5,7	12,9	13,1	10,5
T _{4min}	Forêt de conifères	n/d	248,9	249,3	254,1	258,9	265,4	269,9
	Forêt de feuillus	n/d	250,9	250,5	257,5	262,9	268,3	272,0
	Forêt mixte	n/d	250,5	249,4	255,0	259,4	264,9	270,5
	Brûlis	n/d	250,2	249,5	253,6	259,6	264,8	270,3
	Terres humides	n/d	253,4	252,6	256,1	261,2	268,1	271,0
	Toundra et sols nus	242,0	242,4	245,6	252,2	255,4	263,2	271,2
	Agriculture	n/d	n/d	261,7	261,3	267,6	268,8	275,7
	Urbain et bâti	n/d	n/d	261,2	258,7	269,7	271,9	276,7
	Écart	n/d	11,0	16,1	9,1	10,8	8,7	6,8
NDVI _{max}	Forêt de conifères	n/d	0,14	0,19	0,28	0,31	0,30	0,28
	Forêt de feuillus	n/d	0,12	0,13	0,14	0,12	0,14	0,16
	Forêt mixte	n/d	0,14	0,24	0,24	0,28	0,29	0,27
	Brûlis	n/d	0,14	0,15	0,18	0,23	0,18	0,18
	Terres humides	n/d	0,09	0,18	0,24	0,25	0,24	0,23
	Toundra et sols nus	0,02	0,14	0,12	0,11	0,23	0,29	0,16
	Agriculture	n/d	n/d	0,12	0,13	0,11	0,20	0,26
	Urbain et bâti	n/d	n/d	0,08	0,10	0,09	0,14	0,10
	Écart	n/d	0,05	0,16	0,18	0,22	0,16	0,18
ΔT _{34max}	Forêt de conifères	n/d	7,3	7,6	5,6	5,2	4,5	3,8
	Forêt de feuillus	n/d	4,9	6,3	6,0	5,5	4,9	3,9
	Forêt mixte	n/d	5,7	5,4	6,5	5,6	5,5	3,6
	Brûlis	n/d	8,1	6,5	5,7	5,8	5,2	5,6
	Terres humides	n/d	5,5	6,4	6,9	6,2	6,0	5,1
	Toundra et sols nus	13,3	11,2	9,8	8,8	7,3	6,0	5,2
	Agriculture	n/d	n/d	4,4	8,2	7,8	9,6	8,9
	Urbain et bâti	n/d	n/d	6,7	10,0	9,4	9,6	8,9
	Écart	n/d	6,3	5,4	4,4	4,2	5,1	5,3
R1 _{min}	Forêt de conifères	n/d	0,21	0,14	0,11	0,08	0,09	0,09
	Forêt de feuillus	n/d	0,34	0,26	0,19	0,15	0,13	0,17
	Forêt mixte	n/d	0,21	0,19	0,13	0,11	0,11	0,11
	Brûlis	n/d	0,29	0,19	0,17	0,15	0,13	0,11
	Terres humides	n/d	0,36	0,16	0,16	0,15	0,10	0,14
	Toundra et sols nus	0,51	0,29	0,23	0,25	0,14	0,10	0,15
	Agriculture	n/d	n/d	0,32	0,29	0,25	0,15	0,11
	Urbain et bâti	n/d	n/d	0,30	0,18	0,13	0,08	0,14
	Écart	n/d	0,15	0,18	0,18	0,17	0,07	0,08

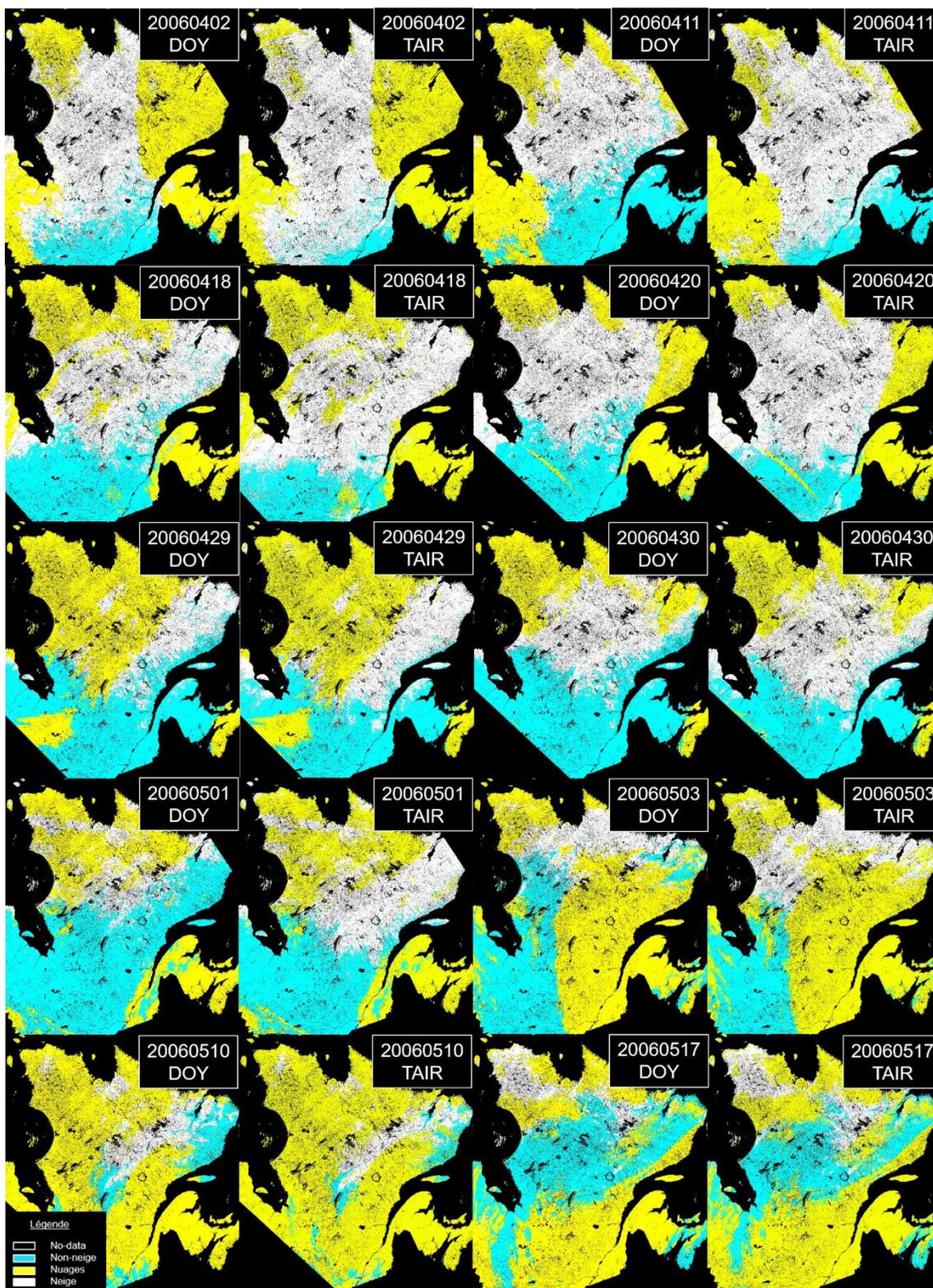


Figure 12-1. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2006.

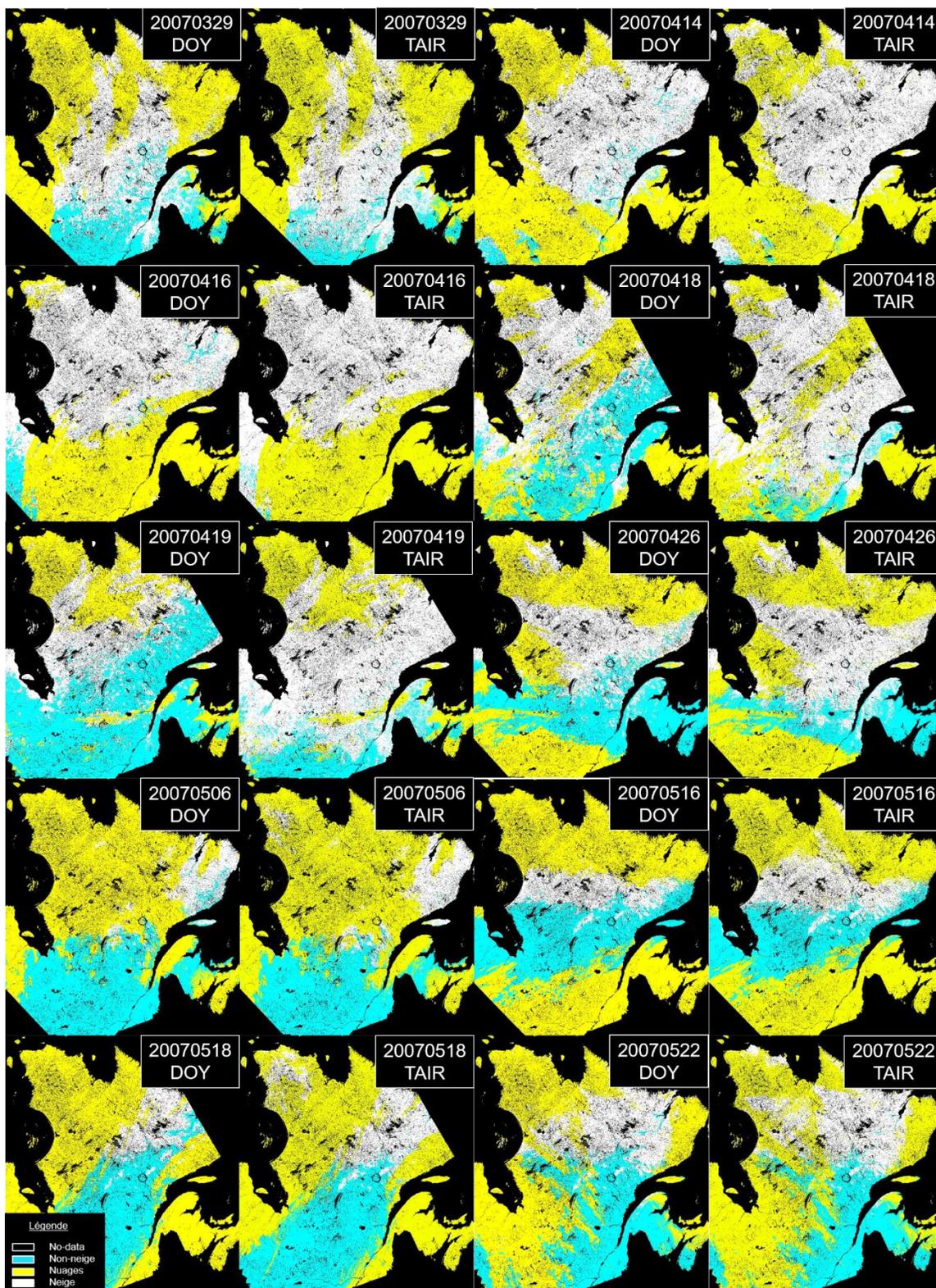


Figure 12-2. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2007.

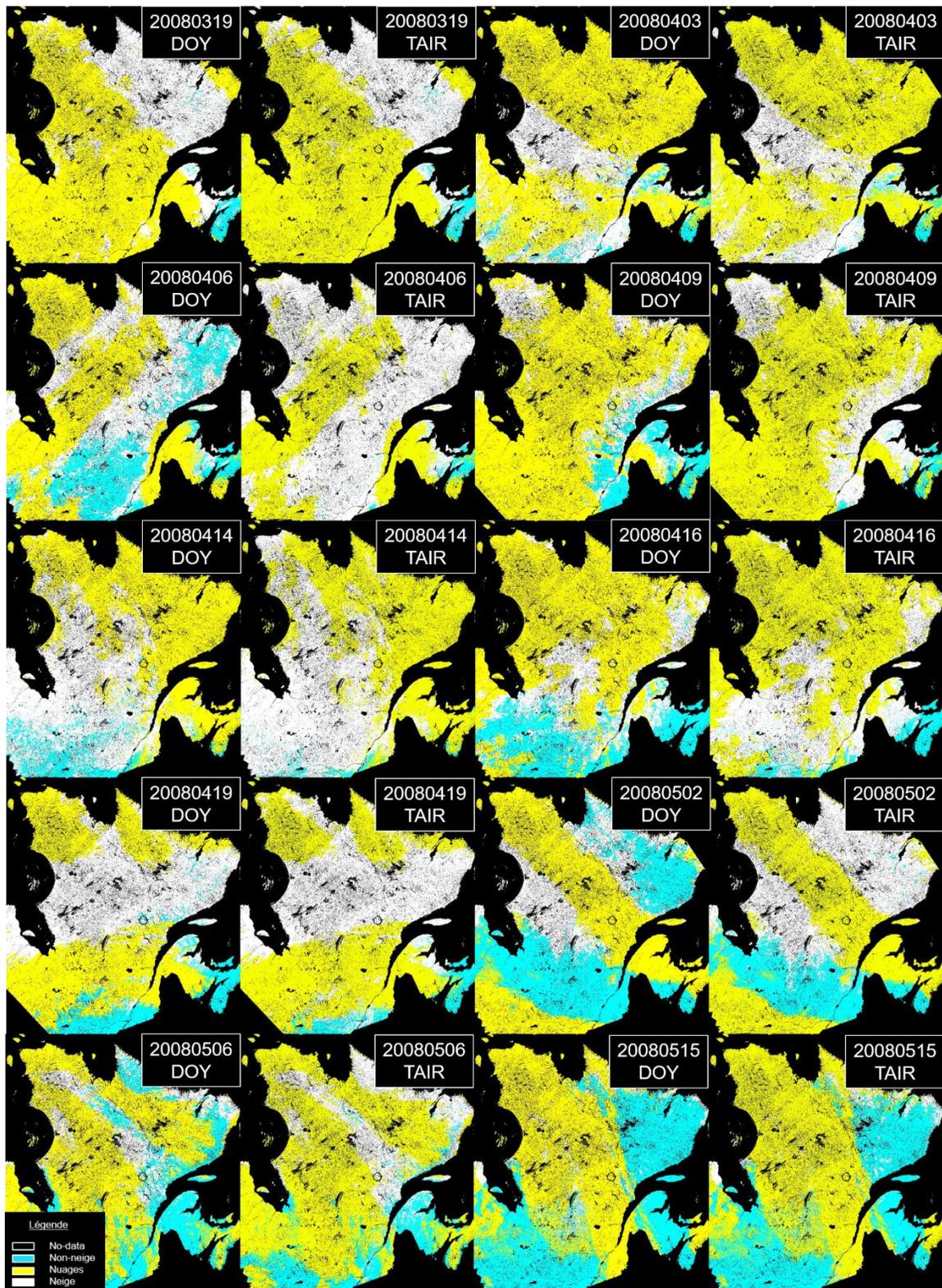


Figure 12-3. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2008.

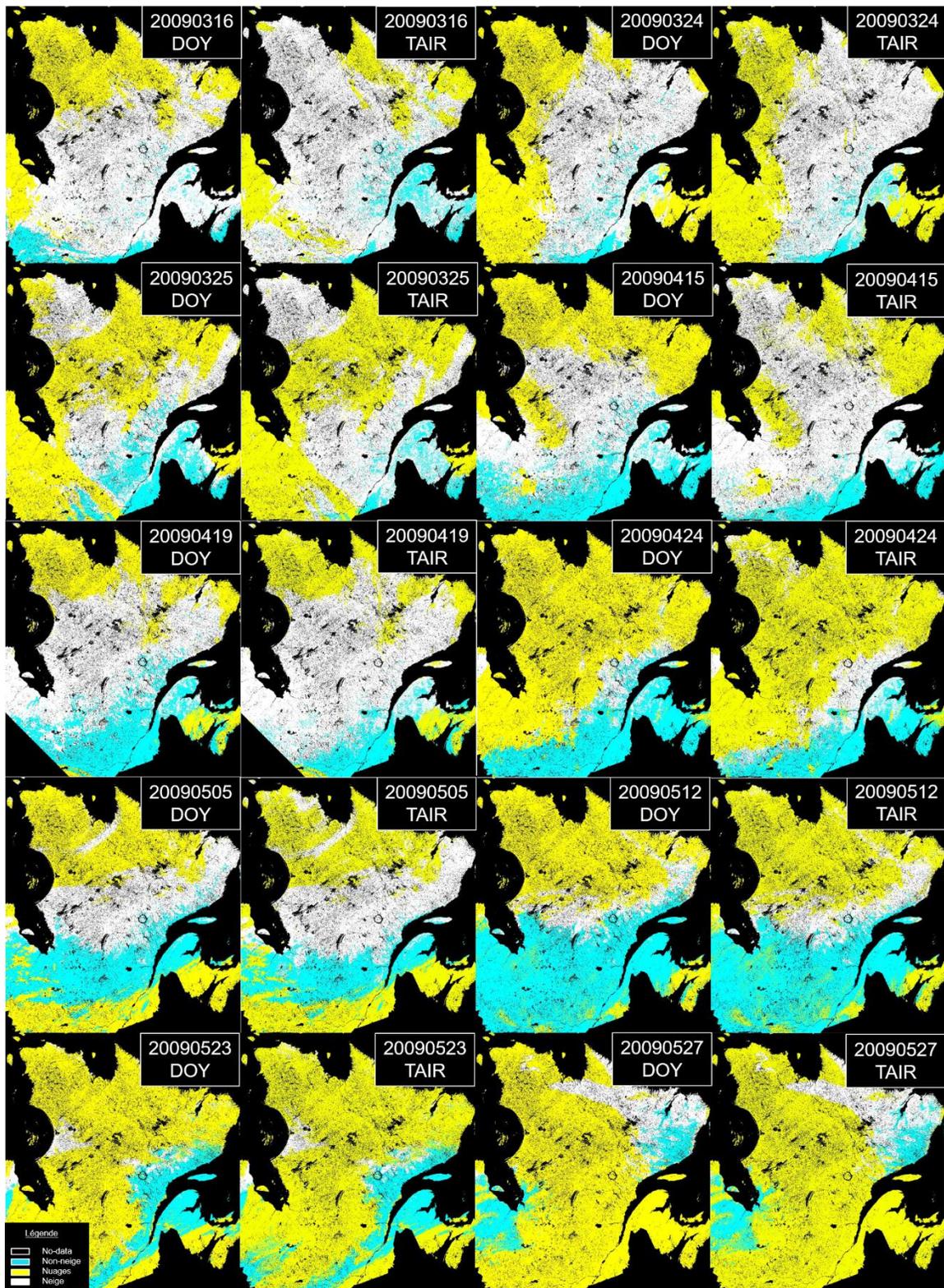


Figure 12-4. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2009.

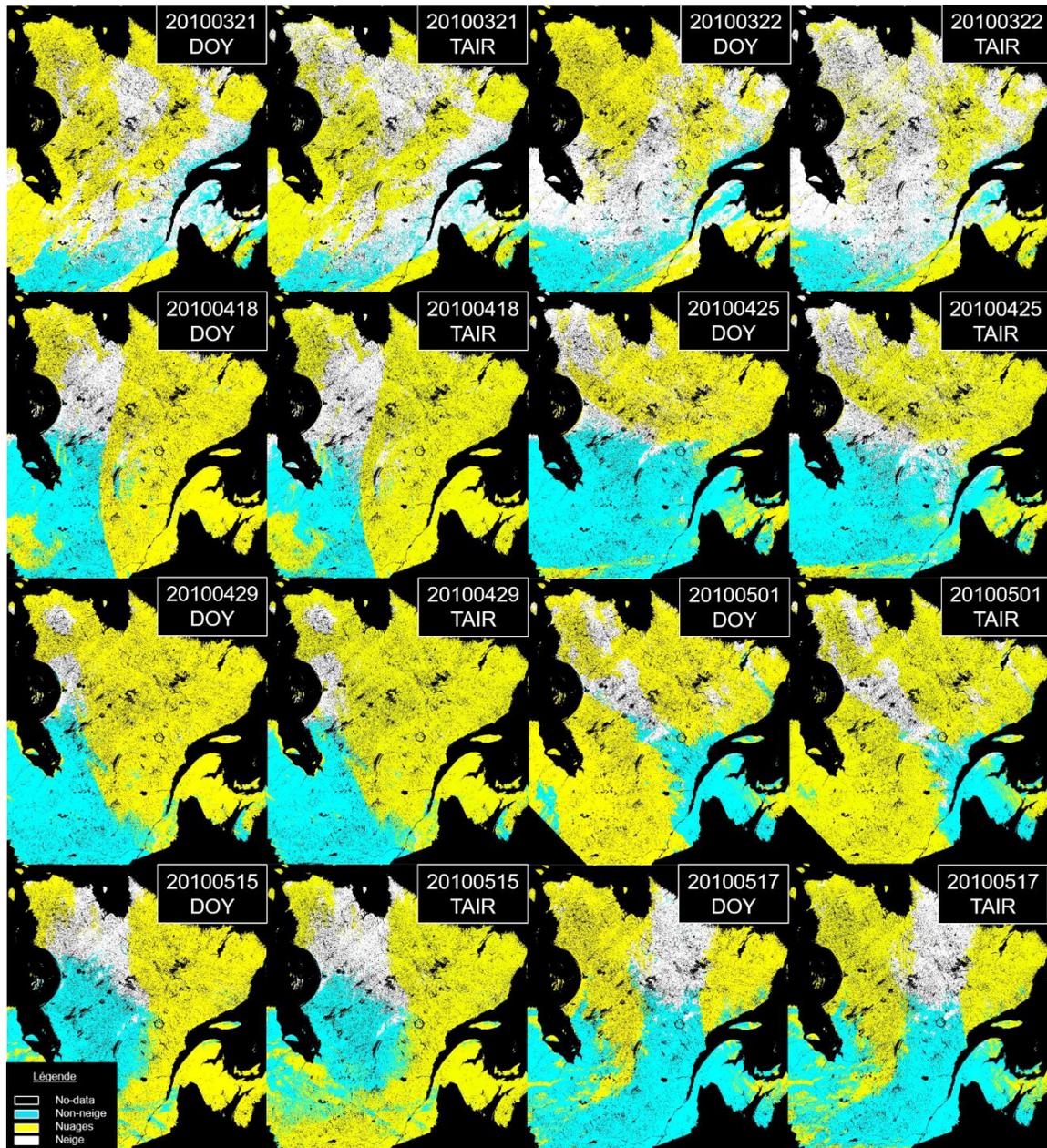


Figure 12-5. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2010.

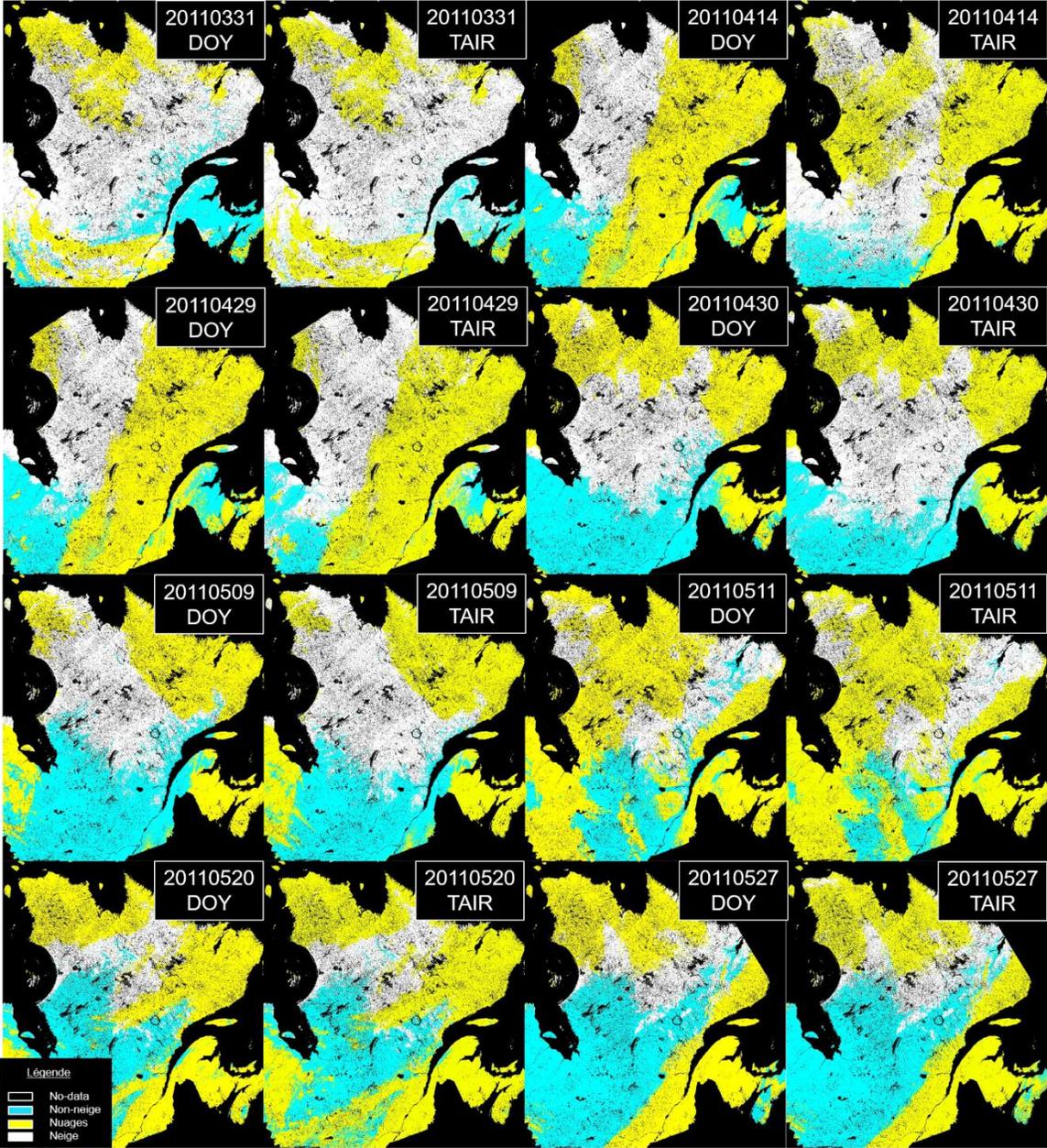


Figure 12-6. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2011.

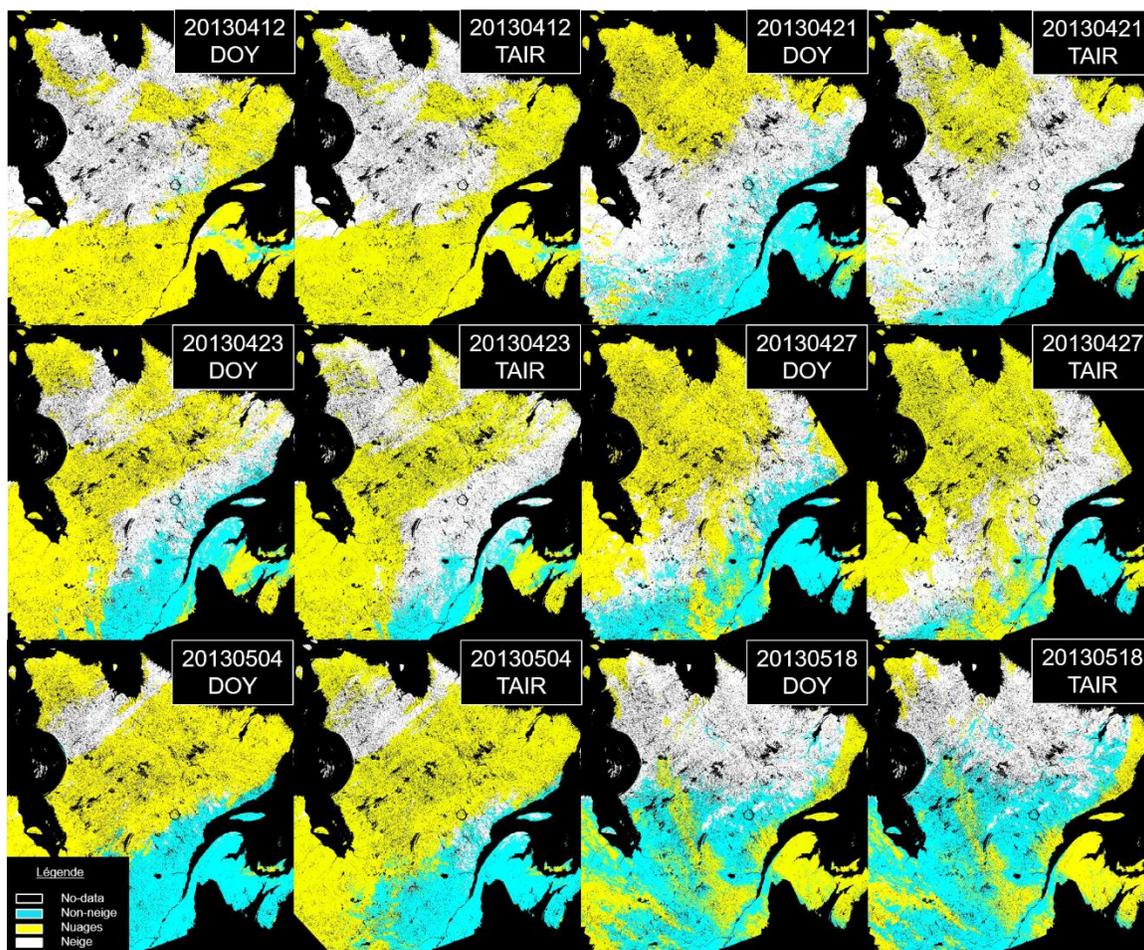


Figure 12-7. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2013.

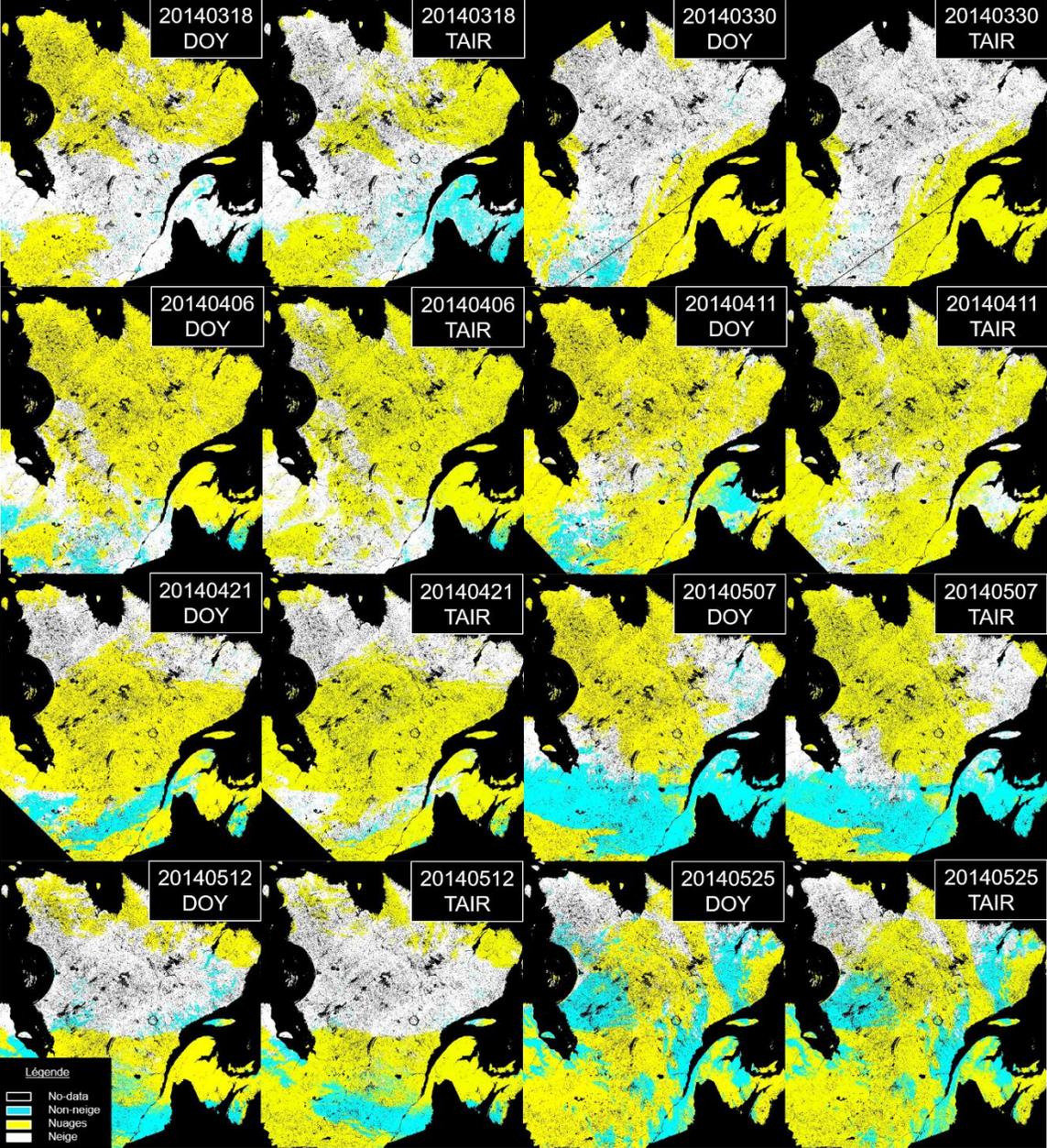


Figure 12-8. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR DOY et AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière de 2014.

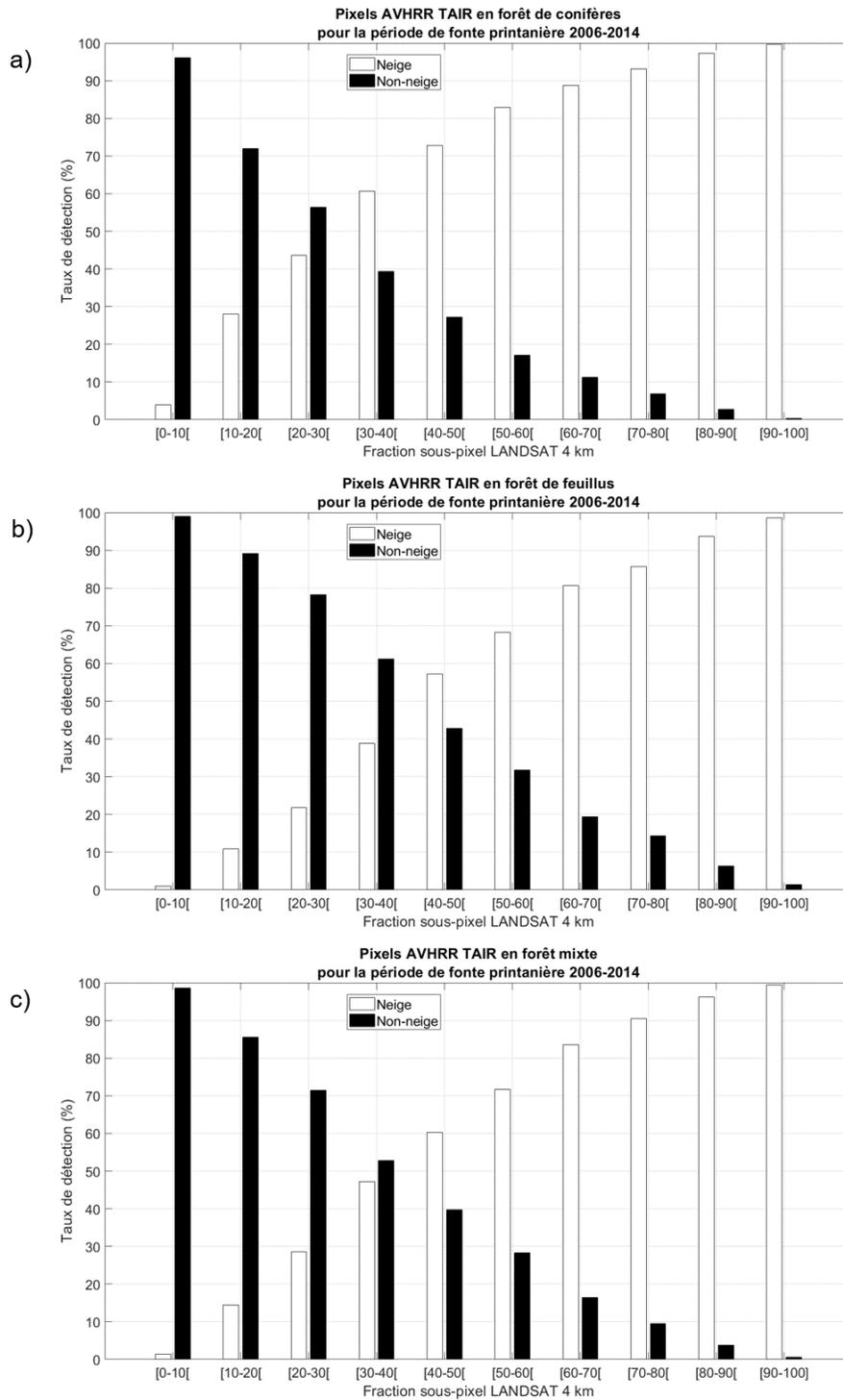


Figure 12-9. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Forêt de conifères, (b) Forêt de feuillus et (c) Forêt mixte classés par AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

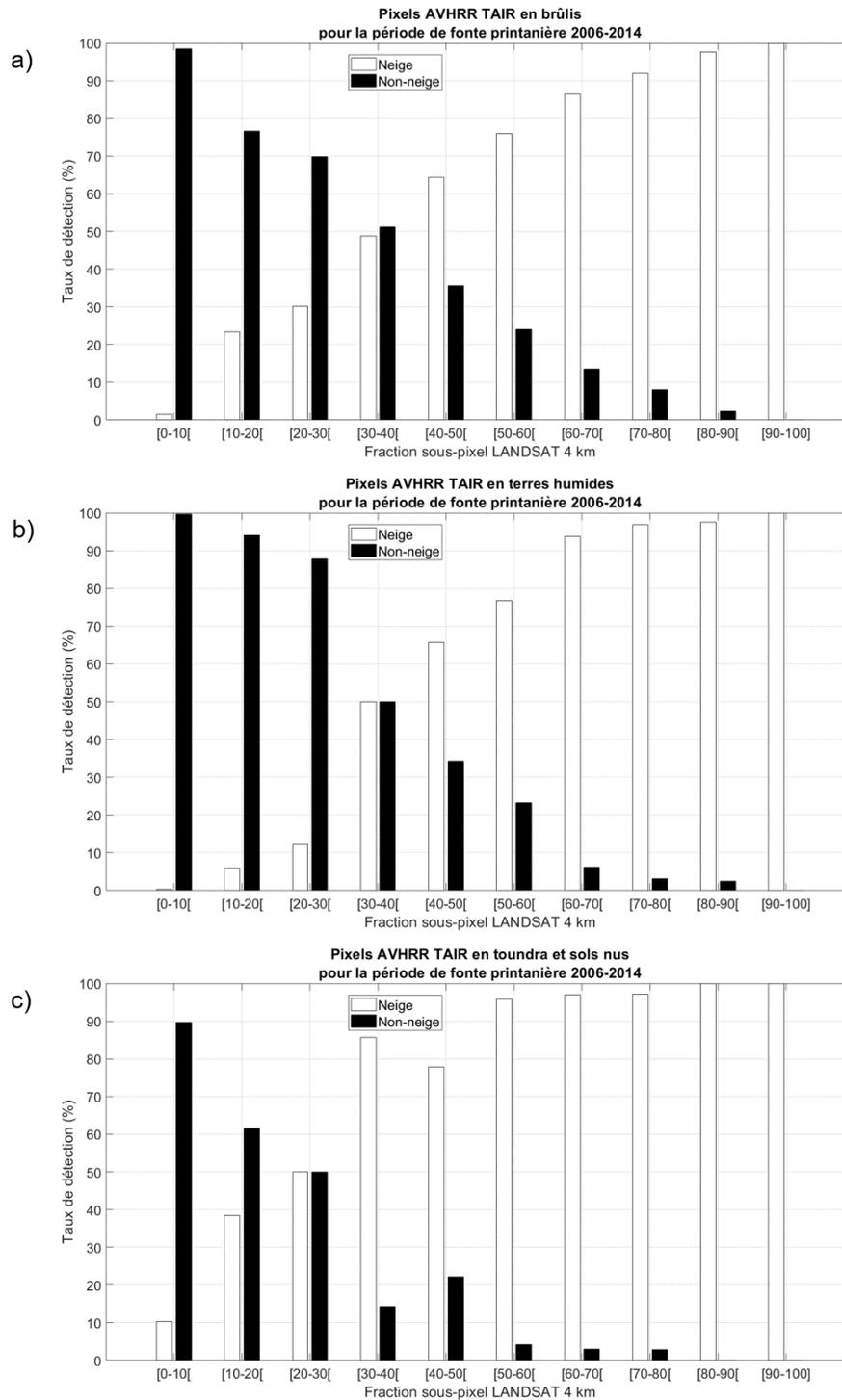


Figure 12-10. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Brûlis, (b) Terres humides et (c) Toundra et sols nus classés par AVHRR TAIR pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

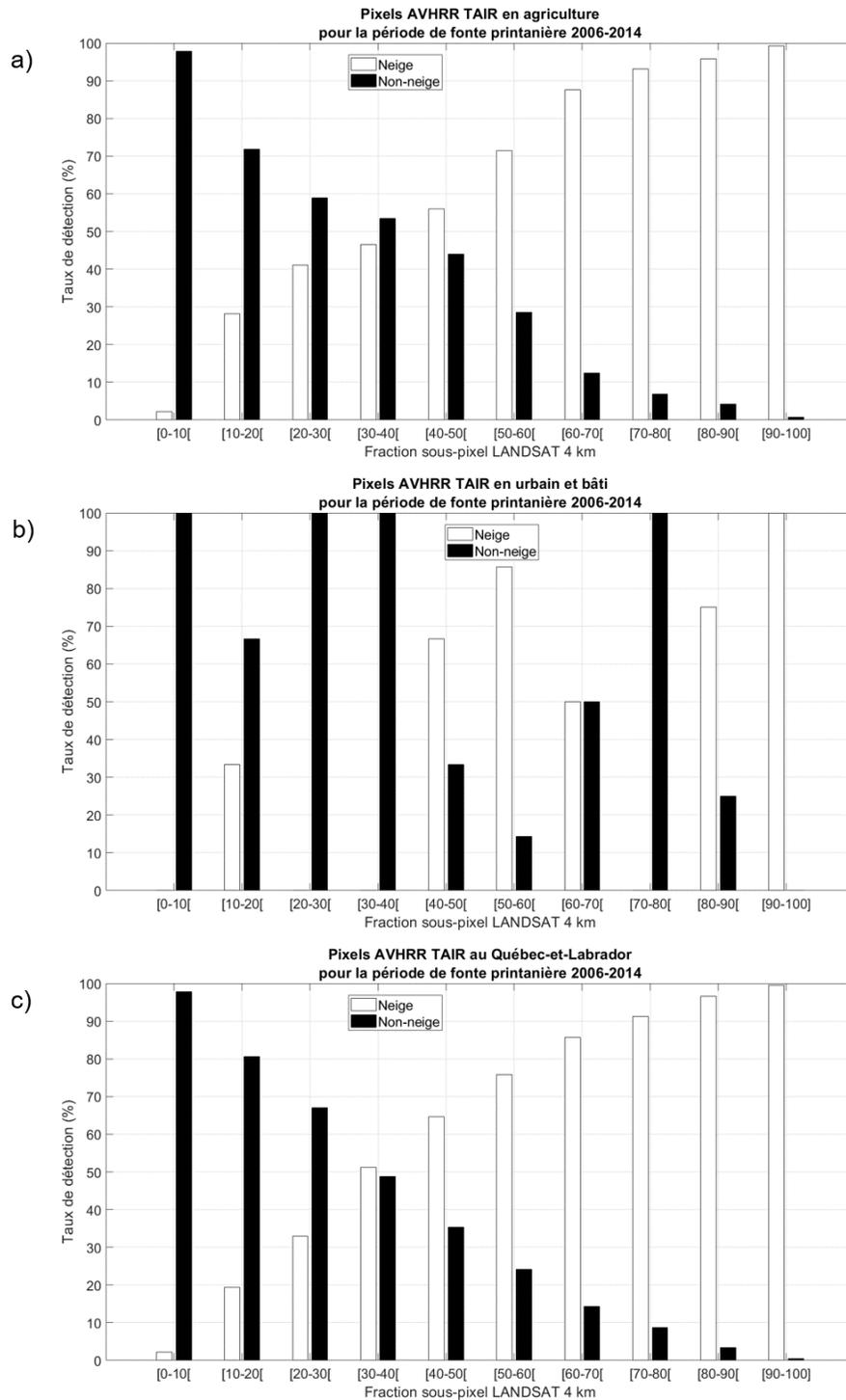


Figure 12-11. Taux de détection de neige et de non-neige par fraction sous-pixel de neige des pixels de validation à 4 km appartenant aux catégories de l'occupation du sol (a) Agriculture, (b) Urbain et bâti et (c) région du Québec-et-Labrador classés par AVHRR DOY pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Tableau 12-3. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	895759	15268	312169	329162	0,74	0,96	0,98	0,51	0,26	0,04	0,02	0,49	0,79	0,51	Omission
Forêt de feuillus	159511	2874	59678	142471	0,73	0,98	0,98	0,70	0,27	0,02	0,02	0,30	0,83	0,66	Omission
Forêt mixte	475315	5295	277204	299364	0,63	0,98	0,99	0,52	0,37	0,02	0,01	0,48	0,73	0,49	Omission
Brûlis	226774	3742	21082	95966	0,91	0,96	0,98	0,82	0,09	0,04	0,02	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	67396	401	7653	25229	0,90	0,98	0,99	0,77	0,10	0,02	0,01	0,23	0,92	0,81	Omission
Toundra et sols nus	90410	696	1065	5861	0,99	0,89	0,99	0,85	0,01	0,11	0,01	0,15	0,98	0,86	Balancée
Agriculture	22005	726	5200	59457	0,81	0,99	0,97	0,92	0,19	0,01	0,03	0,08	0,93	0,83	Omission
Urbain et bâti	270	15	258	7570	0,51	1,00	0,95	0,97	0,49	0,00	0,05	0,03	0,97	0,65	Omission
Québec-et-Labrador	1937440	29017	684309	994097	0,74	0,97	0,99	0,59	0,26	0,03	0,01	0,41	0,80	0,59	Omission
AVHRR TAIR															
Forêt de conifères	1165566	66605	42362	277825	0,96	0,81	0,95	0,87	0,04	0,19	0,05	0,13	0,93	0,79	Omission
Forêt de feuillus	170707	4533	48482	140812	0,78	0,97	0,97	0,74	0,22	0,03	0,03	0,26	0,85	0,71	Omission
Forêt mixte	674239	33441	78280	271218	0,90	0,89	0,95	0,78	0,10	0,11	0,05	0,22	0,89	0,75	Omission
Brûlis	240414	11055	7442	88653	0,97	0,89	0,96	0,92	0,03	0,11	0,04	0,08	0,95	0,87	Commission
Terres humides	71571	1242	3478	24388	0,95	0,95	0,98	0,88	0,05	0,05	0,02	0,12	0,95	0,88	Omission
Toundra et sols nus	91350	1646	125	4911	1,00	0,75	0,98	0,97	0,00	0,25	0,02	0,02	0,98	0,84	Commission
Agriculture	25367	5037	1838	55146	0,93	0,92	0,83	0,97	0,07	0,08	0,17	0,03	0,92	0,82	Commission
Urbain et bâti	436	472	92	7113	0,83	0,94	0,48	0,99	0,17	0,06	0,52	0,01	0,93	0,57	Commission
Québec-et-Labrador	2439650	124031	182099	870066	0,93	0,88	0,95	0,83	0,07	0,12	0,05	0,17	0,92	0,79	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	1124613	43797	83315	300633	0,93	0,87	0,96	0,78	0,07	0,13	0,04	0,22	0,92	0,77	Omission
Forêt de feuillus	202241	7460	16948	137885	0,92	0,95	0,96	0,89	0,08	0,05	0,04	0,11	0,93	0,86	Omission
Forêt mixte	690335	30036	62184	274623	0,92	0,90	0,96	0,82	0,08	0,10	0,04	0,18	0,91	0,79	Omission
Brûlis	240693	5820	7163	93888	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Commission
Terres humides	73265	1436	1784	24194	0,98	0,94	0,98	0,93	0,02	0,06	0,02	0,07	0,97	0,92	Balancée
Toundra et sols nus	90736	270	739	6287	0,99	0,96	1,00	0,90	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
Agriculture	26118	888	1087	59295	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
Urbain et bâti	467	65	61	7520	0,88	0,99	0,88	0,99	0,12	0,01	0,12	0,01	0,98	0,87	Balancée
Québec-et-Labrador	2448468	89772	173281	904325	0,93	0,91	0,96	0,84	0,07	0,09	0,04	0,16	0,93	0,82	Omission

Tableau 12-4. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,79	0,53	0,74	0,96	0,98	0,51	Passable	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,83	0,66	0,73	0,98	0,98	0,70	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,73	0,49	0,63	0,98	0,99	0,52	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,96	0,98	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,92	0,81	0,90	0,98	0,99	0,77	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,86	0,99	0,89	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,93	0,83	0,81	0,99	0,97	0,92	Bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,65	0,51	1,00	0,95	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,80	0,59	0,74	0,97	0,99	0,59	Satisfaisante	Modérée	Omission
AVHRR TAIR	Forêt de conifères	0,93	0,79	0,96	0,81	0,95	0,87	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,85	0,71	0,78	0,97	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,89	0,75	0,90	0,89	0,95	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Brûlis	0,95	0,87	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,95	0,88	0,95	0,95	0,98	0,88	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,84	1,00	0,75	0,98	0,98	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,92	0,82	0,93	0,92	0,83	0,97	Bonne	Forte	Commission
	Urbain et bâti	0,93	0,57	0,83	0,94	0,48	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,79	0,93	0,88	0,95	0,83	Bonne	Modérée	Omission
MODIS	Forêt de conifères	0,92	0,77	0,93	0,87	0,96	0,78	Bonne	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,93	0,86	0,92	0,95	0,96	0,89	Bonne	Forte	Omission
	Forêt mixte	0,91	0,79	0,92	0,90	0,96	0,82	Bonne	Modérée	Omission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,97	0,92	0,98	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Balancée
	Toundra et sols nus	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,98	0,87	0,88	0,99	0,88	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
	Québec-et-Labrador	0,93	0,82	0,93	0,91	0,96	0,84	Bonne	Forte	Omission

Tableau 12-5. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	18487	234	8561	7881	0,68	0,97	0,99	0,48	0,32	0,03	0,01	0,52	0,75	0,48	Omission
Forêt de feuillus	4460	57	1733	5115	0,72	0,99	0,99	0,75	0,28	0,01	0,01	0,25	0,84	0,69	Omission
Forêt mixte	12154	81	8654	9249	0,58	0,99	0,99	0,52	0,42	0,01	0,01	0,48	0,71	0,46	Omission
Brûlis	5450	68	562	2481	0,91	0,97	0,99	0,82	0,09	0,03	0,01	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	1891	0	236	851	0,89	1,00	1,00	0,78	0,11	0,00	0,00	0,22	0,92	0,82	Omission
Toundra et sols nus	2180	14	18	123	0,99	0,90	0,99	0,87	0,01	0,10	0,01	0,13	0,99	0,88	Balancée
Agriculture	732	9	169	2561	0,81	1,00	0,99	0,94	0,19	0,00	0,01	0,06	0,95	0,86	Omission
Urbain et bâti	4	0	5	145	0,44	1,00	1,00	0,97	0,56	0,00	0,00	0,03	0,97	0,60	Omission
Québec-et-Labrador	45358	463	19938	28406	0,69	0,98	0,99	0,59	0,31	0,02	0,01	0,41	0,78	0,57	Omission
AVHRR TAIR															
Forêt de conifères	25487	946	1561	7169	0,94	0,88	0,96	0,82	0,06	0,12	0,04	0,18	0,93	0,80	Omission
Forêt de feuillus	5590	282	603	4890	0,90	0,95	0,95	0,89	0,10	0,05	0,05	0,11	0,92	0,84	Omission
Forêt mixte	18235	599	2573	8731	0,88	0,94	0,97	0,77	0,12	0,06	0,03	0,23	0,89	0,77	Omission
Brûlis	5890	258	122	2291	0,98	0,90	0,96	0,95	0,02	0,10	0,04	0,05	0,96	0,89	Commission
Terres humides	2078	26	49	825	0,98	0,97	0,99	0,94	0,02	0,03	0,01	0,06	0,97	0,94	Commission
Toundra et sols nus	2195	25	3	112	1,00	0,82	0,99	0,97	0,00	0,18	0,01	0,03	0,99	0,88	Commission
Agriculture	873	104	28	2466	0,97	0,96	0,89	0,99	0,03	0,04	0,11	0,01	0,96	0,90	Commission
Urbain et bâti	9	1	0	144	1,00	0,99	0,90	1,00	0,00	0,01	0,10	0,00	0,99	0,94	Commission
Québec-et-Labrador	60357	2241	4939	26628	0,92	0,92	0,96	0,84	0,08	0,08	0,04	0,16	0,92	0,83	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	24767	529	2276	7586	0,92	0,93	0,98	0,77	0,08	0,07	0,02	0,23	0,92	0,79	Omission
Forêt de feuillus	5673	239	520	4933	0,92	0,95	0,96	0,90	0,08	0,05	0,04	0,10	0,93	0,87	Omission
Forêt mixte	18816	576	1992	8754	0,90	0,94	0,97	0,81	0,10	0,06	0,03	0,19	0,91	0,81	Omission
Brûlis	5818	121	192	2428	0,97	0,95	0,98	0,93	0,03	0,05	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	2089	17	38	834	0,98	0,98	0,99	0,96	0,02	0,02	0,01	0,04	0,98	0,96	Omission
Toundra et sols nus	2190	6	8	131	1,00	0,96	1,00	0,94	0,00	0,04	0,00	0,06	0,99	0,95	Balancée
Agriculture	881	22	20	2548	0,98	0,99	0,98	0,99	0,02	0,01	0,02	0,01	0,99	0,97	Balancée
Urbain et bâti	7	0	2	145	0,78	1,00	1,00	0,99	0,22	0,00	0,00	0,01	0,99	0,87	Omission
Québec-et-Labrador	60241	1510	5048	27359	0,92	0,95	0,98	0,84	0,08	0,05	0,02	0,16	0,93	0,84	Omission
IMS															
Forêt de conifères	26506	2891	537	5224	0,98	0,64	0,90	0,91	0,02	0,36	0,10	0,09	0,90	0,69	Commission
Forêt de feuillus	6123	1841	70	3331	0,99	0,64	0,77	0,98	0,01	0,36	0,23	0,02	0,83	0,65	Commission
Forêt mixte	20519	3398	289	5932	0,99	0,64	0,86	0,95	0,01	0,36	0,14	0,05	0,88	0,68	Commission
Brûlis	5992	1029	18	1520	1,00	0,60	0,85	0,99	0,00	0,40	0,15	0,01	0,88	0,67	Commission
Terres humides	2122	194	5	657	1,00	0,77	0,92	0,99	0,00	0,23	0,08	0,01	0,93	0,82	Commission
Toundra et sols nus	2196	76	2	61	1,00	0,45	0,97	0,97	0,00	0,55	0,03	0,03	0,97	0,60	Commission
Agriculture	899	464	2	2106	1,00	0,82	0,66	1,00	0,00	0,18	0,34	0,00	0,87	0,70	Commission
Urbain et bâti	9	42	0	103	1,00	0,71	0,18	1,00	0,00	0,29	0,82	0,00	0,73	0,22	Commission
Québec-et-Labrador	26506	2891	537	5224	0,98	0,64	0,90	0,91	0,02	0,36	0,10	0,09	0,90	0,69	Commission

Tableau 12-6. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	870818	40209	248660	392671	0,78	0,91	0,96	0,61	0,22	0,09	0,04	0,39	0,81	0,60	Omission
Forêt de feuillus	157557	4828	51788	150361	0,75	0,97	0,97	0,74	0,25	0,03	0,03	0,26	0,84	0,69	Omission
Forêt mixte	462023	18587	205444	371124	0,69	0,95	0,96	0,64	0,31	0,05	0,04	0,36	0,79	0,59	Omission
Brûlis	226774	3742	21082	95966	0,91	0,96	0,98	0,82	0,09	0,04	0,02	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	66996	801	6722	26160	0,91	0,97	0,99	0,80	0,09	0,03	0,01	0,20	0,93	0,82	Omission
Toundra et sols nus	90410	696	1065	5861	0,99	0,89	0,99	0,85	0,01	0,11	0,01	0,15	0,98	0,86	Omission
Agriculture	22005	726	5200	59457	0,81	0,99	0,97	0,92	0,19	0,01	0,03	0,08	0,93	0,83	Omission
Urbain et bâti	270	15	258	7570	0,51	1,00	0,95	0,97	0,49	0,00	0,05	0,03	0,97	0,65	Omission
Québec-et-Labrador	1896853	69604	540219	1109170	0,78	0,94	0,96	0,67	0,22	0,06	0,04	0,33	0,83	0,65	Omission
AVHRR TAIR															
Forêt de conifères	1096959	135212	22519	297668	0,98	0,69	0,89	0,93	0,02	0,31	0,11	0,07	0,90	0,73	Commission
Forêt de feuillus	167814	7426	41531	147763	0,80	0,95	0,96	0,78	0,20	0,05	0,04	0,22	0,87	0,73	Omission
Forêt mixte	623938	83742	43529	305969	0,93	0,79	0,88	0,88	0,07	0,21	0,12	0,12	0,88	0,74	Commission
Brûlis	240414	11055	7442	88653	0,97	0,89	0,96	0,92	0,03	0,11	0,04	0,08	0,95	0,87	Commission
Terres humides	70849	1964	2869	24997	0,96	0,93	0,97	0,90	0,04	0,07	0,03	0,10	0,95	0,88	Omission
Toundra et sols nus	91350	1646	125	4911	1,00	0,75	0,98	0,98	0,00	0,25	0,02	0,02	0,98	0,84	Commission
Agriculture	25367	5037	1838	55146	0,93	0,92	0,83	0,97	0,07	0,08	0,17	0,03	0,92	0,82	Commission
Urbain et bâti	436	472	92	7113	0,83	0,94	0,48	0,99	0,17	0,06	0,52	0,01	0,93	0,57	Commission
Québec-et-Labrador	2317127	246554	119945	932220	0,95	0,79	0,90	0,89	0,05	0,21	0,10	0,11	0,90	0,76	Commission
MODIS															
Forêt de conifères	1063513	104897	55965	327983	0,95	0,76	0,91	0,85	0,05	0,24	0,09	0,15	0,90	0,73	Commission
Forêt de feuillus	196969	12732	12376	142457	0,94	0,92	0,94	0,92	0,06	0,08	0,06	0,08	0,93	0,86	Balancée
Forêt mixte	635174	85197	32293	304514	0,96	0,78	0,88	0,90	0,05	0,22	0,12	0,10	0,89	0,75	Commission
Brûlis	240693	5820	7163	93888	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	72410	2291	1308	24670	0,98	0,92	0,97	0,95	0,02	0,09	0,03	0,05	0,96	0,91	Commission
Toundra et sols nus	90736	270	739	6287	0,99	0,96	1,00	0,89	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
Agriculture	26118	888	1087	59295	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
Urbain et bâti	467	65	61	7520	0,88	0,99	0,88	0,99	0,12	0,01	0,12	0,01	0,98	0,87	Balancée
Québec-et-Labrador	2326080	212160	110992	966614	0,95	0,82	0,92	0,90	0,05	0,18	0,08	0,10	0,91	0,79	Commission

Tableau 12-7. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 1 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,81	0,60	0,78	0,91	0,96	0,61	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,84	0,69	0,75	0,97	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,79	0,59	0,69	0,95	0,96	0,64	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,96	0,98	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,93	0,82	0,91	0,97	0,99	0,80	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,86	0,99	0,89	0,99	0,85	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,93	0,83	0,81	0,99	0,97	0,92	Bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,65	0,51	1,00	0,95	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,83	0,65	0,78	0,94	0,96	0,67	Satisfaisante	Modérée	Omission
AVHRR TAIR	Forêt de conifères	0,90	0,73	0,98	0,69	0,89	0,93	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,87	0,73	0,80	0,95	0,96	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,88	0,74	0,93	0,79	0,88	0,88	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,95	0,87	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,95	0,88	0,96	0,93	0,97	0,90	Très bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,98	0,84	1,00	0,75	0,98	0,98	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,92	0,82	0,93	0,92	0,83	0,97	Bonne	Forte	Commission
	Urbain et bâti	0,93	0,57	0,83	0,94	0,48	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Québec-et-Labrador	0,90	0,76	0,95	0,79	0,90	0,89	Bonne	Modérée	Commission
MODIS	Forêt de conifères	0,90	0,73	0,95	0,76	0,91	0,85	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,93	0,86	0,94	0,92	0,94	0,92	Bonne	Forte	Balancée
	Forêt mixte	0,89	0,75	0,95	0,78	0,88	0,90	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,94	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,96	0,91	0,98	0,92	0,97	0,95	Très bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,99	0,92	0,99	0,96	1,00	0,89	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,98	0,95	0,96	0,99	0,97	0,98	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,98	0,87	0,88	0,99	0,88	0,99	Très bonne	Modérée	Balancée
	Québec-et-Labrador	0,91	0,79	0,95	0,82	0,92	0,90	Bonne	Modérée	Commission

Tableau 12-8. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 4 km classés par les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR DOY															
Forêt de conifères	18011	710	6792	9650	0,73	0,93	0,96	0,59	0,27	0,07	0,04	0,41	0,79	0,56	Omission
Forêt de feuillus	4400	117	1445	5403	0,75	0,98	0,97	0,79	0,25	0,02	0,03	0,21	0,86	0,73	Omission
Forêt mixte	11836	399	6239	11664	0,65	0,97	0,97	0,65	0,35	0,03	0,03	0,35	0,78	0,58	Omission
Brûlis	5450	68	562	2481	0,91	0,97	0,99	0,82	0,09	0,03	0,01	0,18	0,93	0,83	Omission
Terres humides	1886	5	211	876	0,90	0,99	1,00	0,81	0,10	0,01	0,00	0,19	0,93	0,84	Omission
Toundra et sols nus	2185	9	19	122	0,99	0,93	1,00	0,87	0,01	0,07	0,00	0,13	0,99	0,90	Omission
Agriculture	732	9	169	2561	0,81	1,00	0,99	0,94	0,19	0,00	0,01	0,06	0,95	0,86	Omission
Urbain et bâti	4	0	5	145	0,44	1,00	1,00	0,97	0,56	0,00	0,00	0,03	0,97	0,60	Omission
Québec-et-Labrador	44504	1317	15442	32902	0,74	0,96	0,97	0,68	0,26	0,04	0,03	0,32	0,82	0,65	Omission
AVHRR TAIR															
Forêt de conifères	24013	2420	790	7940	0,97	0,77	0,91	0,91	0,03	0,23	0,09	0,09	0,91	0,77	Commission
Forêt de feuillus	5403	469	442	5051	0,92	0,92	0,92	0,92	0,08	0,09	0,08	0,08	0,92	0,84	Balancée
Forêt mixte	16797	2037	1278	10026	0,93	0,83	0,89	0,89	0,07	0,17	0,11	0,11	0,89	0,77	Commission
Brûlis	5890	258	122	2291	0,98	0,90	0,96	0,95	0,02	0,10	0,04	0,05	0,96	0,89	Commission
Terres humides	2060	44	37	837	0,98	0,95	0,98	0,96	0,02	0,05	0,02	0,04	0,97	0,93	Balancée
Toundra et sols nus	2200	20	4	111	1,00	0,85	0,99	0,97	0,00	0,15	0,01	0,03	0,99	0,90	Commission
Agriculture	873	104	28	2466	0,97	0,96	0,89	0,99	0,03	0,04	0,11	0,01	0,96	0,90	Commission
Urbain et bâti	9	1	0	144	1,00	0,99	0,90	1,00	0,00	0,01	0,10	0,00	0,99	0,94	Commission
Québec-et-Labrador	57245	5353	2701	28886	0,95	0,84	0,91	0,91	0,05	0,16	0,09	0,09	0,91	0,81	Commission
MODIS															
Forêt de conifères	23415	1881	1383	8479	0,94	0,82	0,93	0,86	0,06	0,18	0,07	0,14	0,91	0,77	Commission
Forêt de feuillus	5500	412	345	5108	0,94	0,93	0,93	0,94	0,06	0,07	0,07	0,06	0,93	0,87	Commission
Forêt mixte	17191	2201	884	9862	0,95	0,82	0,89	0,92	0,05	0,18	0,11	0,08	0,90	0,78	Commission
Brûlis	5818	121	192	2428	0,97	0,95	0,98	0,93	0,03	0,05	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	2070	36	27	845	0,99	0,96	0,98	0,97	0,01	0,04	0,02	0,03	0,98	0,95	Commission
Toundra et sols nus	2193	3	11	128	1,00	0,98	1,00	0,92	0,01	0,02	0,00	0,08	0,99	0,95	Balancée
Agriculture	881	22	20	2458	0,98	0,99	0,98	0,99	0,02	0,01	0,02	0,01	0,99	0,97	Balancée
Urbain et bâti	7	0	2	145	0,78	1,00	1,00	0,99	0,22	0,00	0,00	0,01	0,99	0,87	Omission
Québec-et-Labrador	57075	4976	2864	29543	0,95	0,86	0,92	0,91	0,05	0,14	0,08	0,09	0,92	0,82	Commission
IMS															
Forêt de conifères	24473	4924	325	5436	0,99	0,52	0,83	0,94	0,01	0,48	0,17	0,06	0,85	0,59	Commission
Forêt de feuillus	5797	2167	48	3353	0,99	0,61	0,73	0,99	0,01	0,39	0,27	0,01	0,81	0,61	Commission
Forêt mixte	17968	5949	107	6114	0,99	0,51	0,75	0,98	0,01	0,49	0,25	0,02	0,80	0,54	Commission
Brûlis	5992	1029	18	1520	1,00	0,60	0,85	0,99	0,00	0,40	0,15	0,01	0,88	0,67	Commission
Terres humides	2094	222	3	659	1,00	0,75	0,90	1,00	0,00	0,25	0,10	0,00	0,92	0,80	Commission
Toundra et sols nus	2201	71	3	60	1,00	0,46	0,97	0,95	0,00	0,54	0,03	0,05	0,97	0,60	Commission
Agriculture	899	464	2	2106	1,00	0,82	0,66	1,00	0,00	0,18	0,34	0,00	0,87	0,70	Commission
Urbain et bâti	9	42	0	103	1,00	0,71	0,18	1,00	0,00	0,29	0,82	0,00	0,73	0,22	Commission
Québec-et-Labrador	59433	14868	506	19351	0,99	0,57	0,80	0,97	0,01	0,43	0,20	0,03	0,84	0,61	Commission

Tableau 12-9. Synthèse de l'analyse comparative de validation à 4 km de résolution spatiale réalisée sur les produits de neige AVHRR DOY, AVHRR TAIR, MODIS et IMS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014. Un seuil de 50% de FSP est appliqué sur toutes les catégories de l'occupation du sol.

Produit de neige	Catégorie d'occupation du sol	TSG	k	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
AVHRR DOY	Forêt de conifères	0,79	0,56	0,73	0,93	0,96	0,59	Passable	Modérée	Omission
	Forêt de feuillus	0,86	0,73	0,75	0,98	0,97	0,79	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Forêt mixte	0,78	0,58	0,65	0,97	0,97	0,65	Passable	Modérée	Omission
	Brûlis	0,93	0,83	0,91	0,97	0,99	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,93	0,84	0,90	0,99	1,00	0,81	Bonne	Forte	Omission
	Toundra et sols nus	0,99	0,89	0,99	0,93	1,00	0,87	Très bonne	Forte	Omission
	Agriculture	0,95	0,86	0,81	1,00	0,99	0,94	Très bonne	Forte	Omission
	Urbain et bâti	0,97	0,60	0,44	1,00	1,00	0,97	Très bonne	Modérée	Omission
	Québec-et-Labrador	0,82	0,65	0,74	0,96	0,97	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission
AVHRR TAIR	Forêt de conifères	0,91	0,77	0,97	0,77	0,91	0,91	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,92	0,84	0,92	0,92	0,92	0,92	Bonne	Forte	Balancée
	Forêt mixte	0,89	0,77	0,93	0,83	0,89	0,89	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,96	0,89	0,98	0,90	0,96	0,95	Très bonne	Forte	Commission
	Terres humides	0,97	0,93	0,98	0,95	0,98	0,96	Très bonne	Forte	Balancée
	Toundra et sols nus	0,99	0,90	1,00	0,85	0,99	0,97	Très bonne	Forte	Commission
	Agriculture	0,96	0,90	0,97	0,96	0,89	0,99	Très bonne	Forte	Commission
	Urbain et bâti	0,96	0,94	1,00	0,99	0,90	1,00	Très bonne	Forte	Commission
	Québec-et-Labrador	0,91	0,81	0,95	0,84	0,91	0,91	Bonne	Forte	Commission
MODIS	Forêt de conifères	0,91	0,77	0,94	0,82	0,93	0,86	Bonne	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,93	0,97	0,94	0,93	0,93	0,94	Bonne	Forte	Commission
	Forêt mixte	0,90	0,78	0,95	0,82	0,89	0,92	Bonne	Modérée	Commission
	Brûlis	0,96	0,91	0,97	0,95	0,98	0,93	Très bonne	Forte	Omission
	Terres humides	0,98	0,95	0,99	0,96	0,98	0,97	Très bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,99	0,95	1,00	0,98	1,00	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
	Agriculture	0,99	0,97	0,98	0,99	0,98	0,99	Très bonne	Forte	Balancée
	Urbain et bâti	0,99	0,87	0,78	1,00	1,00	0,99	Très bonne	Forte	Omission
	Québec-et-Labrador	0,92	0,82	0,95	0,86	0,92	0,91	Bonne	Forte	Commission
IMS	Forêt de conifères	0,85	0,59	0,99	0,52	0,83	0,94	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Forêt de feuillus	0,81	0,61	0,99	0,61	0,73	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Forêt mixte	0,80	0,54	0,99	0,51	0,75	0,98	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Brûlis	0,88	0,67	1,00	0,60	0,85	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Terres humides	0,92	0,80	1,00	0,75	0,90	1,00	Bonne	Forte	Commission
	Toundra et sols nus	0,97	0,60	1,00	0,46	0,97	0,95	Très bonne	Modérée	Commission
	Agriculture	0,87	0,70	1,00	0,82	0,66	1,00	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Urbain et bâti	0,73	0,22	1,00	0,71	0,18	1,00	Passable	Faible	Commission
	Québec-et-Labrador	0,84	0,61	0,99	0,57	0,80	0,97	Satisfaisante	Modérée	Commission

--- Page vide ---

Tableau 12-10. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR DOY par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Intervalle Tair	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k
Forêt de conifères														
252-259K	42952	1061	2410	340	0,95	0,24	0,98	0,12	0,05	0,76	0,02	0,88	0,93	0,13
259-266K	226128	1175	12175	654	0,95	0,36	0,99	0,05	0,05	0,64	0,00	0,95	0,94	0,08
266-273K	375104	890	96860	5185	0,80	0,85	1,00	0,05	0,21	0,15	0,00	0,95	0,80	0,07
273-280K	267269	5035	174177	135302	0,61	0,96	0,98	0,44	0,39	0,04	0,02	0,56	0,69	0,40
280-287K	67276	477	73092	132101	0,48	1,00	0,99	0,64	0,52	0,00	0,01	0,36	0,73	0,47
287-294K	5605	151	7551	32464	0,57	0,99	0,97	0,81	0,57	0,00	0,03	0,19	0,83	0,51
Forêt de feuillus														
252-259K	9774	23	22	0	1,00	0,00	1,00	0,00	0,00	1,00	0,00	1,00	1,00	0,00
259-266K	34230	336	760	199	0,98	0,37	0,99	0,21	0,02	0,63	0,01	0,79	0,97	0,25
266-273K	62404	1328	10955	4734	0,85	0,78	0,98	0,30	0,15	0,22	0,02	0,70	0,85	0,37
273-280K	60624	1340	36529	70367	0,62	0,98	0,98	0,66	0,38	0,02	0,02	0,34	0,78	0,57
280-287K	10324	182	16066	70263	0,39	1,00	0,98	0,81	0,61	0,00	0,02	0,19	0,83	0,48
287-294K	192	2	2208	5006	0,08	1,00	0,99	0,69	0,92	0,00	0,01	0,31	0,70	0,10
Forêt mixte														
252-259K	29169	149	466	15	0,98	0,09	0,99	0,03	0,02	0,91	0,01	0,97	0,98	0,04
259-266K	121302	711	8456	560	0,93	0,44	0,99	0,06	0,07	0,56	0,01	0,94	0,93	0,09
266-273K	189447	2046	62021	14118	0,75	0,87	0,99	0,19	0,25	0,13	0,01	0,81	0,76	0,23
273-280K	150454	2411	157706	123697	0,49	0,98	0,98	0,44	0,51	0,02	0,02	0,56	0,63	0,34
280-287K	27874	306	58878	161942	0,31	1,00	0,99	0,73	0,68	0,00	0,01	0,27	0,76	0,38
287-294K	772	15	4464	13549	0,15	1,00	0,98	0,75	0,85	0,00	0,02	0,25	0,76	0,20
Brûlis														
252-259K	7141	116	23	1	1,00	0,01	0,98	0,04	0,00	0,99	0,02	0,96	0,98	0,01
259-266K	64371	258	195	17	1,00	0,06	1,00	0,08	0,00	0,94	0,00	0,92	0,99	0,07
266-273K	102712	1069	4408	1309	0,96	0,55	0,99	0,23	0,04	0,45	0,01	0,77	0,95	0,30
273-280K	61792	3079	15277	58852	0,80	0,95	0,95	0,79	0,20	0,05	0,05	0,21	0,87	0,74
280-287K	11171	249	5164	35495	0,68	0,99	0,98	0,87	0,32	0,01	0,02	0,13	0,90	0,74
287-294K	206	18	439	5633	0,32	1,00	0,92	0,93	0,68	0,00	0,08	0,07	0,93	0,44
Terres humides														
252-259K	13564	94	32	0	1,00	0,00	0,99	0,00	0,00	1,00	0,99	0,00	0,99	0,00
259-266K	32636	91	362	19	0,99	0,17	1,00	0,05	0,01	0,83	0,00	0,95	0,99	0,07
266-273K	31067	76	2261	353	0,93	0,82	1,00	0,14	0,07	0,18	0,00	0,87	0,93	0,21
273-280K	4847	157	3893	19671	0,55	0,99	0,97	0,83	0,45	0,01	0,03	0,17	0,86	0,62
280-287K	1168	35	1526	5332	0,43	0,99	0,97	0,78	0,57	0,01	0,03	0,22	0,81	0,50
287-294K	12	0	75	459	0,15	1,00	1,00	0,86	0,85	0,00	0,00	0,14	0,86	0,23
Toundra et sols nus														
252-259K	20136	1	0	0	1,00	0,00	1,00	n/a	0,00	1,00	0,00	n/a	1,00	0,00
259-266K	10810	0	4	0	1,00	n/a	1,00	0,00	0,00	n/a	0,00	n/a	1,00	0,00
266-273K	22643	241	239	194	0,99	0,45	0,99	0,45	0,01	0,55	0,01	0,55	0,98	0,44
273-280K	35411	897	1020	3439	0,97	0,79	0,98	0,77	0,03	0,21	0,02	0,23	0,95	0,76
280-287K	8796	60	656	2365	0,93	0,98	0,99	0,78	0,07	0,02	0,01	0,22	0,94	0,83
287-294K	2	0	3	517	0,40	1,00	1,00	0,99	0,60	0,00	0,00	0,01	0,99	0,57

Agriculture														
252-259K	266	0	0	0	1,00	n/a	1,00	n/a	0,00	n/a	0,00	n/a	1,00	n/a
259-266K	6981	33	9	9	1,00	0,21	1,00	0,50	0,00	0,79	0,00	0,50	0,99	0,30
266-273K	5692	516	373	590	0,94	0,53	0,92	0,61	0,06	0,47	0,08	0,39	0,88	0,50
273-280K	10678	493	4436	42848	0,71	0,99	0,96	0,91	0,29	0,01	0,04	0,09	0,92	0,76
280-287K	1127	36	2303	21823	0,32	1,00	0,97	0,90	0,67	0,00	0,03	0,10	0,91	0,45
287-294K	0	0	13	89	0,00	1,00	n/a	0,87	1,00	0,00	n/a	0,13	0,87	0,00
Urbain et bâti														
252-259K	13	0	0	0	1,00	n/a	1,00	n/a	0,00	n/a	0,00	n/a	1,00	0,00
259-266K	346	2	9	4	0,97	0,67	0,99	0,31	0,03	0,33	0,01	0,69	0,97	0,41
266-273K	335	13	64	114	0,84	0,90	0,96	0,64	0,16	0,10	0,04	0,36	0,85	0,65
273-280K	89	19	527	4535	0,14	1,00	0,82	0,90	0,86	0,00	0,18	0,10	0,89	0,22
280-287K	10	2	77	3794	0,11	1,00	0,83	0,98	0,89	0,00	0,17	0,02	0,98	0,20
287-294K	0	0	0	9	n/a	1,00	n/a	1,00	n/a	0,00	n/a	0,00	1,00	n/a
Québec-et-Labrador														
252-259K	123015	1444	2953	356	0,98	0,20	0,99	0,11	0,02	0,80	0,01	0,89	0,97	0,12
259-266K	496804	2606	21970	1462	0,96	0,36	0,99	0,06	0,04	0,64	0,01	0,94	0,95	0,09
266-273K	789404	6179	177181	26597	0,82	0,81	0,99	0,13	0,18	0,19	0,01	0,87	0,82	0,18
273-280K	591164	13431	393565	458711	0,60	0,97	0,98	0,54	0,40	0,03	0,02	0,46	0,72	0,47
280-287K	127746	1347	157762	433115	0,45	1,00	1,00	0,73	0,55	0,00	0,01	0,27	0,78	0,49
287-294K	6790	186	14753	57726	0,32	1,00	0,97	0,80	0,68	0,00	0,03	0,20	0,81	0,40

Tableau 12-11. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon la température de l'air sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR par catégories d'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Intervalle Tair	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k
Forêt de conifères														
252-259K	43561	1099	2673	314	0,94	0,22	0,98	0,11	0,06	0,78	0,98	0,11	0,92	0,11
259-266K	234093	1303	4257	520	0,98	0,29	0,99	0,11	0,02	0,71	0,01	0,89	0,98	0,15
266-273K	463637	3952	3674	2063	0,99	0,34	0,99	0,36	0,01	0,66	0,01	0,64	0,98	0,34
273-280K	409188	29172	25539	109904	0,94	0,79	0,93	0,81	0,06	0,21	0,07	0,19	0,90	0,74
280-287K	113439	7357	16417	123631	0,87	0,94	0,94	0,88	0,13	0,06	0,06	0,12	0,91	0,82
287-294K	7293	323	5513	31576	0,57	1,00	0,96	0,85	0,43	0,01	0,04	0,15	0,87	0,64
Forêt de feuillus														
252-259K	7239	10	2429	13	0,75	0,57	1,00	0,01	0,25	0,43	0,00	0,99	0,75	0,01
259-266K	26958	165	7378	370	0,79	0,69	0,99	0,05	0,21	0,31	0,01	0,95	0,78	0,06
266-273K	62298	1455	10941	4599	0,85	0,76	0,98	0,30	0,15	0,24	0,02	0,70	0,84	0,36
273-280K	75743	2823	20333	68385	0,79	0,96	0,96	0,77	0,21	0,04	0,04	0,23	0,86	0,73
280-287K	15408	563	9217	65154	0,63	0,99	0,96	0,88	0,37	0,01	0,04	0,12	0,89	0,69
287-294K	519	4	1762	4798	0,23	1,00	0,99	0,73	0,77	0,00	0,01	0,27	0,75	0,28
Forêt mixte														
252-259K	27626	116	1836	50	0,94	0,30	1,00	0,03	0,06	0,70	0,00	0,97	0,93	0,04
259-266K	121923	740	6725	532	0,95	0,42	0,99	0,07	0,05	0,58	0,01	0,93	0,94	0,11
266-273K	238377	8051	12267	8058	0,95	0,50	0,97	0,40	0,05	0,50	0,03	0,60	0,92	0,40
273-280K	268071	18338	36951	105630	0,88	0,85	0,94	0,74	0,12	0,15	0,06	0,26	0,87	0,70
280-287K	63514	6886	19327	147388	0,77	0,96	0,90	0,88	0,23	0,04	0,10	0,12	0,89	0,75
287-294K	2518	144	2290	12883	0,52	0,99	0,95	0,85	0,48	0,01	0,05	0,15	0,86	0,60
Brûlis														
252-259K	6773	102	270	10	0,96	0,09	0,99	0,04	0,04	0,91	0,01	0,96	0,95	0,03
259-266K	63510	218	554	57	0,99	0,21	1,00	0,09	0,01	0,79	0,00	0,91	0,99	0,12
266-273K	105375	1343	969	964	0,99	0,42	0,99	0,50	0,01	0,58	0,01	0,50	0,98	0,44
273-280K	72013	10341	4104	50833	0,95	0,83	0,87	0,93	0,05	0,17	0,13	0,07	0,89	0,78
280-287K	14282	1814	1573	33210	0,90	0,95	0,89	0,95	0,10	0,05	0,11	0,05	0,93	0,85
287-294K	317	66	301	5396	0,51	0,99	0,83	0,95	0,49	0,01	0,17	0,05	0,94	0,60
Terres humides														
252-259K	12976	78	628	18	0,95	0,19	0,99	0,03	0,05	0,81	0,01	0,97	0,95	0,04
259-266K	32190	87	798	23	0,98	0,21	1,00	0,03	0,02	0,79	0,00	0,97	0,97	0,04
266-273K	32902	186	433	243	0,99	0,57	0,99	0,36	0,01	0,43	0,01	0,64	0,98	0,43
273-280K	7566	827	1148	18848	0,87	0,96	0,90	0,94	0,13	0,04	0,10	0,06	0,93	0,83
280-287K	1938	145	725	5114	0,73	0,97	0,93	0,88	0,27	0,03	0,07	0,12	0,89	0,74
287-294K	8	0	70	445	0,10	1,00	1,00	0,86	0,90	0,00	0,00	0,14	0,87	0,16
Toundra et sols nus														
252-259K	20137	0	0	1	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	1,00
259-266K	10821	0	5	0	1,00	n/a	1,00	0,00	0,00	n/a	0,00	1,00	1,00	0,00
266-273K	23034	256	8	177	1,00	0,41	0,99	0,96	0,00	0,59	0,01	0,04	0,99	0,57
273-280K	36181	1904	68	2373	1,00	0,55	0,95	0,97	0,00	0,45	0,05	0,03	0,95	0,68
280-287K	9143	396	44	1939	1,00	0,83	0,96	0,98	0,00	0,17	0,04	0,02	0,96	0,87
287-294K	2	14	3	486	0,40	0,97	0,13	0,99	0,60	0,03	0,88	0,01	0,97	0,18

Agriculture														
252-259K	266	0	0	0	1,00	n/a	1,00	n/a	0,00	n/a	0,00	n/a	1,00	n/a
259-266K	6981	33	9	9	1,00	0,21	1,00	0,50	0,00	0,79	0,00	0,50	0,99	0,30
266-273K	5692	516	373	590	0,94	0,53	0,92	0,61	0,06	0,47	0,08	0,39	0,88	0,50
273-280K	10678	493	4436	42848	0,71	0,99	0,96	0,91	0,29	0,01	0,04	0,09	0,92	0,76
280-287K	1127	36	2303	21823	0,33	1,00	0,97	0,90	0,67	0,00	0,03	0,10	0,91	0,45
287-294K	0	0	13	89	0,00	1,00	n/a	0,87	1,00	0,00	n/a	0,13	0,87	0,00
Urbain et bâti														
252-259K	13	0	0	0	1,00	n/a	1,00	n/a	0,00	n/a	0,00	n/a	1,00	n/a
259-266K	346	2	9	4	0,97	0,67	0,99	0,31	0,03	0,33	0,01	0,69	0,97	0,41
266-273K	335	13	64	114	0,84	0,90	0,96	0,64	0,16	0,10	0,04	0,36	0,85	0,65
273-280K	89	19	527	4535	0,14	1,00	0,82	0,90	0,86	0,00	0,18	0,10	0,89	0,22
280-287K	10	2	77	3794	0,11	1,00	0,83	0,98	0,89	0,00	0,17	0,02	0,98	0,20
287-294K	0	0	0	9	n/a	1,00	n/a	1,00	n/a	0,00	n/a	0,00	1,00	n/a
Québec-et-Labrador														
252-259K	118517	1405	7909	406	0,94	0,22	0,99	0,05	0,06	0,78	0,01	0,95	0,93	0,06
259-266K	496229	2536	20324	1527	0,96	0,38	0,99	0,07	0,04	0,62	0,01	0,93	0,96	0,11
266-273K	931531	15498	28856	17080	0,97	0,52	0,98	0,37	0,03	0,48	0,02	0,63	0,96	0,41
273-280K	883214	65910	89164	400970	0,91	0,86	0,93	0,82	0,09	0,14	0,07	0,18	0,89	0,76
280-287K	220753	21552	47379	393636	0,82	0,95	0,81	0,89	0,18	0,05	0,09	0,11	0,90	0,79
287-294K	10670	593	9939	55604	0,52	0,99	0,95	0,85	0,48	0,01	0,05	0,15	0,86	0,59

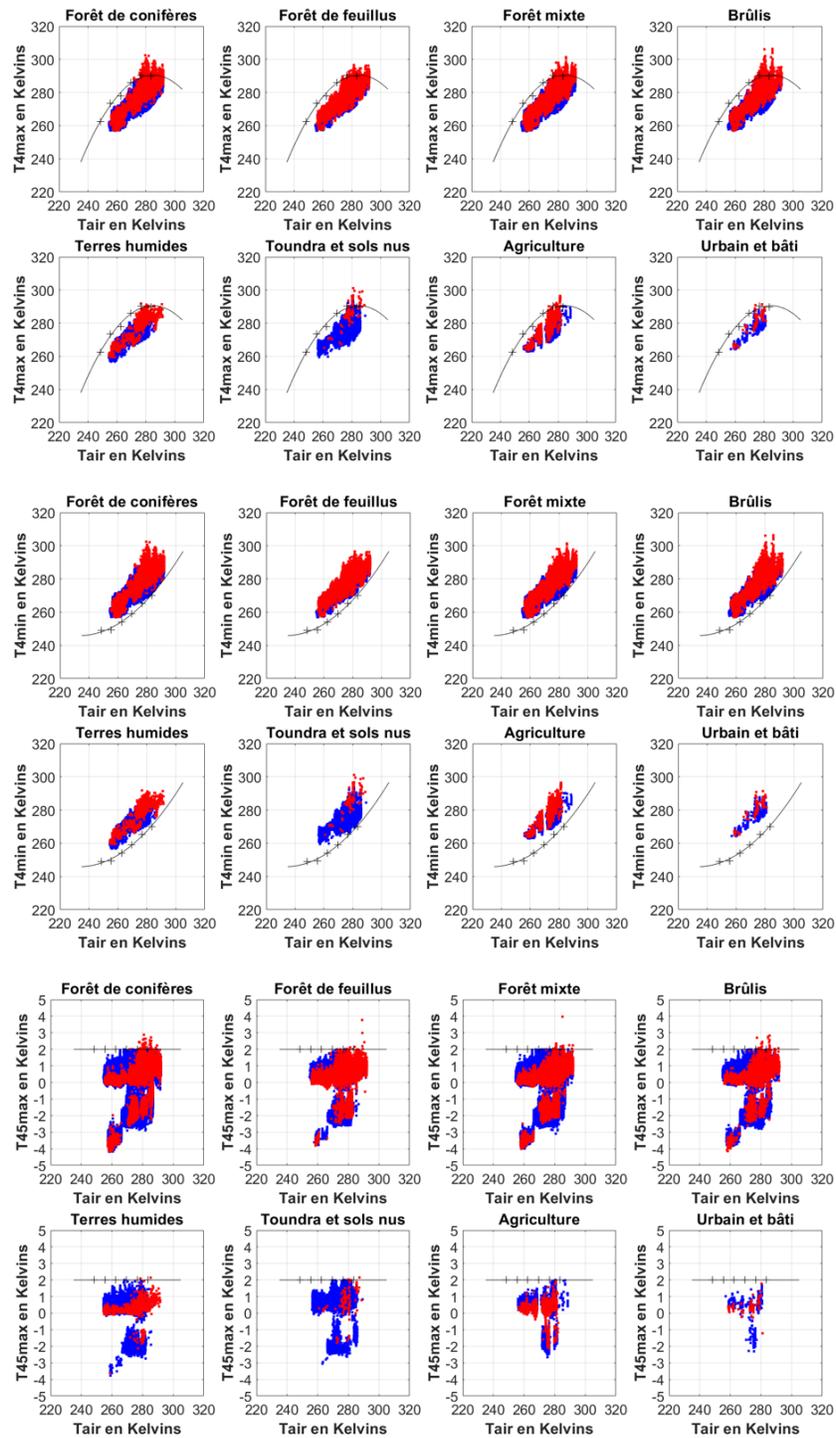


Figure 12-12. Échantillons de pixels de neige de validation avec une fraction sous-pixel de neige $\geq 50\%$ mal classés (marqués en rouge) en vue d'une correction des seuils empiriques T_{4max} , T_{4min} , ΔT_{45max} de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et de l'occupation du sol.

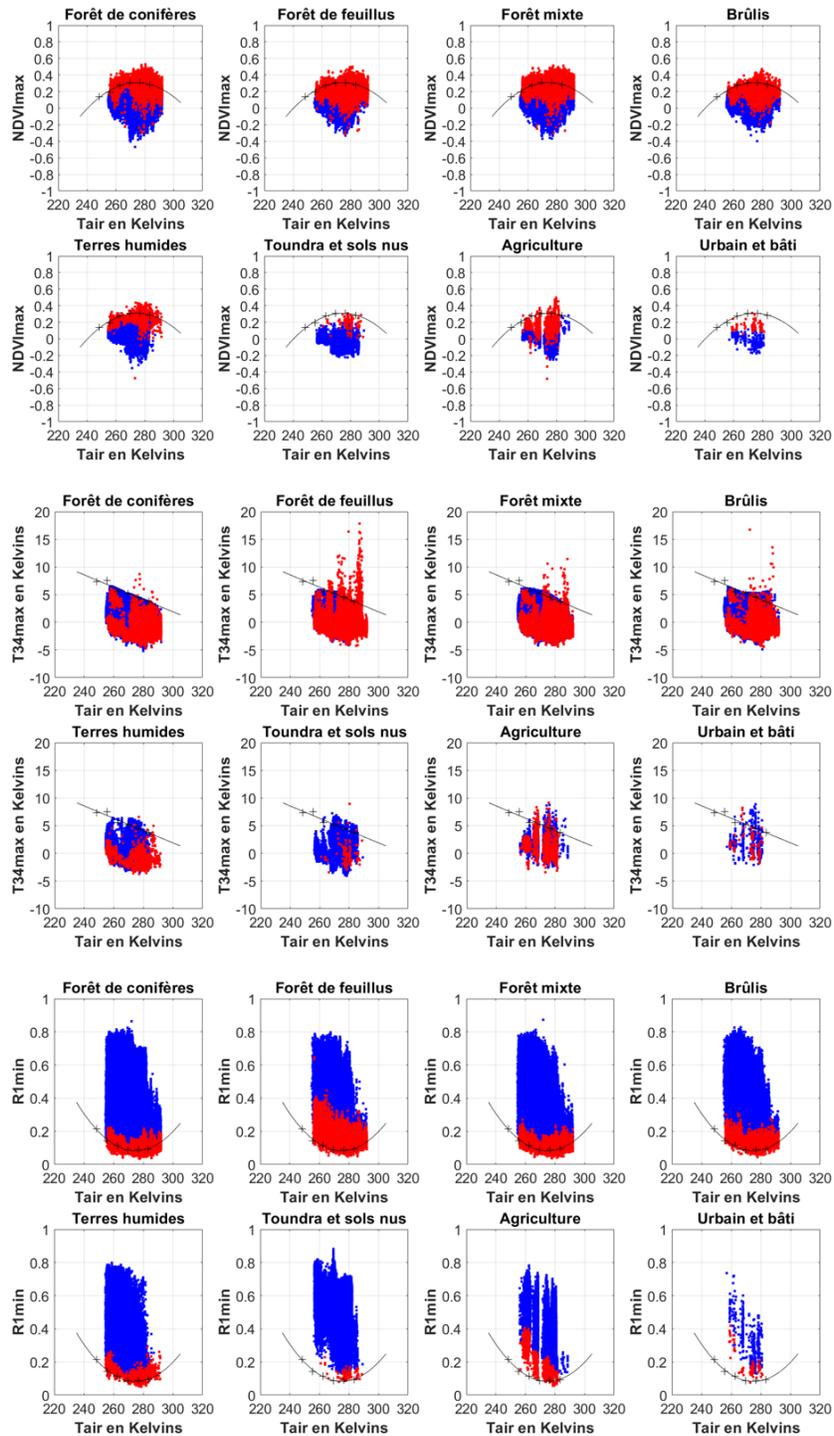


Figure 12-13. Échantillons de pixels de neige de validation avec une fraction sous-pixel de neige $\geq 50\%$ mal classés (marqués en rouge) en vue d'une correction des seuils empiriques NDV_{max} , ΔT_{34max} , $R1_{min}$ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et de l'occupation du sol.

Tableau 12-12. Validation de la correction des seuils empiriques de l'algorithme AVHRR TAIR à l'aide des pixels de validation mal classés ayant une fraction sous-pixel de neige de 100% avec les quatre (4) modèles de calibration vs la calibration actuelle.

Catégorie d'occupation du sol	Calibration	TSG	k	1-EO	1-EO	1-EC	1-EC	Qualité de classification	Qualité de concordance	Conclusion sur neige
				NE	NN	NE	NN			
Forêt de conifères	Actuelle	0,94	0,80	0,95	0,86	0,97	0,82	Bonne	Forte	Omission
	Modèle I	0,78	0,51	0,73	0,98	0,99	0,48	Passable	Modérée	Omission
	Modèle II	0,84	0,60	0,81	0,95	0,99	0,56	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle III	0,92	0,75	0,94	0,84	0,96	0,77	Bonne	Modérée	Omission
	Modèle IV	0,92	0,71	0,98	0,64	0,92	0,93	Bonne	Modérée	Commission
Forêt de feuillus	Actuelle	0,85	0,71	0,78	0,97	0,97	0,74	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle I	0,82	0,65	0,71	0,99	0,99	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle II	0,87	0,75	0,82	0,95	0,97	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle III	0,91	0,81	0,92	0,88	0,92	0,88	Bonne	Forte	Balancée
	Modèle IV	0,90	0,79	0,97	0,80	0,88	0,95	Bonne	Modérée	Commission
Forêt mixte	Actuelle	0,89	0,75	0,90	0,89	0,95	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle I	0,71	0,46	0,60	0,99	0,99	0,50	Passable	Modérée	Omission
	Modèle II	0,79	0,57	0,72	0,96	0,98	0,58	Passable	Modérée	Omission
	Modèle III	0,89	0,74	0,90	0,87	0,94	0,78	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle IV	0,91	0,77	0,97	0,77	0,91	0,90	Bonne	Modérée	Commission
Brûlis	Actuelle	0,95	0,87	0,97	0,89	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	Modèle I	0,90	0,79	0,87	0,98	0,99	0,76	Bonne	Modérée	Omission
	Modèle II	0,92	0,82	0,91	0,96	0,98	0,81	Bonne	Forte	Omission
	Modèle III	0,95	0,88	0,97	0,91	0,96	0,92	Très bonne	Forte	Commission
	Modèle IV	0,91	0,77	0,99	0,71	0,90	0,98	Bonne	Modérée	Commission
Terres humides	Actuelle	0,95	0,88	0,95	0,95	0,98	0,88	Très bonne	Forte	Omission
	Modèle I	0,88	0,72	0,84	0,99	0,99	0,68	Satisfaisante	Modérée	Omission
	Modèle II	0,90	0,76	0,87	0,98	0,99	0,73	Bonne	Modérée	Omission
	Modèle III	0,95	0,88	0,95	0,95	0,98	0,87	Très bonne	Forte	Omission
	Modèle IV	0,96	0,89	0,97	0,92	0,97	0,92	Très bonne	Forte	Balancée
Toundra et sols nus	Actuelle	0,98	0,84	1,00	0,75	0,98	0,98	Très bonne	Forte	Commission
	Modèle I	0,96	0,72	0,95	0,99	1,00	0,60	Très bonne	Modérée	Omission
	Modèle II	0,98	0,85	0,98	0,95	1,00	0,78	Très bonne	Forte	Omission
	Modèle III	0,99	0,91	1,00	0,89	0,99	0,93	Très bonne	Forte	Commission
	Modèle IV	0,98	0,82	1,00	0,72	0,98	0,98	Très bonne	Forte	Commission
Agriculture	Actuelle	0,92	0,83	0,93	0,92	0,84	0,97	Bonne	Forte	Commission
	Modèle I	0,95	0,89	0,92	0,97	0,93	0,96	Très bonne	Forte	Omission
	Modèle II	0,88	0,74	0,96	0,84	0,73	0,98	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Modèle III	0,84	0,66	0,99	0,77	0,66	0,99	Satisfaisante	Modérée	Commission
	Modèle IV	0,42	0,10	1,00	0,16	0,35	0,99	Passable	Faible	Commission
Urbain et bâti	Actuelle	0,93	0,57	0,83	0,94	0,48	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Modèle I	0,95	0,67	0,83	0,96	0,60	0,99	Très bonne	Modérée	Commission
	Modèle II	0,95	0,65	0,84	0,96	0,57	0,99	Très bonne	Modérée	Commission
	Modèle III	0,94	0,64	0,87	0,95	0,54	0,99	Bonne	Modérée	Commission
	Modèle IV	0,94	0,61	0,87	0,94	0,51	0,99	Bonne	Modérée	Commission

13. Annexe IV : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue

Tableau 13-1. Paramètres de l'intervalle de prédiction de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue pour les conditions particulières de fonte printanière.

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha.T_{air}^2 + \beta.T_{air} + c$)		
			α	β	c
Forêt de conifères	(1) $T4_{max}$	a	-2,465e-02	13,908	-1678,498
		b	-1,762e-02	10,170	-555,986
	(2) $T4_{min}$	a	7,285e-03	-3,231	595,797
		b	1,258e-02	-6,048	979,446
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,926e-04	0,160	-21,653
		b	-2,322e-04	0,128	-17,280
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-1,131e-03	0,490	-46,660
		b	1,161e-03	-0,729	119,318
	(6) $R1_{min}$	a	1,689e-04	-0,093	12,894
		b	1,990e-04	-0,109	15,075
Forêt de feuillus	(1) $T4_{max}$	a	-1,446e-02	8,478	-953,350
		b	-9,071e-03	5,559	-555,986
	(2) $T4_{min}$	a	8,460e-04	0,221	133,813
		b	9,413e-03	-4,337	754,368
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	2,571e-06	-5,041e-04	0,035
		b	6,039e-05	-0,031	4,223
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-5,555e-03	2,915	-377,797
		b	-4,038e-03	2,108	-267,933
	(6) $R1_{min}$	a	2,823e-04	-0,155	21,501
		b	3,167e-04	-0,174	23,993
Forêt mixte	(1) $T4_{max}$	a	-1,963e-02	11,238	-1321,251
		b	-1,614e-02	9,377	-1067,868
	(2) $T4_{min}$	a	9,007e-03	-4,176	725,042
		b	-1,614e-02	9,377	-1067,868
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,447e-04	0,134	-18,033
		b	-1,706e-04	0,094	-12,666
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-5,743e-03	3,009	-389,923
		b	-3,405e-03	1,765	-220,619
	(6) $R1_{min}$	a	7,975e-05	-0,046	6,606
		b	1,297e-04	-0,722	10,222
Brûlis	(1) $T4_{max}$	a	-0,021	12,002	-1433,017
		b	-0,013	7,713	-849,020
	(2) $T4_{min}$	a	9,892e-03	-4,640	785,462
		b	0,016	-7,776	1212,503
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,065e-04	0,111	-14,833
		b	-9,070e-05	0,049	-6,447
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	0,003	-1,795	252,335
		b	0,005	-2,478	345,336
	(6) $R1_{min}$	a	1,215e-04	-0,069	9,805
		b	2,135e-04	-0,118	16,467

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
			α	β	c
Terres humides	(1) T4 _{max}	a	-0,028	15,686	-1908,246
		b	-0,020	11,604	-1352,406
	(2) T4 _{min}	a	7,711e-03	-3,533	646,658
		b	0,015	-7,578	1197,284
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-2,994e-04	0,163	-21,968
		b	-2,543e-04	0,139	-18,700
	(5) ΔT34 _{max}	a	-4,753e-03	2,512	-326,260
		b	-3,601e-03	1,899	-242,823
	(6) R1 _{min}	a	2,786e-04	-0,152	20,875
		b	4,641e-04	-0,252	34,522
Toundra et sols nus	(1) T4 _{max}	a	-3,056e-02	17,188	-2133,869
		b	-2,275e-02	13,092	-1577,023
	(2) T4 _{min}	a	1,175e-02	-5,462	870,990
		b	1,449e-02	-6,896	1065,955
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-2,269e-04	0,123	-16,791
		b	-6,519e-05	0,039	-5,249
	(5) ΔT34 _{max}	a	1,167e-03	-0,803	138,066
		b	1,787e-03	-1,128	182,306
	(6) R1 _{min}	a	2,151e-04	-0,121	16,931
		b	3,527e-04	-0,193	26,750
Agriculture	(1) T4 _{max}	a	-2,891e-03	2,321	-143,636
		b	1,289e-02	-6,184	1020,036
	(2) T4 _{min}	a	5,561e-03	-2,485	521,814
		b	2,272e-02	-11,741	1788,290
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	2,388e-04	-0,124	15,990
		b	4,364e-04	-0,230	30,561
	(5) ΔT34 _{max}	a	-1,443e-02	7,924	-1083,932
		b	-5,099e-03	2,895	-395,820
	(6) R1 _{min}	a	-1,973e-04	0,098	-12,051
		b	-1,370e-05	-6,031e-04	1,491
Urbain et bâti	(1) T4 _{max}	a	-2,908e-02	16,530	-2064,092
		b	2,095e-02	12,147	-1461,301
	(2) T4 _{min}	a	5,684e-03	-2,326	474,969
		b	1,538e-02	-7,553	1193,786
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-3,731e-04	0,201	-27,077
		b	-2,638e-04	0,142	-18,973
	(5) ΔT34 _{max}	a	-2,063e-02	11,198	-1512,177
		b	-1,742e-02	9,466	-1274,070
	(6) R1 _{min}	a	8,243e-04	-0,454	62,688
		b	8,895e-04	-0,490	67,523

† Les bornes a et b correspondent à la limite inférieure (a) et supérieure (b) de l'intervalle de prédiction calculé sur les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol. Celles-ci correspondent également aux paramètres d'entrée a et b des fonctions d'appartenance de logique floue ZMF et SMF appliquées sur les seuils de l'algorithme.

Note : Les coefficients indiqués sont en notation scientifique.

Tableau 13-2. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+LF et MODIS par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR TAIR															
Forêt de conifères	1166788	66577	42716	277801	0,96	0,81	0,95	0,87	0,04	0,19	0,05	0,13	0,93	0,79	Commission
Forêt de feuillus	170537	4529	48478	140861	0,78	0,97	0,97	0,74	0,22	0,03	0,03	0,26	0,85	0,71	Omission
Forêt mixte	674059	33319	78234	270874	0,90	0,89	0,95	0,78	0,10	0,11	0,05	0,22	0,89	0,75	Omission
Brûlis	240525	11038	7448	88643	0,97	0,89	0,96	0,92	0,03	0,11	0,04	0,08	0,95	0,87	Commission
Terres humides	71576	1236	3477	24381	0,95	0,95	0,98	0,88	0,05	0,05	0,02	0,12	0,95	0,88	Omission
Toundra et sols nus	91496	1646	125	4910	1,00	0,75	0,98	0,98	0,00	0,25	0,02	0,02	0,98	0,84	Commission
Agriculture	25385	4986	1835	55141	0,93	0,92	0,84	0,97	0,07	0,08	0,16	0,03	0,92	0,82	Commission
Urbain et bâti	437	467	92	7103	0,83	0,94	0,48	0,99	0,17	0,06	0,52	0,01	0,93	0,57	Commission
Québec-et-Labrador	2440803	123798	182405	869714	0,93	0,88	0,95	0,83	0,07	0,12	0,05	0,17	0,92	0,79	Omission
AVHRR TAIR+LF															
Forêt de conifères	1162025	60435	47479	283943	0,96	0,82	0,95	0,86	0,04	0,18	0,05	0,14	0,93	0,80	Commission
Forêt de feuillus	168675	4080	50340	141310	0,77	0,97	0,98	0,74	0,23	0,03	0,02	0,26	0,85	0,70	Omission
Forêt mixte	667856	30686	84437	273507	0,89	0,90	0,96	0,76	0,11	0,10	0,04	0,24	0,89	0,75	Omission
Brûlis	238585	8901	9388	90780	0,96	0,91	0,96	0,91	0,04	0,09	0,04	0,09	0,95	0,87	Balancée
Terres humides	70854	956	4199	24661	0,94	0,96	0,99	0,85	0,06	0,04	0,01	0,15	0,95	0,87	Omission
Toundra et sols nus	91277	921	344	5635	1,00	0,86	0,99	0,94	0,00	0,14	0,01	0,06	0,99	0,89	Commission
Agriculture	25075	2463	2145	57664	0,92	0,96	0,91	0,96	0,08	0,04	0,09	0,04	0,95	0,88	Commission
Urbain et bâti	433	355	96	7215	0,82	0,95	0,55	0,99	0,18	0,05	0,45	0,01	0,94	0,63	Commission
Québec-et-Labrador	2424780	108797	198428	884715	0,92	0,89	0,96	0,82	0,08	0,11	0,04	0,18	0,92	0,79	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	1126200	43831	83304	300547	0,93	0,87	0,96	0,78	0,07	0,13	0,04	0,22	0,92	0,77	Omission
Forêt de feuillus	202082	7463	16933	137927	0,92	0,95	0,96	0,89	0,08	0,05	0,04	0,11	0,93	0,86	Omission
Forêt mixte	690215	30010	62078	274183	0,92	0,90	0,96	0,82	0,08	0,09	0,04	0,18	0,91	0,79	Omission
Brûlis	240815	5819	7158	93862	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	73270	1434	1783	24183	0,98	0,94	0,98	0,93	0,02	0,06	0,02	0,07	0,97	0,92	Balancée
Toundra et sols nus	90882	270	739	6286	0,99	0,96	1,00	0,89	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
Agriculture	26131	886	1089	59241	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
Urbain et bâti	467	65	62	7505	0,88	0,99	0,88	0,99	0,12	0,01	0,12	0,01	0,98	0,87	Balancée
Québec-et-Labrador	2450062	89778	173146	903734	0,93	0,91	0,96	0,84	0,07	0,09	0,04	0,16	0,93	0,82	Omission

Tableau 13-3. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+LF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Probabilité de neige	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
Majoritaire	1162025	60435	47479	283943	0,96	0,82	0,95	0,86	0,04	0,18	0,05	0,14	0,93	0,80	Commission
30%	1174102	73252	35402	271126	0,97	0,79	0,94	0,88	0,03	0,21	0,06	0,12	0,93	0,79	Commission
40%	1168162	66163	41342	278215	0,97	0,81	0,95	0,87	0,03	0,19	0,05	0,13	0,93	0,78	Commission
50%	1161833	60266	47671	284112	0,96	0,83	0,95	0,86	0,04	0,18	0,05	0,14	0,93	0,80	Commission
60%	1150594	54542	58910	289836	0,95	0,84	0,95	0,83	0,05	0,16	0,05	0,17	0,93	0,79	Omission
70%	1136274	48787	73230	295581	0,94	0,86	0,96	0,80	0,06	0,14	0,04	0,20	0,92	0,78	Omission
80%	1116662	42800	92842	301578	0,92	0,88	0,96	0,76	0,08	0,12	0,04	0,24	0,91	0,76	Omission
90%	1084555	35955	124949	308423	0,90	0,90	0,97	0,71	0,10	0,10	0,03	0,29	0,90	0,73	Omission
Forêt de feuillus															
Majoritaire	168675	4080	50340	141310	0,77	0,97	0,98	0,74	0,23	0,03	0,02	0,26	0,85	0,70	Omission
30%	175208	5045	43807	140345	0,80	0,97	0,97	0,76	0,20	0,03	0,03	0,24	0,87	0,73	Omission
40%	171853	4531	47162	140859	0,78	0,97	0,97	0,75	0,21	0,03	0,03	0,25	0,86	0,72	Omission
50%	168491	4059	50524	141331	0,77	0,97	0,98	0,74	0,23	0,03	0,02	0,26	0,85	0,70	Omission
60%	164004	3588	55011	141802	0,75	0,98	0,98	0,72	0,25	0,02	0,02	0,28	0,84	0,68	Omission
70%	158194	3102	60821	142288	0,72	0,98	0,98	0,70	0,28	0,02	0,02	0,30	0,82	0,66	Omission
80%	149535	2608	69480	142782	0,68	0,98	0,98	0,67	0,31	0,02	0,02	0,33	0,80	0,62	Omission
90%	134836	2044	84179	143346	0,62	0,99	0,99	0,63	0,38	0,01	0,02	0,37	0,76	0,55	Omission
Forêt mixte															
Majoritaire	667856	30686	84437	273507	0,89	0,90	0,96	0,76	0,11	0,10	0,04	0,24	0,89	0,75	Omission
30%	691536	42307	60757	261886	0,92	0,86	0,94	0,81	0,08	0,14	0,06	0,19	0,90	0,77	Omission
40%	679527	35654	72766	268539	0,90	0,88	0,95	0,79	0,10	0,12	0,05	0,21	0,90	0,76	Omission
50%	667580	30345	84713	273484	0,89	0,90	0,96	0,76	0,11	0,10	0,04	0,24	0,89	0,75	Omission
60%	653483	25986	98810	278207	0,87	0,91	0,96	0,74	0,13	0,09	0,04	0,26	0,88	0,73	Omission
70%	637051	21721	115242	282472	0,85	0,93	0,97	0,71	0,15	0,07	0,03	0,29	0,87	0,71	Omission
80%	617018	17947	135275	286246	0,82	0,94	0,97	0,68	0,18	0,06	0,03	0,32	0,86	0,68	Omission
90%	589437	13980	162856	290213	0,78	0,95	0,98	0,64	0,22	0,05	0,02	0,36	0,83	0,64	Omission
Brûlis															
Majoritaire	238585	8901	9388	90780	0,96	0,91	0,96	0,91	0,04	0,09	0,04	0,09	0,95	0,87	Balancée
30%	241572	12667	6401	87014	0,97	0,87	0,95	0,93	0,03	0,13	0,05	0,07	0,95	0,86	Commission
40%	240142	10528	7831	89153	0,97	0,89	0,96	0,92	0,03	0,11	0,04	0,08	0,95	0,87	Commission
50%	238557	8858	9416	90823	0,96	0,91	0,96	0,91	0,04	0,09	0,04	0,09	0,95	0,87	Balancée
60%	236344	7276	11629	92405	0,95	0,93	0,97	0,89	0,05	0,07	0,03	0,11	0,95	0,87	Omission
70%	233749	5836	14224	93845	0,94	0,94	0,98	0,87	0,06	0,06	0,02	0,13	0,94	0,86	Omission
80%	230276	4448	17697	95233	0,93	0,96	0,98	0,84	0,07	0,04	0,02	0,16	0,94	0,85	Omission
90%	224704	3144	23269	96537	0,91	0,97	0,99	0,81	0,09	0,03	0,01	0,19	0,92	0,82	Omission

Annexe IV : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de logique floue

Probabilité de neige	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Terres humides															
Majoritaire	70854	956	4199	24661	0,94	0,96	0,99	0,85	0,06	0,04	0,01	0,15	0,95	0,87	Omission
30%	72810	2151	2243	23466	0,97	0,92	0,97	0,91	0,03	0,08	0,03	0,09	0,96	0,89	Balancée
40%	71993	1409	3060	24208	0,96	0,95	0,98	0,89	0,04	0,06	0,02	0,11	0,96	0,89	Omission
50%	70841	946	4212	24671	0,94	0,96	0,99	0,85	0,06	0,04	0,01	0,15	0,95	0,87	Omission
60%	69053	676	6000	24941	0,92	0,97	0,99	0,81	0,08	0,03	0,01	0,19	0,93	0,84	Omission
70%	66436	466	8617	25151	0,89	0,98	0,99	0,74	0,11	0,02	0,01	0,26	0,91	0,78	Omission
80%	92909	322	12144	25295	0,84	0,99	0,99	0,68	0,16	0,01	0,01	0,32	0,88	0,72	Omission
90%	57569	218	17484	25399	0,77	0,99	1,00	0,59	0,23	0,01	0,00	0,41	0,82	0,62	Omission
Toundra et sols nus															
Majoritaire	91277	921	344	5635	1,00	0,86	0,99	0,94	0,00	0,14	0,01	0,06	0,99	0,89	Commission
30%	91490	1607	131	4949	1,00	0,75	0,98	0,97	0,00	0,25	0,02	0,03	0,98	0,84	Commission
40%	91396	1219	225	5337	1,00	0,81	0,99	0,96	0,00	0,19	0,01	0,04	0,99	0,87	Commission
50%	91273	921	348	5635	1,00	0,86	0,99	0,94	0,00	0,14	0,01	0,06	0,99	0,89	Commission
60%	91091	663	530	5893	0,99	0,90	0,99	0,92	0,01	0,10	0,01	0,08	0,99	0,90	Balancée
70%	90804	462	817	6094	0,99	0,93	0,99	0,88	0,01	0,07	0,01	0,12	0,99	0,90	Balancée
80%	90272	274	1349	6282	0,99	0,96	1,00	0,82	0,01	0,04	0,00	0,18	0,98	0,88	Omission
90%	89139	142	2482	6414	0,97	0,98	1,00	0,72	0,03	0,02	0,00	0,28	0,97	0,82	Omission
Agriculture															
Majoritaire	25075	2463	2145	57664	0,92	0,96	0,91	0,96	0,08	0,04	0,09	0,04	0,95	0,88	Commission
30%	25618	5975	1602	54152	0,94	0,90	0,81	0,97	0,06	0,10	0,19	0,03	0,91	0,81	Commission
40%	25228	3762	1992	53365	0,93	0,94	0,87	0,97	0,07	0,06	0,13	0,03	0,93	0,85	Commission
50%	24790	1966	2430	58161	0,91	0,97	0,93	0,96	0,09	0,03	0,07	0,04	0,95	0,88	Omission
60%	23382	1199	3838	58928	0,86	0,98	0,95	0,94	0,14	0,02	0,05	0,06	0,94	0,86	Omission
70%	19537	834	7683	59293	0,72	0,99	0,96	0,89	0,28	0,01	0,04	0,11	0,90	0,76	Omission
80%	13202	549	14018	59578	0,49	0,99	0,96	0,81	0,52	0,01	0,04	0,19	0,83	0,55	Omission
90%	5428	294	21792	59833	0,20	1,00	0,95	0,73	0,80	0,00	0,05	0,27	0,74	0,25	Omission
Urbain et bâti															
Majoritaire	433	355	96	7215	0,82	0,95	0,55	0,99	0,18	0,05	0,45	0,01	0,94	0,63	Commission
30%	454	537	75	7033	0,86	0,93	0,46	0,99	0,14	0,07	0,54	0,01	0,92	0,56	Commission
40%	439	444	90	7126	0,83	0,94	0,50	0,99	0,17	0,06	0,50	0,01	0,93	0,59	Commission
50%	432	352	97	7218	0,82	0,95	0,55	0,99	0,18	0,05	0,45	0,01	0,94	0,63	Commission
60%	398	280	131	7290	0,75	0,96	0,59	0,98	0,25	0,04	0,41	0,02	0,95	0,63	Commission
70%	350	229	179	7341	0,66	0,97	0,60	0,98	0,34	0,03	0,40	0,02	0,95	0,60	Commission
80%	292	171	237	7399	0,55	0,98	0,63	0,97	0,45	0,02	0,37	0,03	0,95	0,56	Omission
90%	204	110	325	7460	0,39	0,96	0,65	0,96	0,61	0,01	0,35	0,04	0,95	0,46	Omission
Québec-et-Labrador															
Majoritaire	2424780	108797	198428	884715	0,92	0,89	0,96	0,82	0,08	0,11	0,04	0,18	0,92	0,79	Omission
30%	2472790	143541	150418	849971	0,94	0,86	0,95	0,85	0,06	0,14	0,05	0,15	0,92	0,80	Omission
40%	2448740	123710	174468	869802	0,93	0,88	0,95	0,83	0,07	0,12	0,05	0,17	0,92	0,80	Omission
50%	2423797	107713	199411	885799	0,92	0,89	0,96	0,82	0,08	0,11	0,04	0,18	0,92	0,79	Omission
60%	2388349	94210	234859	899302	0,91	0,91	0,96	0,79	0,09	0,09	0,04	0,21	0,91	0,78	Omission
70%	2342395	81447	280813	912065	0,89	0,92	0,97	0,76	0,11	0,08	0,03	0,24	0,90	0,76	Omission
80%	2280166	69119	343042	924393	0,87	0,93	0,97	0,73	0,13	0,07	0,03	0,27	0,89	0,74	Omission
90%	2185872	55887	437336	937625	0,83	0,94	0,98	0,68	0,17	0,06	0,02	0,32	0,86	0,69	Omission

--- Page vide ---

14. Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Tableau 14-1. Paramètres de seuil des classificateurs C₁, C₂ et C₃ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting* pour les conditions particulières de fonte printanière.

Catégorie d'occupation du sol		Seuil	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
			α	β	c
Forêt de conifères C1	(1) T ₄ _{max}	-2,110e-02	12,022	-1421,763	
	(2) T ₄ _{min}	9,928e-03	-4,637	787,258	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-2,628e-04	0,144	-19,489	
	(5) ΔT_{34} _{max}	2,089e-05	-0,122	36,755	
	(6) R ₁ _{min}	1,834e-04	-0,101	13,945	
Forêt de conifères C2	(1) T ₄ _{max}	-2,398e-02	13,523	-1618,259	
	(2) T ₄ _{min}	1,023e-02	-4,794	808,288	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-2,619e-04	0,144	-19,511	
	(5) ΔT_{34} _{max}	1,866e-03	-1,030	149,488	
	(6) R ₁ _{min}	4,936e-04	0,272	37,617	
Forêt de conifères C3	(1) T ₄ _{max}	-1,393e-02	8,245	-927,520	
	(2) T ₄ _{min}	1,427e-02	-6,980	1103,465	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-2,536e-04	0,139	-18,845	
	(5) ΔT_{34} _{max}	-2,507e-03	1,281	-155,482	
	(6) R ₁ _{min}	1,886e-04	-0,103	14,247	
Forêt de feuillus C1	(1) T ₄ _{max}	-1,183e-02	7,027	-755,729	
	(2) T ₄ _{min}	5,130e-03	-2,058	444,086	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	2,990e-05	-1,503e-02	2,015	
	(5) ΔT_{34} _{max}	-4,786e-03	2,506	-322,072	
	(6) R ₁ _{min}	2,982e-04	-0,164	22,650	
Forêt de feuillus C2	(1) T ₄ _{max}	-1,364e-02	7,986	-880,082	
	(2) T ₄ _{min}	-3,372e-03	2,611	-197,469	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-1,737e-04	9,418e-02	-12,555	
	(5) ΔT_{34} _{max}	-8,237e-03	4,304	-553,929	
	(6) R ₁ _{min}	1,588e-04	-8,786e-02	12,298	
Forêt de feuillus C3	(1) T ₄ _{max}	-1,796e-02	10,285	-1185,163	
	(2) T ₄ _{min}	1,498e-04	0,713	57,702	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-1,510e-04	8,230e-02	-11,011	
	(5) ΔT_{34} _{max}	-1,136e-02	5,977	-788,402	
	(6) R ₁ _{min}	1,140e-04	-6,378e-02	9,075	
Forêt mixte C1	(1) T ₄ _{max}	-1,788e-02	10,303	-1194,052	
	(2) T ₄ _{min}	1,206e-02	-5,798	945,725	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-2,082e-04	0,114	-15,389	
	(5) ΔT_{34} _{max}	-4,558e-03	2,379	-304,217	
	(6) R ₁ _{min}	1,053e-04	-5,933e-02	8,460	
Forêt mixte C2	(1) T ₄ _{max}	-3,246e-02	18,276	-2283,327	
	(2) T ₄ _{min}	1,040e-02	-4,762	788,329	
	(3) ΔT_{45} _{max}	n/a	n/a	2,000	
	(4) NDVI _{max}	-3,242e-04	-23,488	-1,991e-04	
	(5) ΔT_{34} _{max}	-1,004e-02	5,460	-731,713	
	(6) R ₁ _{min}	3,767e-04	-0,208	28,898	

Développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR

Catégorie d'occupation du sol		Seuil	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
			α	β	c
Forêt mixte C3	(1) $T_{4_{max}}$	-1,739e-02	10,014	-1153,075	
	(2) $T_{4_{min}}$	9,291e-03	-4,343	755,271	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-1,991e-04	0,109	-14,763	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	-6,146e-03	3,374	-453,856	
	(6) $R1_{min}$	5,340e-05	-3,164e-02	4,784	
Brûlis C1	(1) $T_{4_{max}}$	-1,703e-02	9,897	-1146,593	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,279e-02	-6,181	995,338	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-1,478e-04	0,080	-10,582	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	3,942e-03	-2,166	302,760	
	(6) $R1_{min}$	1,683e-04	-9,381e-02	13,195	
Brûlis C2	(1) $T_{4_{max}}$	-1,116e-02	6,773	-734,075	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,834e-02	-9,181	1401,701	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-6,392e-05	3,508e-02	-4,654	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	-1,800e-04	0,049	7,758	
	(6) $R1_{min}$	-2,078e-04	0,109	-13,972	
Brûlis C3	(1) $T_{4_{max}}$	-1,338e-02	7,943	-886,235	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,449e-02	-7,070	1111,942	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-9,806e-05	5,357e-02	-7,133	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	-5,942e-04	0,277	-23,692	
	(6) $R1_{min}$	1,802e-04	-0,100	14,131	
Terres humides C1	(1) $T_{4_{max}}$	-2,456e-02	13,790	-1649,890	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,157e-02	-5,589	926,388	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-2,776e-04	0,151	-20,402	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	-4,176e-03	2,205	-284,514	
	(6) $R1_{min}$	3,695	-0,202	27,669	
Terres humides C2	(1) $T_{4_{max}}$	-3,768e-02	20,902	-2613,827	
	(2) $T_{4_{min}}$	-1,033e-02	6,298	-682,769	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-2,525e-04	0,138	-18,698	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	-1,367e-02	7,420	-996,066	
	(6) $R1_{min}$	-4,897e-04	0,258	-33,739	
Terres humides C3	(1) $T_{4_{max}}$	-5,525e-03	3,704	-317,924	
	(2) $T_{4_{min}}$	3,155e-02	-15,844	2242,289	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-1,240e-04	0,070	-9,636	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	-8,804e-03	4,371	-626,503	
	(6) $R1_{min}$	4,592e-04	-0,248	33,733	
Toundra et sols nus C1	(1) $T_{4_{max}}$	-2,661e-02	15,117	-1852,331	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,314e-02	-6,189	969,775	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-1,464e-04	8,116e-02	-11,034	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	1,472e-03	-0,964	159,985	
	(6) $R1_{min}$	2,836	-0,157	21,811	
Toundra et sols nus C2	(1) $T_{4_{max}}$	-2,120e-02	12,305	-1489,985	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,321e-02	-6,196	967,581	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	-1,666e-04	9,107e-02	-12,254	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	6,298e-03	-3,447	481,403	
	(6) $R1_{min}$	-5,344e-06	-2,368e-03	1,225	
Toundra et sols nus C3	(1) $T_{4_{max}}$	-1,820e-02	10,580	-1244,187	
	(2) $T_{4_{min}}$	1,285e-02	-5,985	937,100	
	(3) $\Delta T_{45_{max}}$	n/a	n/a	2,000	
	(4) $NDVI_{max}$	3,241e-05	-1,582e-02	2,008	
	(5) $\Delta T_{34_{max}}$	5,034e-03	-2,802	398,994	
	(6) $R1_{min}$	-6,194e-05	2,491e-02	-1,955	

Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
		α	β	c
Agriculture C1	(1) $T4_{max}$	4,982e-03	-1,923	437,179
	(2) $T4_{min}$	1,415e-02	-7,116	1155,426
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000
	(4) $NDVI_{max}$	3,472e-04	-0,182	23,956
	(5) $\Delta T34_{max}$	-9,889e-03	5,476	-748,680
	(6) $R1_{min}$	-8,994e-05	4,060e-02	-4,176
Agriculture C2	(1) $T4_{max}$	-2,068e-02	12,008	-1448,970
	(2) $T4_{min}$	1,472e-02	-7,387	1186,619
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000
	(4) $NDVI_{max}$	8,164e-05	-3,531e-02	3,836
	(5) $\Delta T34_{max}$	-3,306	18,103	-2463,494
	(6) $R1_{min}$	1,528e-04	-9,157e-02	13,313
Agriculture C3	(1) $T4_{max}$	-2,149e-02	12,431	-1503,970
	(2) $T4_{min}$	1,280e-02	-6,309	1037,211
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000
	(4) $NDVI_{max}$	-3,593e-04	0,202	-27,998
	(5) $\Delta T34_{max}$	-2,487e-02	13,583	-1839,617
	(6) $R1_{min}$	3,367e-04	-0,189	26,741
Urbain et bâti C1	(1) $T4_{max}$	-1,692e-02	9,786	-1124,121
	(2) $T4_{min}$	1,528e-03	-2,646e-02	164,715
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000
	(4) $NDVI_{max}$	-3,083e-04	0,166	-22,331
	(5) $\Delta T34_{max}$	-1,610e-02	8,765	-1183,083
	(6) $R1_{min}$	6,665e-04	-0,367	50,685
Urbain et bâti C2	(1) $T4_{max}$	3,523e-02	-18,372	2675,175
	(2) $T4_{min}$	7,907e-03	-4,123	806,925
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000
	(4) $NDVI_{max}$	-9,529e-05	6,866e-02	-11,469
	(5) $\Delta T34_{max}$	-9,970e-02	53,967	-7290,111
	(6) $R1_{min}$	1,618e-03	-0,891	122,850
Urbain et bâti C3	(1) $T4_{max}$	-1,988e-02	11,464	-1361,237
	(2) $T4_{min}$	1,061e-02	-5,035	855,885
	(3) $\Delta T45_{max}$	n/a	n/a	2,000
	(4) $NDVI_{max}$	-1,826e-04	9,964e-02	-13,469
	(5) $\Delta T34_{max}$	-1,853e-02	10,038	-1349,737
	(6) $R1_{min}$	6,743e-04	-0,372	51,367

Note : Les coefficients indiqués sont en notation scientifique.

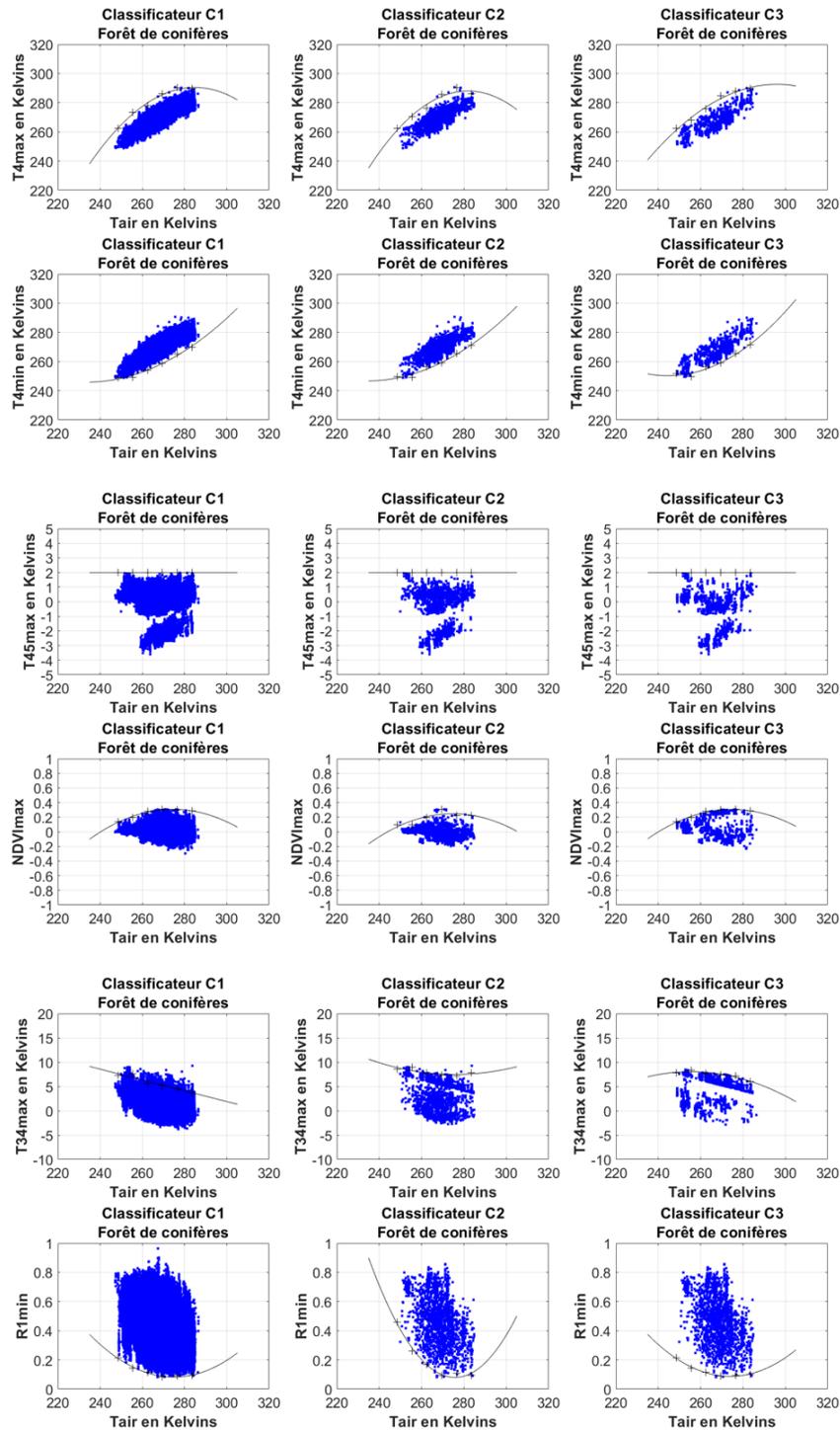


Figure 14-1. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

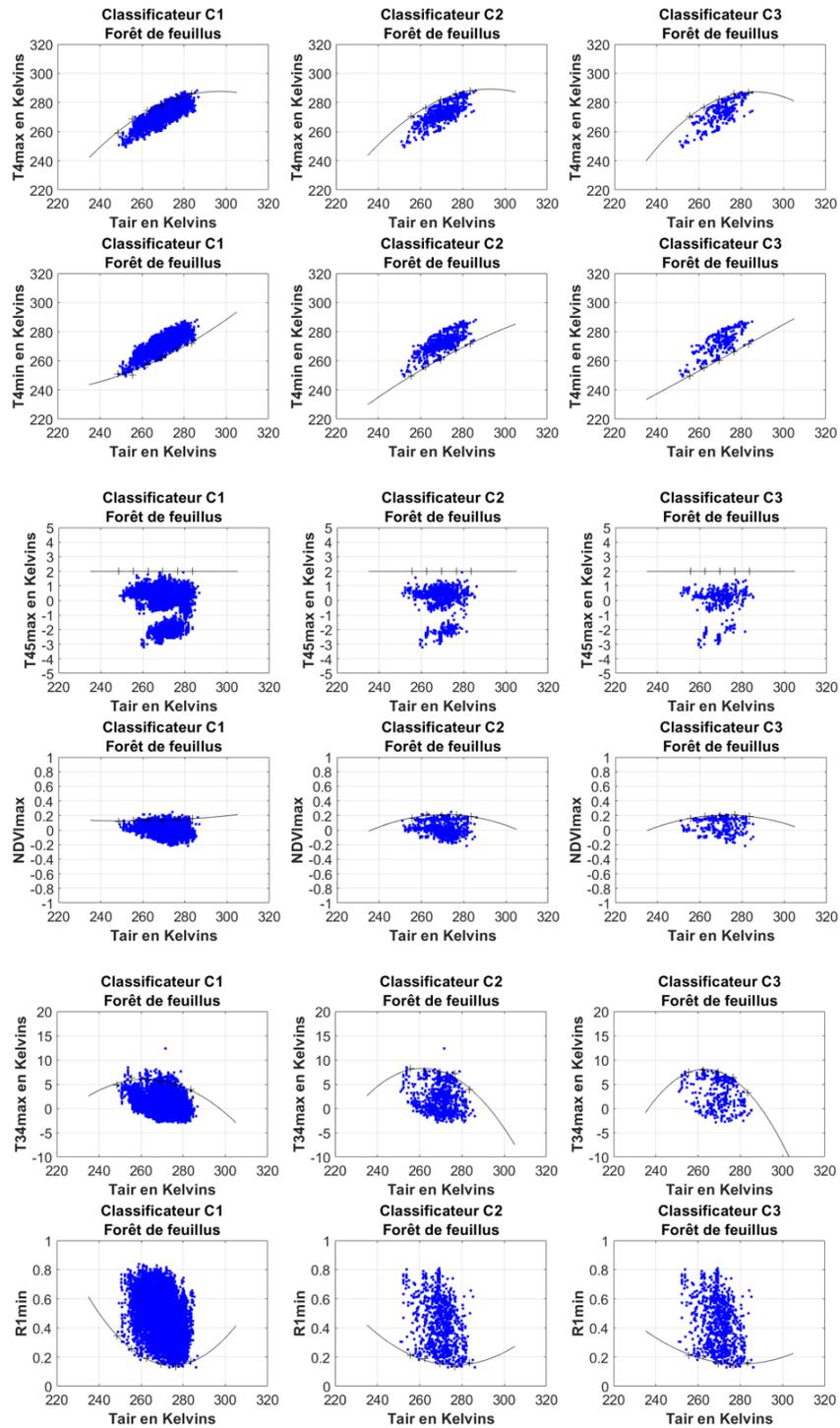


Figure 14-2. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

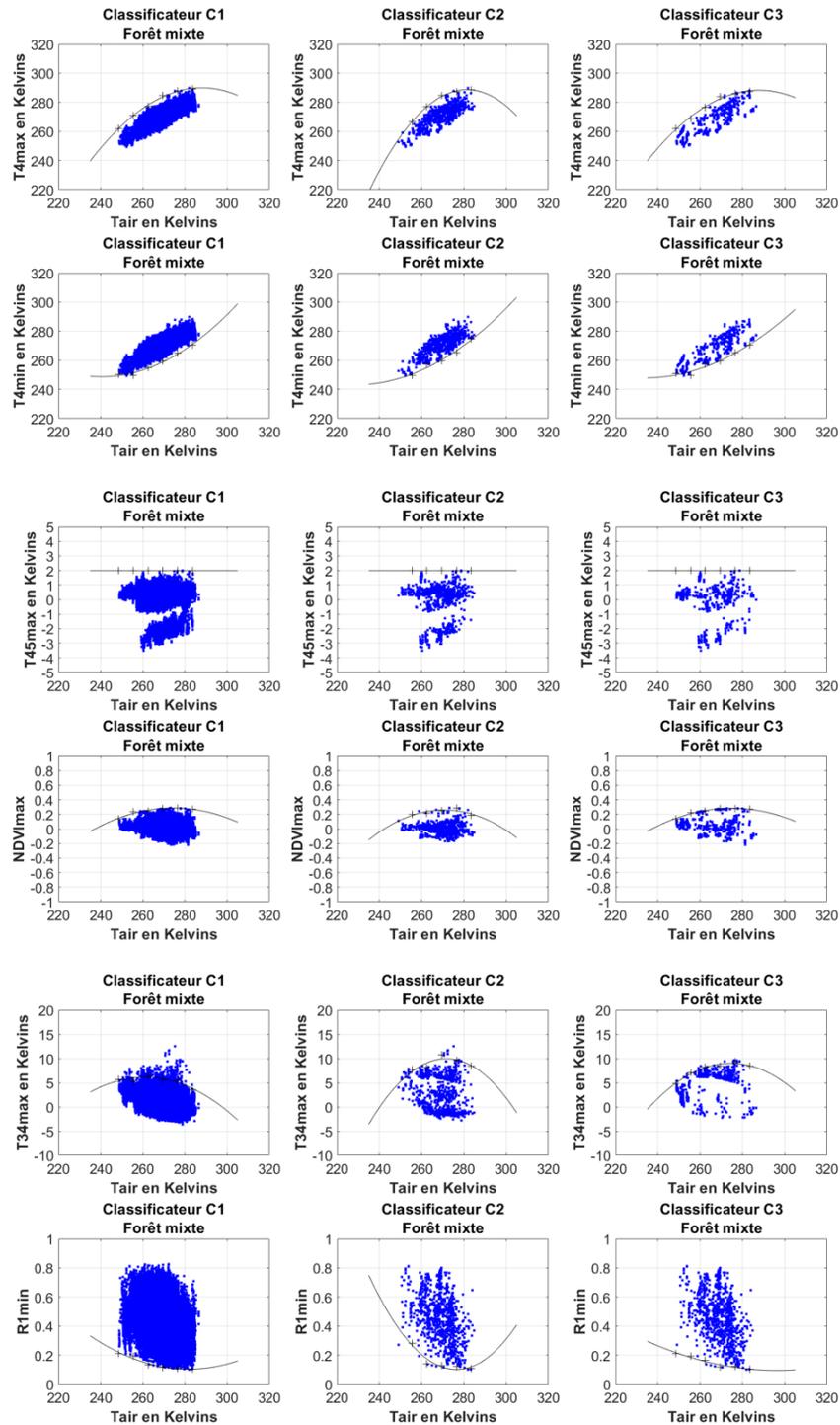


Figure 14-3. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

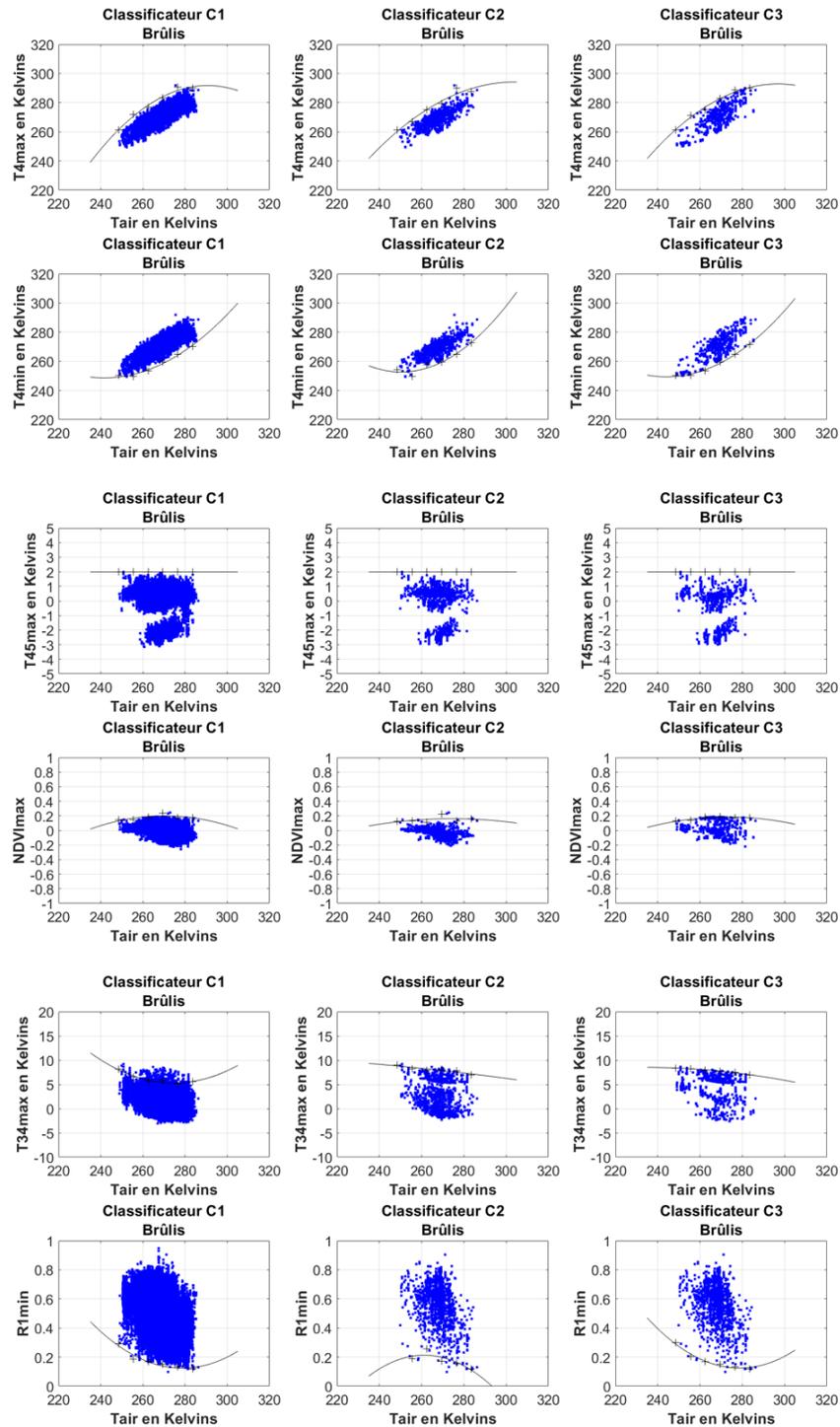


Figure 14-4. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

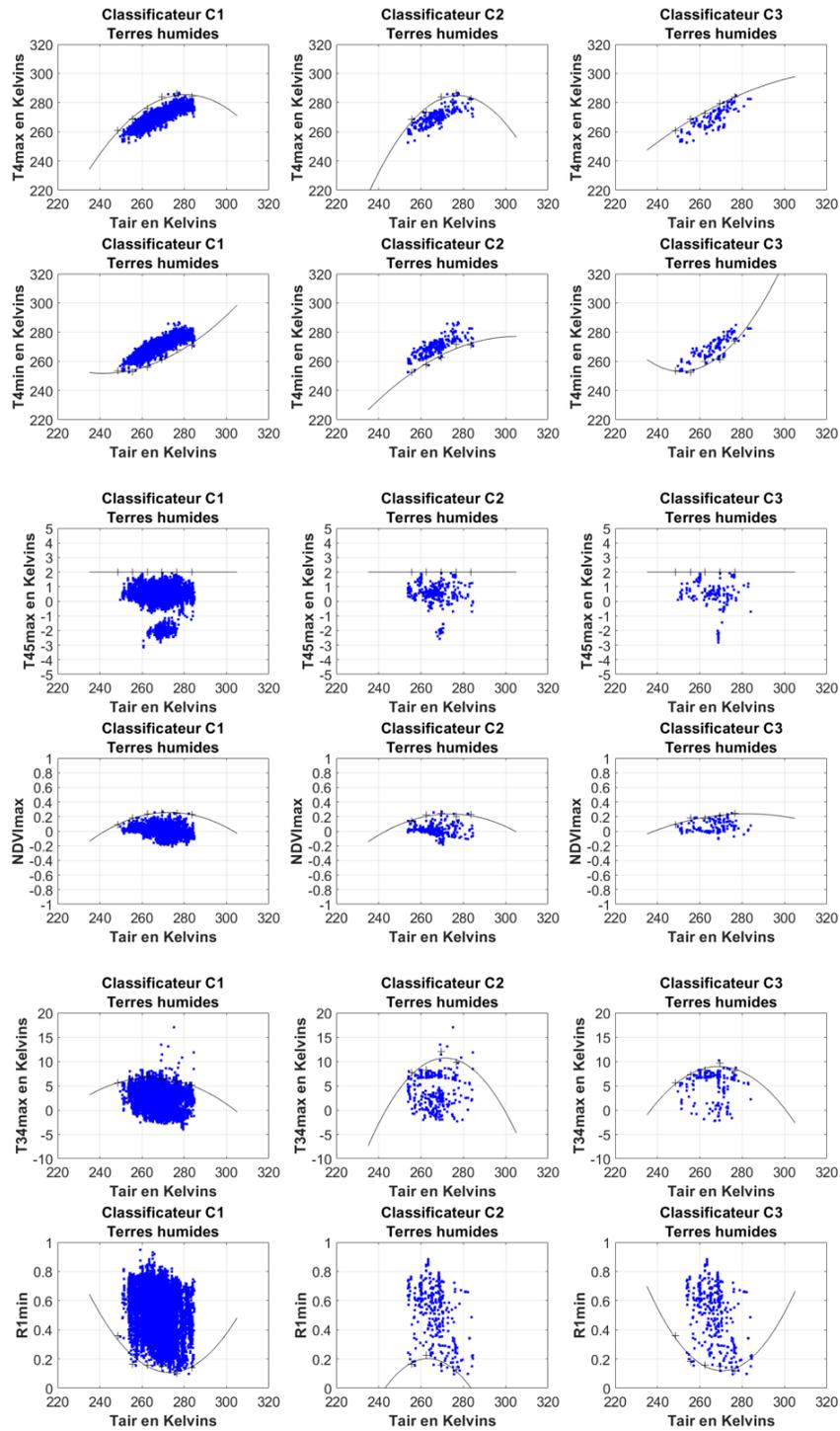


Figure 14-5. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C1, C2 et C3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

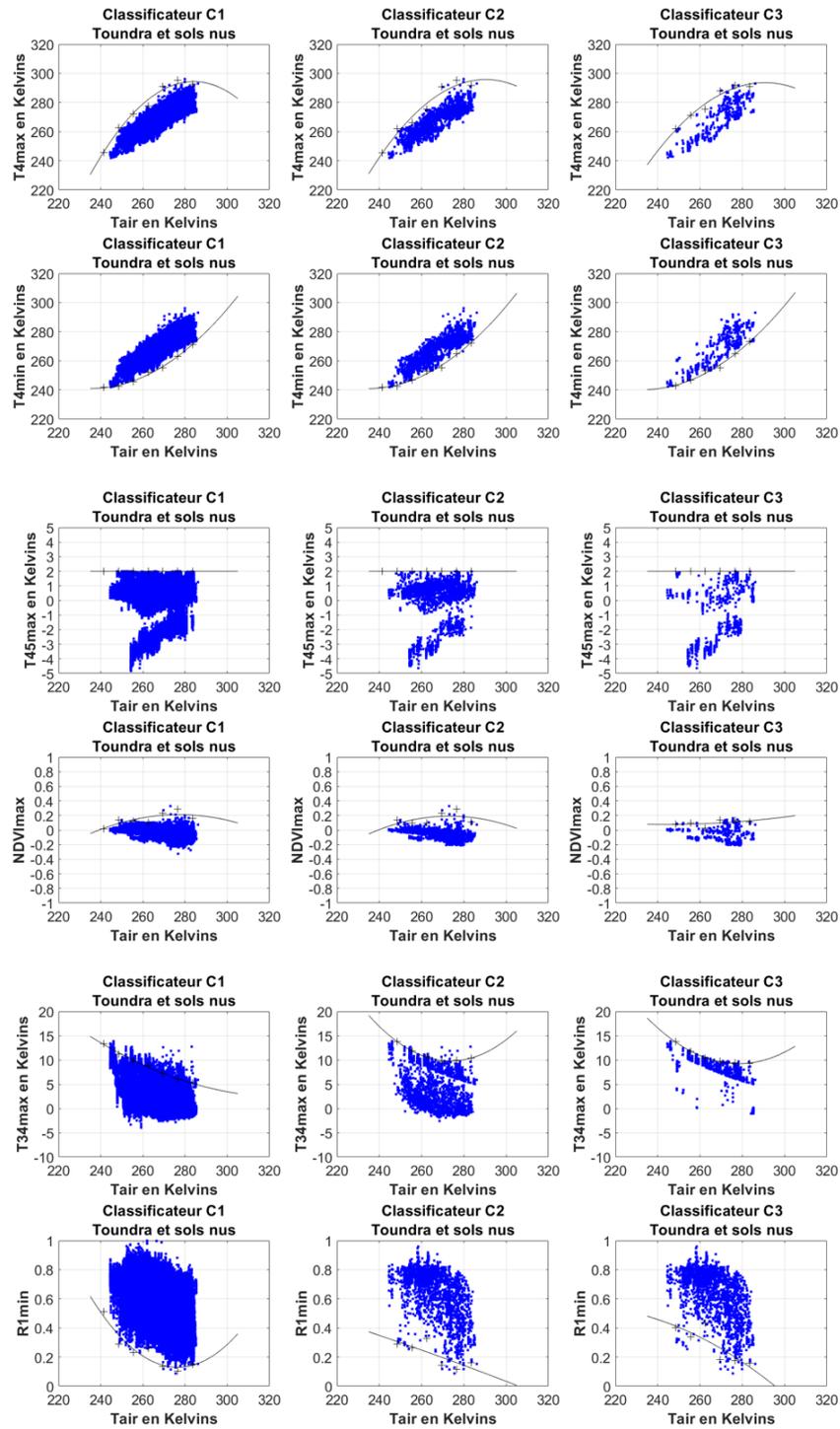


Figure 14-6. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

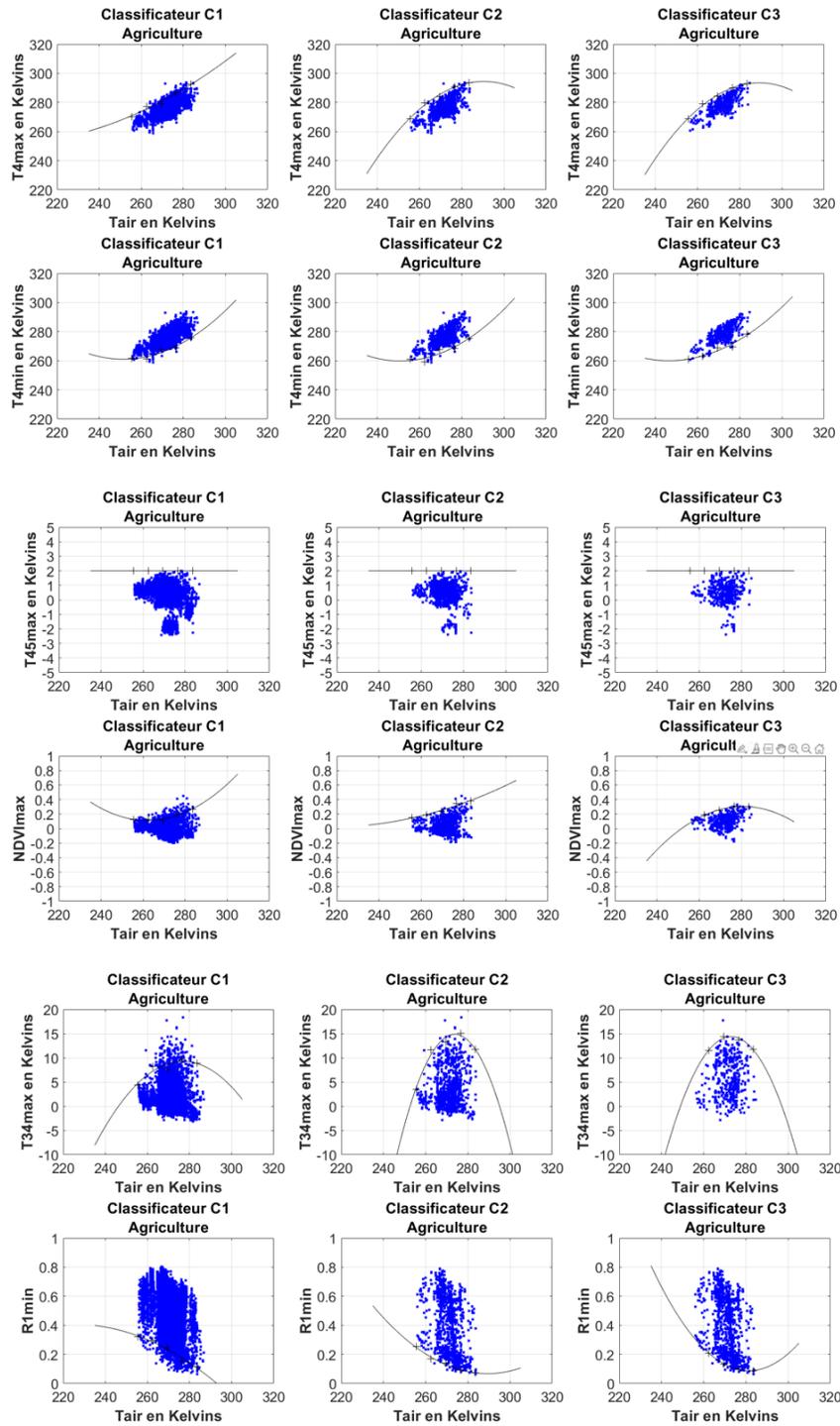


Figure 14-7. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

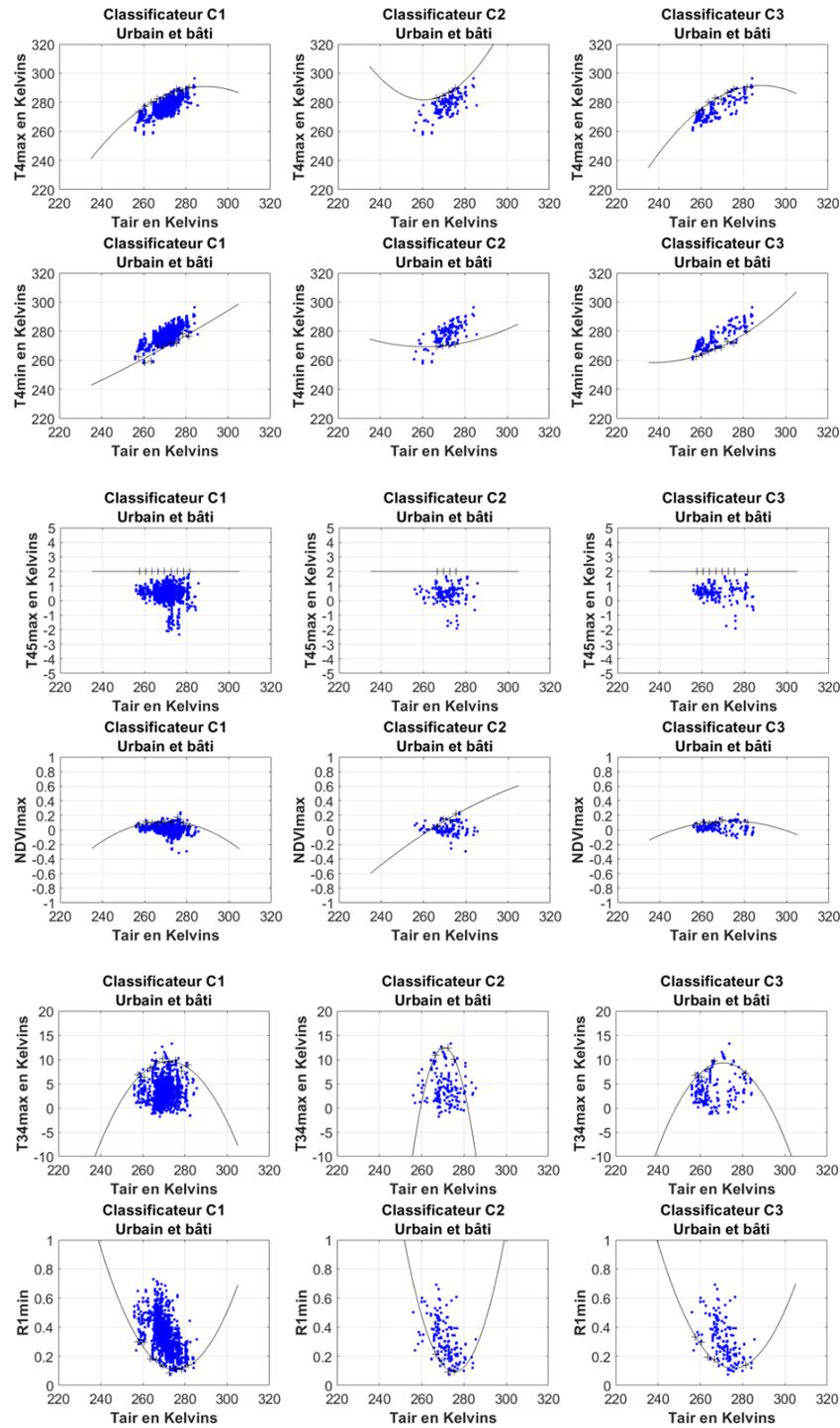


Figure 14-8. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air de la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – de l'algorithme AVHRR TAIR+B développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

Tableau 14-2. Paramètres de seuil et des intervalles de prédiction des classificateurs C₁, C₂ et C₃ de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à des approches de *boosting* et de logique floue développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
			α	β	c
Forêt de conifères C1	(1) T _{4max}	a	-2,465e-02	13,909	-1678,735
		s	-2,111e-02	12,027	-1422,471
		b	-1,757e-02	10,145	-1166,207
	(2) T _{4min}	a	7,211e-03	-3,192	590,614
		s	9,877e-03	-4,610	783,726
		b	1,254e-02	-6,028	976,839
	(3) ΔT _{45max}	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-2,935e-04	0,161	-21,715
		s	-2,629e-04	0,144	-19,504
		b	-2,324e-03	0,128	-17,293
	(5) ΔT _{34max}	a	-1,135e-03	0,492	-46,873
		s	1,491e-05	-0,119	36,389
		b	1,164e-03	-0,731	119,651
	(6) R1 _{min}	a	1,682e-04	-9,277e-02	12,847
		s	1,830e-04	-0,101	13,917
		b	1,978e-04	-0,108	14,988
Forêt de conifères C2	(1) T _{4max}	a	-2,889e-02	16,139	-1976,847
		s	2,312e-02	13,069	-1558,820
		b	-1,735e-02	9,998	-1140,792
	(2) T _{4min}	a	4,703e-03	-1,866	415,114
		s	8,044e-02	-3,644	657,129
		b	1,139e-02	-5,421	899,144
	(3) ΔT _{45max}	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-3,586e-04	0,195	-26,351
		s	-2,670e-04	0,146	-19,719
		b	-1,754e-04	9,734e-02	-13,087
	(5) ΔT _{34max}	a	6,986e-04	-0,407	64,536
		s	1,843e-03	-1,016	147,438
		b	2,988e-03	-1,625	230,341
	(6) R1 _{min}	a	4,458e-04	-0,247	34,164
		s	4,994e-04	-0,275	38,049
		b	5,531e-04	-0,304	41,935
Forêt de conifères C3	(1) T _{4max}	a	-1,163e-02	6,978	-758,647
		s	-8,901e-03	5,525	-560,797
		b	-6,169e-03	4,072	-362,947
	(2) T _{4min}	a	4,594e-03	-1,834	414,301
		s	8,232e-03	-3,770	677,847
		b	1,187e-02	5,706	941,392
	(3) ΔT _{45max}	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-2,882e-04	0,158	-21,340
		s	2,591e-03	0,142	-19,229
		b	-2,299e-04	0,127	-17,118
	(5) ΔT _{34max}	a	-3,277e-03	1,689	-210,757
		s	-2,600e-03	1,328	-161,772
		b	-1,942e-03	0,969	-112,786
	(6) R1 _{min}	a	1,858e-04	-0,102	14,025
		s	1,979e-04	-0,108	14,901
		b	2,100e-04	-0,115	15,778

Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha.T_{air}^2 + \beta.T_{air} + c$)		
			α	β	c
Forêt de feuillus C1	(1) $T4_{max}$	a	-1,450e-02	8,450	-949,490
		s	-1,178e-02	6,998	-751,883
		b	-9,049e-03	5,547	-554,276
	(2) $T4_{min}$	a	8,375e-04	0,226	133,088
		s	5,137e-03	-2,062	444,549
		b	9,437	-4,350	756,011
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	1,130e-06	2,635e-04	-6,717e-02
		s	3,025e-05	-1,522e-02	2,042
		b	5,936e-05	-3,072e-02	4,151
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-5,592e-03	2,935	-380,364
		s	-4,819e-03	2,524	-324,365
		b	-4,046e-03	2,112	-268,367
	(6) $R1_{min}$	a	2,793e-04	-0,154	21,288
		s	2,969e-04	-0,163	22,557
		b	3,143e-04	-0,172	23,826
Forêt de feuillus C2	(1) $T4_{max}$	a	-1,497e-02	8,704	-978,791
		s	-1,319e-02	7,743	-847,335
		b	-1,114e-02	6,782	-715,880
	(2) $T4_{min}$	a	-9,146e-03	5,703	-614,890
		s	-5,763e-03	3,880	-365,561
		b	-2,381e-03	2,057	-116,133
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,291e-04	0,124	-16,650
		s	-1,681e-04	9,118e-02	-12,152
		b	-1,071e-04	5,830e-02	-7,655
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-9,215e-03	-9,215e-03	4,844
		s	-6,491e-03	3,376	-430,826
		b	-3,767e-03	1,907	-229,939
	(6) $R1_{min}$	a	9,926e-05	-5,579e-02	7,906
		s	1,657e-04	-9,162e-02	12,808
		b	2,322e-04	-0,127	17,710
Forêt de feuillus C3	(1) $T4_{max}$	a	-1,843e-02	10,524	-1217,135
		s	-1,171e-02	9,815	-1120,049
		b	-1,579e-02	9,105	-1022,962
	(2) $T4_{min}$	a	-4,688e-03	3,302	-290,967
		s	-2,600e-03	2,177	-136,983
		b	-5,119e-04	1,051	17,000
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-1,908e-04	0,103	-13,870
		s	-1,568e-04	8,517e-02	-11,363
		b	-1,228e-04	6,685e-02	-8,856
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-7,792e-03	4,076	-525,627
		s	-7,222e-03	3,768	-483,550
		b	-6,665e-03	3,461	-441,472
	(6) $R1_{min}$	a	4,608e-05	-2,723e-02	4,059
		s	1,338e-04	-7,450e-02	10,526
		b	2,221e-04	-0,122	16,994

Développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha.T_{air}^2 + \beta.T_{air} + c$)		
			α	β	c
Forêt mixte C1	(1) $T4_{max}$	a	-1,952e-02	11,173	-1312,727
		s	-1,780e-02	10,259	-1188,183
		b	-1,608e-02	9,334	-1063,639
	(2) $T4_{min}$	a	8,967e-03	-4,155	722,220
		s	1,197e-02	-5,757	940,423
		b	1,500e-02	-7,360	1158,626
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,447e-03	0,134	-18,034
		s	-2,077e-03	0,114	-15,350
		b	1,706e-04	9,425e-02	-12,665
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-5,723e-03	2,999	-388,633
		s	-4,554e-03	2,377	-303,965
		b	-3,386e-03	1,755	-219,296
	(6) $R1_{min}$	a	7,990e-05	-4,579e-02	6,618
		s	1,045e-04	-5,890e-02	8,403
		b	1,292e-03	-7,202e-02	10,188
Forêt mixte C2	(1) $T4_{max}$	a	-2,658e-02	15,066	-1849,163
		s	-2,479e-02	14,116	-1719,795
		b	-2,301e-02	13,166	-1590,427
	(2) $T4_{min}$	a	7,108e-03	-3,148	584,652
		s	1,124e-02	-5,346	883,914
		b	1,537e-02	-7,544	1183,177
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,540e-04	0,140	-19,079
		s	-2,178e-04	0,121	-16,528
		b	-1,834e-04	0,103	-13,976
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-7,850e-03	4,243	-567,050
		s	-5,926e-03	3,219	-427,677
		b	-4,002e-03	2,196	-288,304
	(6) $R1_{min}$	a	3,637e-04	-0,202	28,007
		s	4,414e-04	-0,229	31,666
		b	4,647e-04	-0,256	35,324
Forêt mixte C3	(1) $T4_{max}$	a	-1,889e-02	10,799	-1260,357
		s	-1,621e-02	9,370	-1065,880
		b	-1,352e-02	7,942	-871,403
	(2) $T4_{min}$	a	9,553e-03	-4,442	757,399
		s	1,289e-02	-6,213	998,562
		b	1,621e-02	-7,984	1239,725
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-3,346e-04	0,180	-24,048
		s	-2,698e-03	0,146	-19,505
		b	-2,049e-04	0,112	-14,962
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-3,709e-03	2,055	-276,852
		s	-2,792e-03	1,574	-212,683
		b	-1,876e-03	1,093	-148,515
	(6) $R1_{min}$	a	-3,601e-05	1,150e-02	-1,361
		s	1,857e-05	-1,366e-02	2,461
		b	7,316e-05	-4,230e-02	6,283

Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha.T_{air}^2 + \beta.T_{air} + c$)		
			α	β	c
Brûlis C1	(1) $T4_{max}$	a	-2,117e-02	12,098	-1445,898
		s	-1,702e-02	9,894	-1145,756
		b	-1,288e-02	7,689	-845,613
	(2) $T4_{min}$	a	9,855e-03	-4,620	782,781
		s	1,280e-02	-6,190	996,575
		b	1,576e-02	-7,760	1210,368
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,076e-04	0,112	-14,913
		s	-1,495e-04	8,085e-02	-10,704
		b	-9,138e-05	4,984e-02	-6,496
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	3,296e-03	-1,822	255,934
		s	3,948e-03	-2,169	303,164
		b	4,600e-03	-2,515	350,375
	(6) $R1_{min}$	a	1,217e-04	-6,902e-02	9,819
		s	1,678e-04	-9,352e-02	13,155
		b	2,139e-04	-0,118	16,491
Brûlis C2	(1) $T4_{max}$	a	-1,236e-02	7,460	-840,193
		s	-7,176e-03	4,701	-464,603
		b	-1,991e-03	1,943	-89,013
	(2) $T4_{min}$	a	1,742e-02	-8,682	1325,706
		s	2,191e-02	-11,069	1650,712
		b	2,639e-02	-13,456	1975,718
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-1,786e-04	9,597e-02	-12,846
		s	-9,710e-05	5,260e-02	-6,942
		b	-1,558e-05	9,236e-03	-1,038
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-9,417e-04	0,453	-47,221
		s	-1,468e-04	3,039e-02	10,355
		b	6,481e-04	-0,392	67,932
	(6) $R1_{min}$	a	-1,205e-05	1,000e-03	0,590
		s	9,867e-05	-5,790e-02	8,610
		b	2,094e-04	-0,117	16,629
Brûlis C3	(1) $T4_{max}$	a	-2,184e-02	12,403	-1477,916
		s	-1,867e-02	10,729	-1250,074
		b	-1,555e-02	9,056	-1022,231
	(2) $T4_{min}$	a	1,009e-02	-4,753	803,316
		s	1,213e-02	-5,835	950,581
		b	1,416e-02	-6,917	1097,846
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-1,929e-04	0,105	-14,063
		s	-1,728e-04	9,402e-02	-12,602
		b	-1,523e-04	8,329e-02	-11,141
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-8,026e-04	0,393	-40,645
		s	-3,534e-04	0,154	-8,107
		b	9,579e-05	-8,529e-02	24,430
	(6) $R1_{min}$	a	1,502e-04	-8,423e-02	11,891
		s	1,771e-04	-9,854e-02	13,837
		b	2,034e-04	-0,113	15,782

Développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha.Tair^2 + \beta.Tair + c$)		
			α	β	c
Terres humides C1	(1) $T4_{max}$	a	-2,846e-02	15,859	-1931,545
		s	-2,455e-02	13,765	-1646,431
		b	-2,058e-02	11,671	-1361,316
	(2) $T4_{min}$	a	7,938e-03	-3,653	662,366
		s	1,169e-02	-5,646	933,823
		b	1,543e-02	-7,640	1205,281
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-3,008e-04	0,164	-22,071
		s	-2,789e-04	0,152	-20,486
		b	-2,570e-04	0,140	-18,901
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-4,758e-03	2,509	-325,862
		s	-4,178e-03	2,206	-284,617
		b	-3,609e-03	1,903	-243,373
	(6) $R1_{min}$	a	2,799e-04	-0,154	21,184
		s	3,751e-04	-0,205	28,084
		b	4,704e-04	-0,256	34,984
Terres humides C2	(1) $T4_{max}$	a	-4,616e-02	25,508	-3253,391
		s	-3,371e-02	18,797	-2335,282
		b	-2,126e-02	12,087	-1417,173
	(2) $T4_{min}$	a	-2,026e-02	11,642	-1416,397
		s	-7,989e-03	5,030	-511,688
		b	4,279e-03	-1,582	393,021
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,654e-04	0,135	-18,226
		s	-2,270e-04	0,124	-16,784
		b	-2,074e-04	0,114	-15,342
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-2,346e-02	12,665	-1706,073
		s	-1,690e-02	9,133	-1222,870
		b	-1,035e-02	5,601	-739,666
	(6) $R1_{min}$	a	-1,216e-03	0,643	-85,357
		s	-6,131e-04	0,323	-42,217
		b	-1,012e-05	1,772e-03	0,923
Terres humides C3	(1) $T4_{max}$	a	-1,887e-02	10,719	-1240,670
		s	-1,722e-02	9,842	-1121,169
		b	-1,557e-02	8,964	-1001,668
	(2) $T4_{min}$	a	1,209e-02	-5,706	907,803
		s	2,632e-02	-13,180	1904,580
		b	4,056e-02	-20,653	2901,356
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-3,066e-04	0,165	-22,047
		s	-2,409e-04	0,130	-17,450
		b	-1,753e-04	9,601e-02	-12,854
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-1,125e-02	6,702	-889,886
		s	-1,108e-02	5,945	-788,949
		b	-9,637e-03	5,189	-688,012
	(6) $R1_{min}$	a	3,163e-04	-0,174	23,862
		s	4,520e-04	-0,245	33,699
		b	5,878e-04	-0,316	42,878

Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha.T_{air}^2 + \beta.T_{air} + c$)		
			α	β	c
Toundra et sols nus C1	(1) $T4_{max}$	a	-3,047e-02	17,144	-2127,928
		s	-2,660e-02	15,111	-1851,593
		b	-2,227e-02	13,077	-1575,259
	(2) $T4_{min}$	a	1,177e-02	-5,470	872,079
		s	1,314e-02	-6,187	969,529
		b	1,450e-02	-6,904	1066,980
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,251e-04	0,122	-16,648
		s	-1,451e-04	8,047e-02	-10,942
		b	-6,517e-05	3,849e-02	-5,237
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	1,161e-03	-0,800	137,683
		s	1,472e-03	-0,963	159,909
		b	1,784e-03	-1,127	182,136
	(6) $R1_{min}$	a	2,151e-04	-0,121	16,921
		s	2,838e-04	-0,157	21,824
		b	3,524e-04	-0,193	26,727
Toundra et sols nus C2	(1) $T4_{max}$	a	-2,924e-02	16,513	-2050,969
		s	-2,450e-02	14,023	-1712,302
		b	-1,974e-02	11,532	-1373,635
	(2) $T4_{min}$	a	1,148e-02	-5,290	844,419
		s	1,318e-02	-6,180	965,351
		b	1,487e-02	-7,070	1086,282
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,131e-04	0,116	-15,948
		s	-1,229e-04	6,914e-02	-9,512
		b	-3,269e-05	2,179e-02	-3,076
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	1,753e-03	-1,019	155,458
		s	2,620e-03	-1,474	217,300
		b	3,487e-03	-1,929	279,143
	(6) $R1_{min}$	a	1,835e-04	-0,105	14,912
		s	2,941e-03	-0,163	22,810
		b	4,049e-04	-0,221	30,708
Toundra et sols nus C3	(1) $T4_{max}$	a	-2,459e-02	14,016	-1712,635
		s	-2,156e-02	12,401	-1495,793
		b	-1,852e-02	10,825	-1278,951
	(2) $T4_{min}$	a	1,273e-02	-5,945	929,702
		s	1,461e-02	-6,932	1063,905
		b	1,650e-02	-7,919	1198,108
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-1,140e-04	7,553e-02	-10,095
		s	-1,138e-04	6,154e-02	-8,195
		b	-8,719e-05	4,756e-02	-6,294
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	1,502e-03	-0,889	139,967
		s	1,684e-03	-0,985	153,007
		b	1,867e-03	-1,081	166,047
	(6) $R1_{min}$	a	2,013e-04	-0,114	16,217
		s	2,307e-04	-0,129	18,310
		b	2,600e-04	-0,145	20,404

Développement de nouvelles stratégies de cartographie de l'étendue spatiale du couvert nival saisonnier au Québec-et-Labrador à partir des données du capteur optique NOAA-AVHRR

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
			α	β	c
Agriculture C1	(1) $T4_{max}$	a	-2,959e-03	2,357	-148,264
		s	4,912e-03	-1,887	432,316
		b	1,278e-02	-6,130	1012,896
	(2) $T4_{min}$	a	5,552e-03	-2,480	521,079
		s	1,415e-02	-7,113	1155,063
		b	2,274e-02	-11,747	1789,747
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	2,491e-04	-0,129	16,717
		s	3,466e-04	-0,182	23,911
		b	4,442e-04	-0,234	31,104
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-1,468e-02	8,057	-1101,583
		s	-9,992e-03	5,529	-755,646
		b	-5,301e-03	3,001	-409,709
	(6) $R1_{min}$	a	-1,905e-04	9,478e-02	-11,588
		s	-9,048e-05	4,089e-02	-4,216
		b	-9,497e-06	-1,299e-02	3,157
Agriculture C2	(1) $T4_{max}$	a	-2,548e-02	14,599	-1805,742
		s	-1,924e-02	11,237	-1345,704
		b	-1,300e-02	7,875	-885,667
	(2) $T4_{min}$	a	5,951e-03	-2,668	540,102
		s	1,609e-02	-8,134	1287,948
		b	2,623e-02	-13,600	2035,794
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	1,354e-04	-6,476e-02	7,796
		s	1,804e-04	-8,902e-02	11,116
		b	2,255e-04	-0,113	14,435
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-3,202e-02	17,513	-2384,523
		s	-2,820e-02	15,453	-2102,623
		b	-2,438e-02	13,392	-1820,723
	(6) $R1_{min}$	a	4,055e-05	-2,842e-02	4,807
		s	8,647e-05	-5,317e-02	8,193
		b	1,324e-04	-7,793e-02	11,580
Agriculture C3	(1) $T4_{max}$	a	-2,436e-02	13,967	-1714,449
		s	-2,056e-02	11,921	-1434,541
		b	-1,676e-02	9,875	-1154,634
	(2) $T4_{min}$	a	1,668e-02	-8,434	1322,406
		s	2,119e-02	-10,867	1655,325
		b	2,570e-02	-13,301	198,244
	(3) $\Delta T45_{max}$	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) $NDVI_{max}$	a	-2,000e-05	1,670e-02	-2,943
		s	7,502e-05	-3,452e-02	4,065
		b	1,701e-04	-8,574e-02	11,073
	(5) $\Delta T34_{max}$	a	-4,041e-02	21,992	-2981,174
		s	-3,721e-02	20,269	-2745,441
		b	-3,402e-02	18,546	-2509,708
	(6) $R1_{min}$	a	1,717e-05	-1,559e-02	3,049
		s	7,163e-05	-4,449e-02	7,066
		b	1,261e-03	-7,429e-02	11,082

Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Catégorie d'occupation du sol	Seuil	Borne†	Paramètres d'équation ($\alpha \cdot T_{air}^2 + \beta \cdot T_{air} + c$)		
			α	β	c
Urbain et bâti C1	(1) T4 _{max}	a	-1,977e-02	11,323	-1333,811
		s	1,703e-02	9,844	-1132,168
		b	-1,428e-02	8,366	-930,525
	(2) T4 _{min}	a	-7,950e-03	5,080	-531,743
		s	1,884e-03	-0,220	191,051
		b	1,172e-02	-5,207	913,846
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-4,127e-04	0,223	-29,989
		s	-3,080e-04	0,166	-22,293
		b	-2,032e-03	0,110	-14,597
	(5) ΔT34 _{max}	a	-1,890e-02	10,274	-1388,962
		s	-1,616e-02	8,797	-1187,618
		b	-1,342e-02	7,321	-986,273
	(6) R1 _{min}	a	5,878e-04	-0,325	44,899
		s	6,637e-04	-0,366	50,479
		b	7,396e-04	-0,407	56,058
Urbain et bâti C2	(1) T4 _{max}	a	6,954e-03	-3,035	592,547
		s	3,943e-02	-20,640	2982,667
		b	7,191e-02	-38,244	5372,787
	(2) T4 _{min}	a	-1,923e-03	1,206	82,930
		s	9,332e-03	-4,889	910,442
		b	2,057e-02	-10,984	1737,953
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-4,975e-03	2,712	-370,235
		s	1,768e-04	-8,012e-02	8,867
		b	5,329e-03	-2,872	387,969
	(5) ΔT34 _{max}	a	-0,133	72,176	-9762,511
		s	-0,102	55,298	-7471,051
		b	-7,101e-02	38,421	-5179,590
	(6) R1 _{min}	a	-1,559e-03	0,831	-110,941
		s	1,636e-03	-0,901	124,201
		b	4,832e-03	-2,633	359,343
Urbain et bâti C3	(1) T4 _{max}	a	-2,216e-02	12,634	-1512,445
		s	-2,073e-02	11,859	-1406,820
		b	-1,929e-02	11,085	-1301,167
	(2) T4 _{min}	a	5,598e-03	-2,315	483,181
		s	9,959e-03	-4,665	803,658
		b	1,432e-02	-7,015	1124,136
	(3) ΔT45 _{max}	a	n/a	n/a	2,000
		s	n/a	n/a	2,000
		b	n/a	n/a	2,100
	(4) NDVI _{max}	a	-3,098e-04	0,166	-22,071
		s	-2,673e-04	0,143	-18,946
		b	-2,248e-04	0,120	-15,821
	(5) ΔT34 _{max}	a	-3,264e-02	17,666	-2382,642
		s	-2,965e-02	16,056	-2163,119
		b	-2,667e-02	14,446	-1943,597
	(6) R1 _{min}	a	6,222e-04	-0,344	47,646
		s	6,773e-04	-0,372	51,403
		b	7,244e-04	-0,399	55,160

† Les bornes a et b correspondent à la limite inférieure (a) et supérieure (b) de l'intervalle de prédiction calculé sur les seuils empiriques de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol. Celles-ci correspondent également aux paramètres d'entrée a et b des fonctions d'appartenance de logique floue ZMF et SMF appliquées sur les seuils de l'algorithme. La borne s est le seuil empirique.

Note : Les coefficients indiqués sont en notation scientifique.

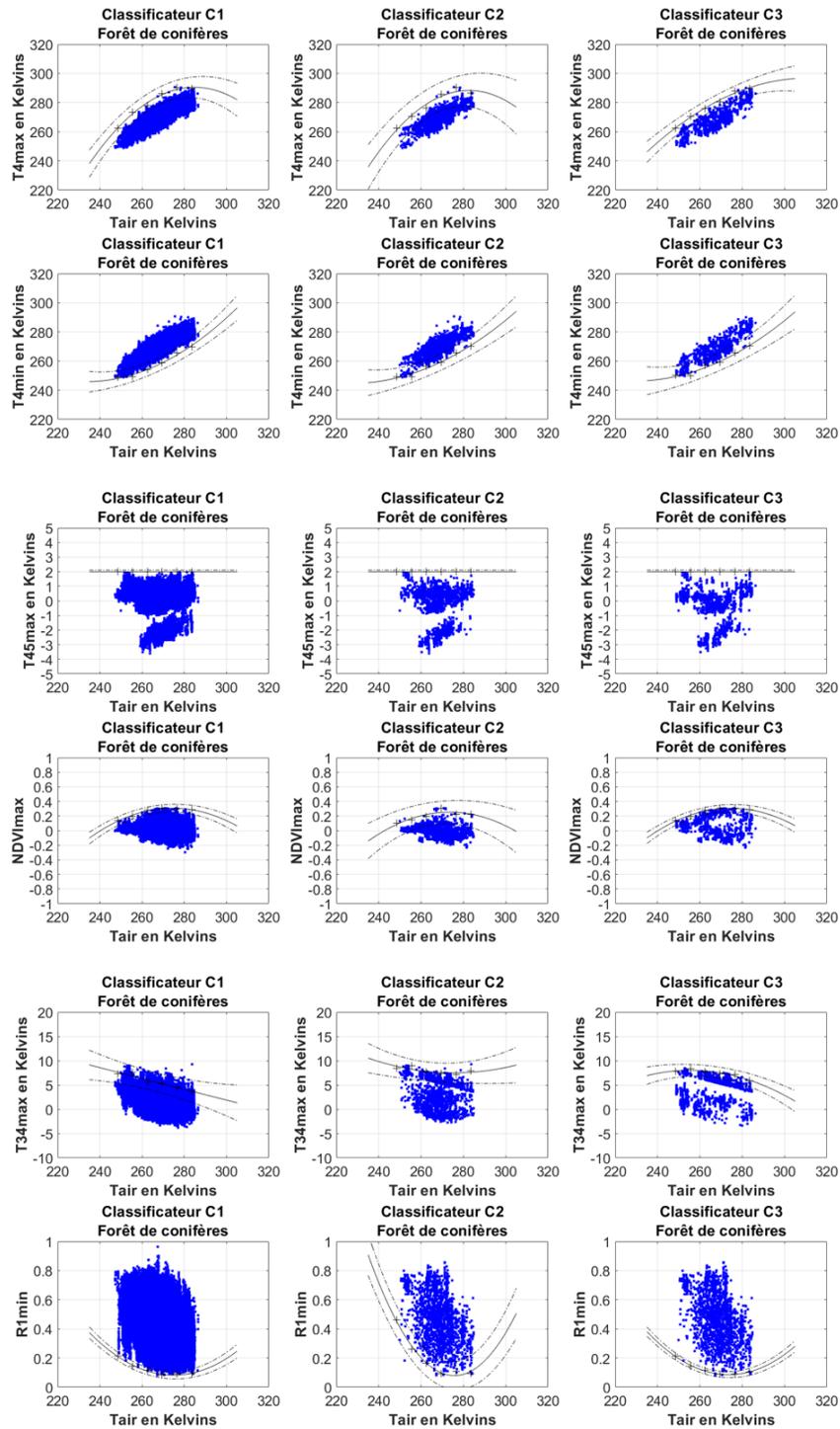


Figure 14-9. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de conifères – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

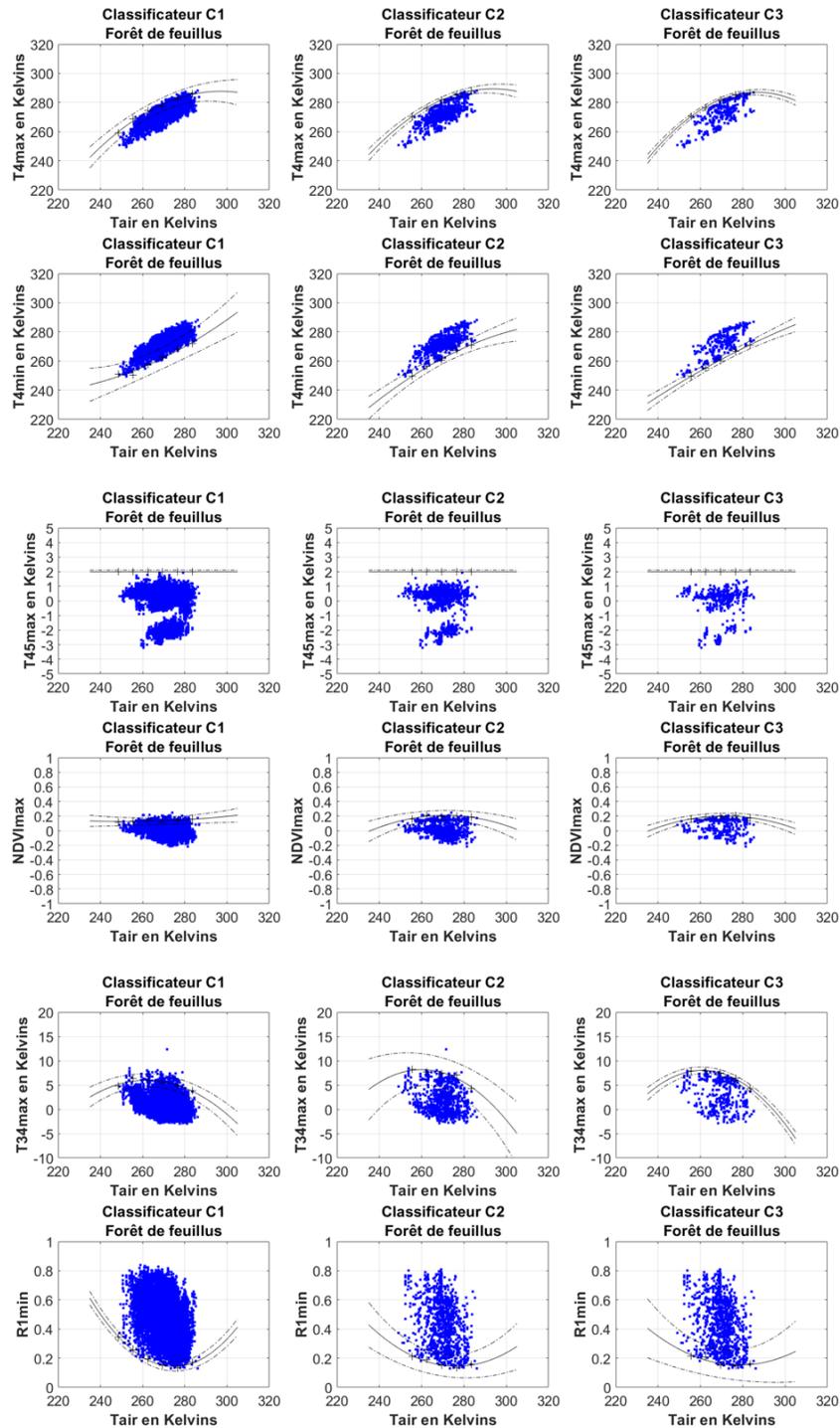


Figure 14-10. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt de feuillus – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

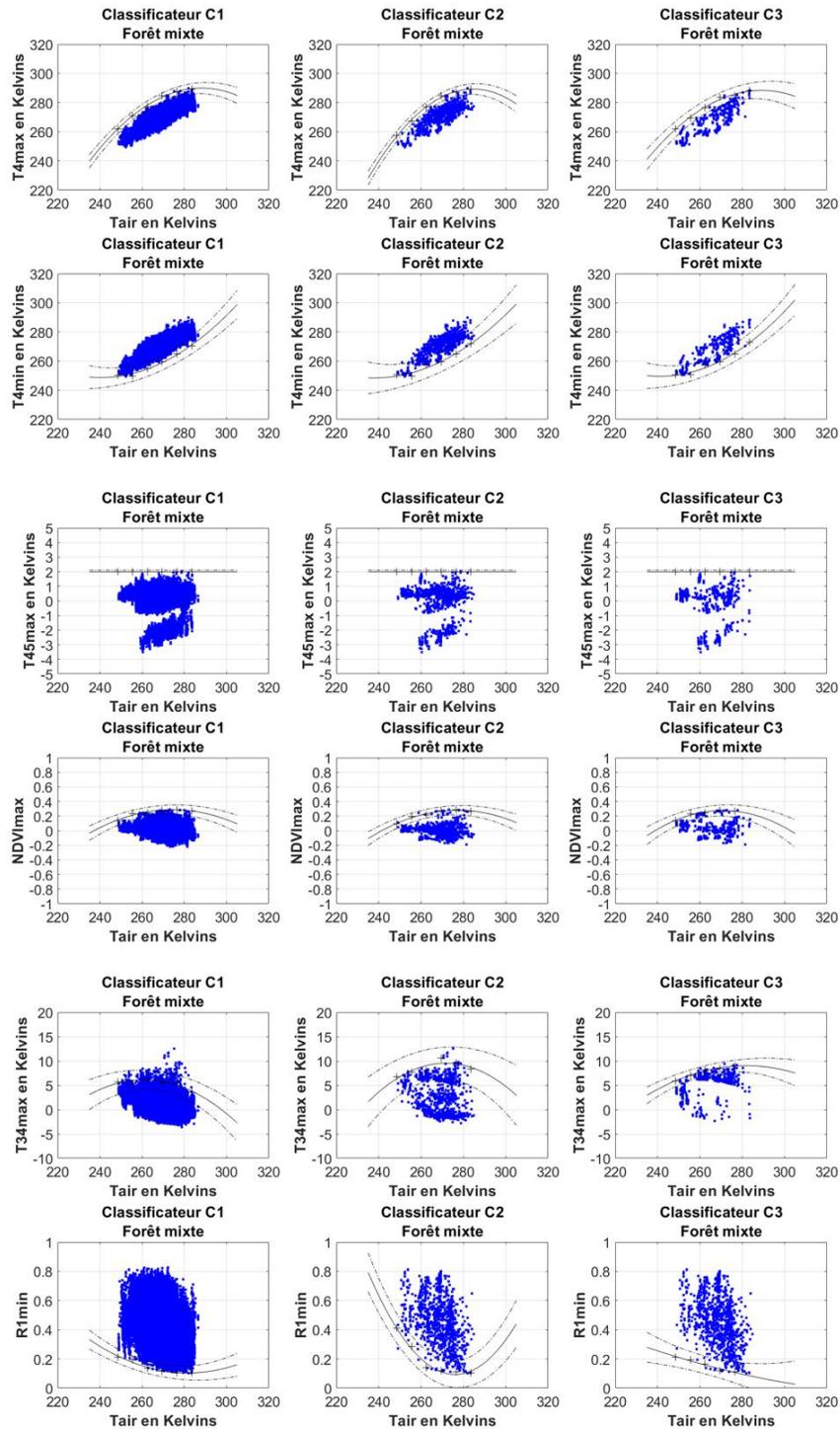


Figure 14-11. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C1, C2 et C3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Forêt mixte – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

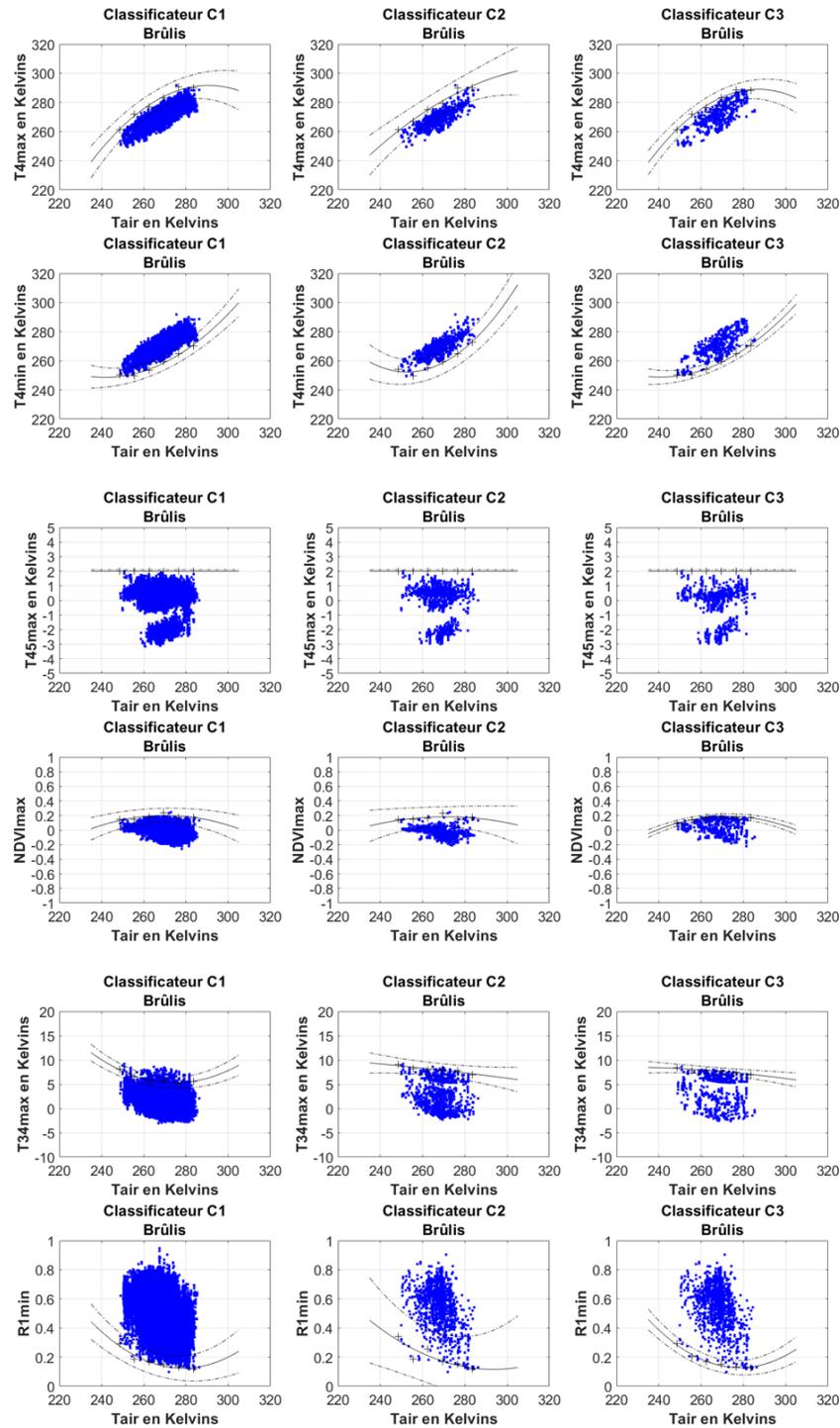


Figure 14-12. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Brûlis – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

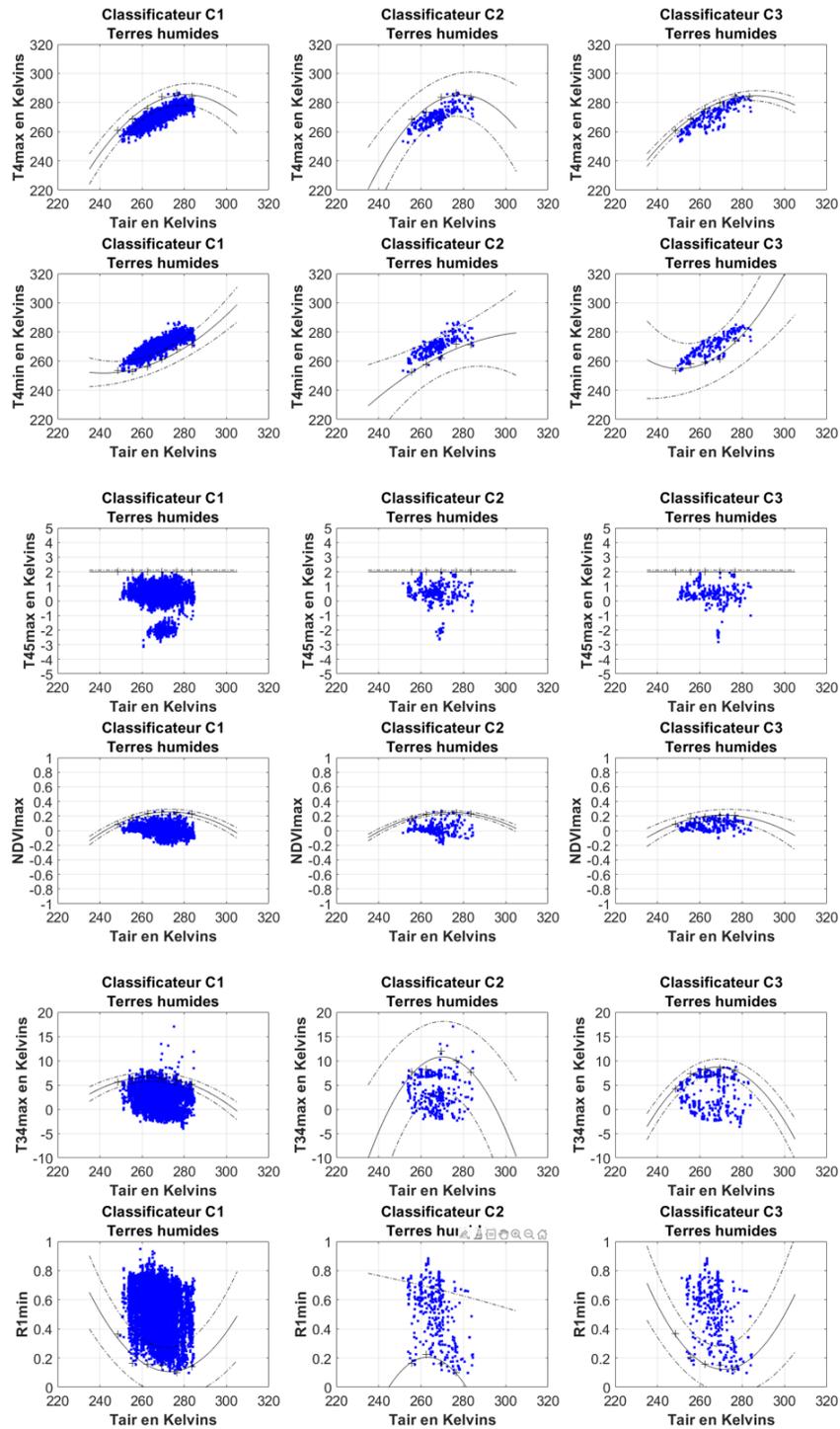


Figure 14-13. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Terres humides – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

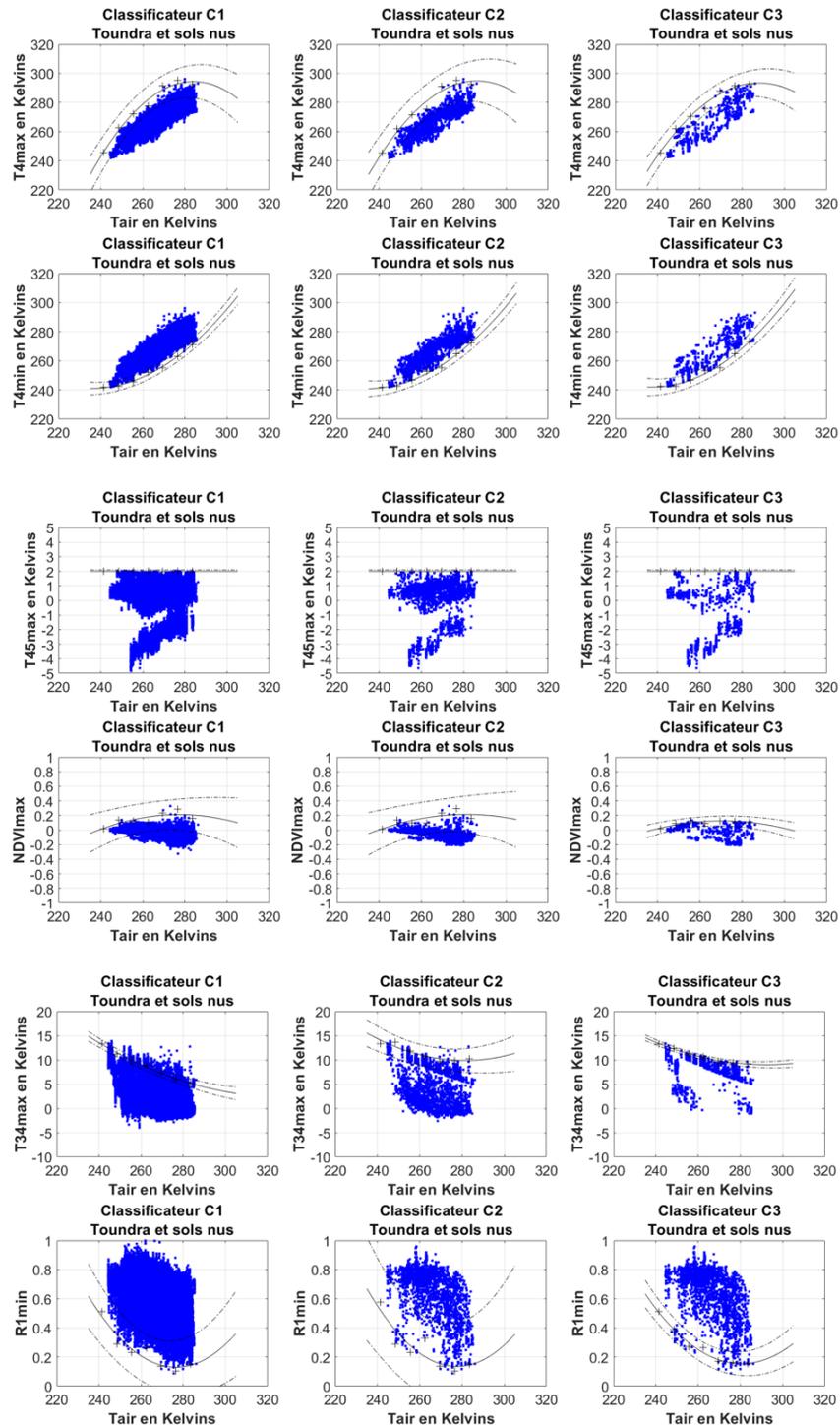


Figure 14-14. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Toundra et sols nus – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

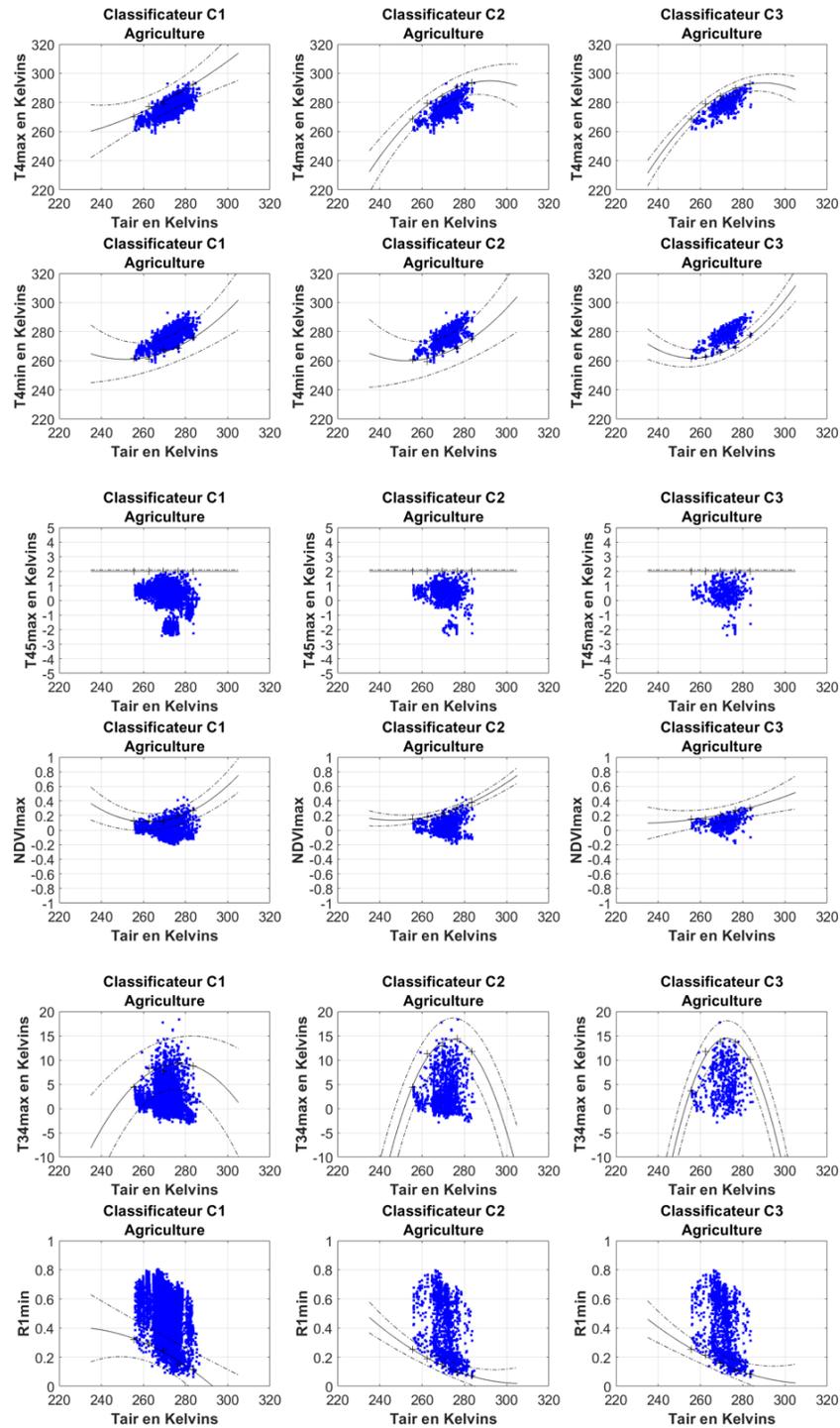


Figure 14-15. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C1, C2 et C3 et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Agriculture – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

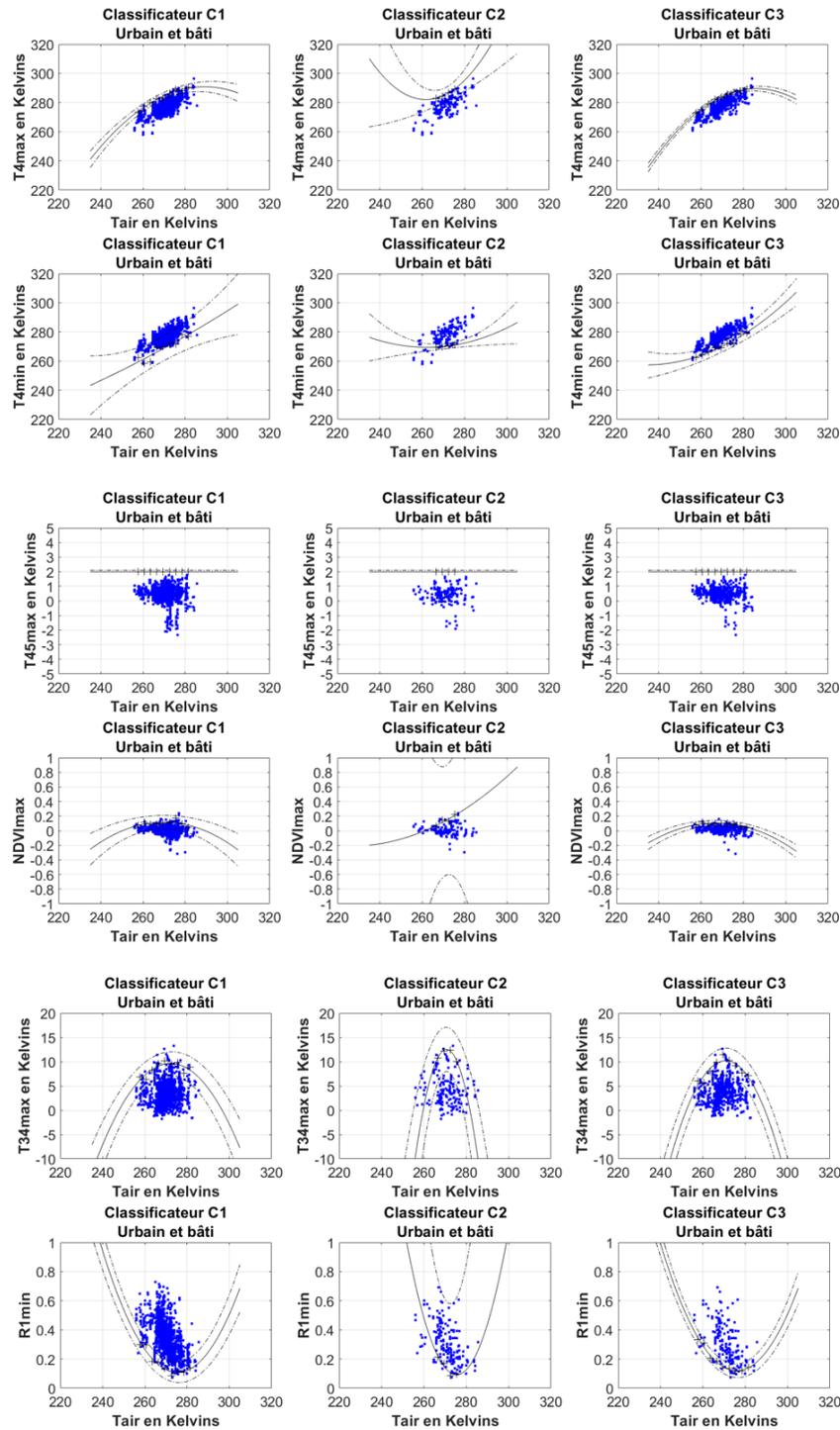


Figure 14-16. Échantillons de pixels de neige réservés pour la calibration des classificateurs C₁, C₂ et C₃ et seuils empiriques adaptatifs à la température de l'air avec l'intervalle de prédiction de la catégorie de l'occupation du sol – Urbain et bâti – de l'algorithme AVHRR TAIR+BLF développé pour les conditions particulières de fonte printanière.

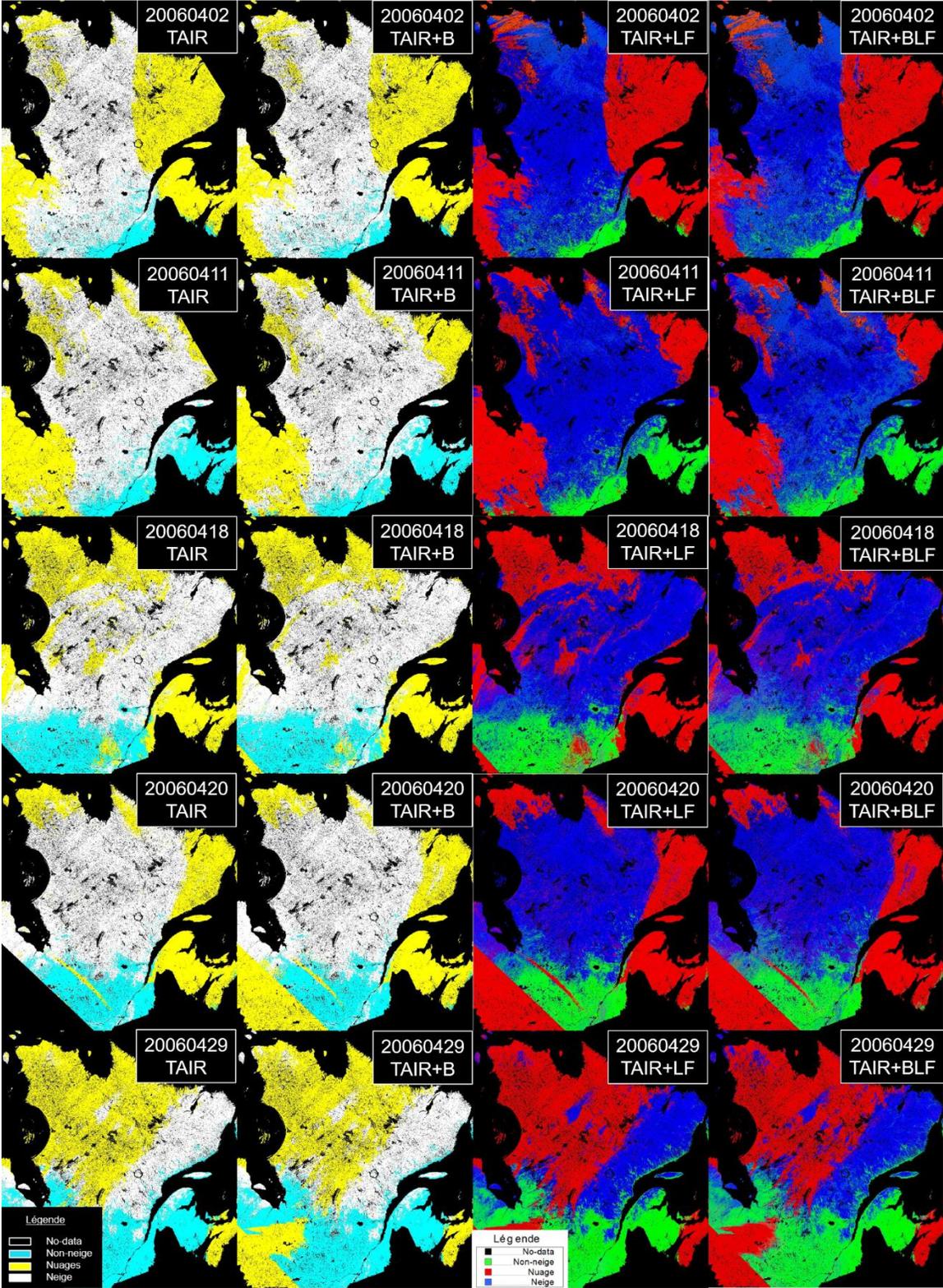
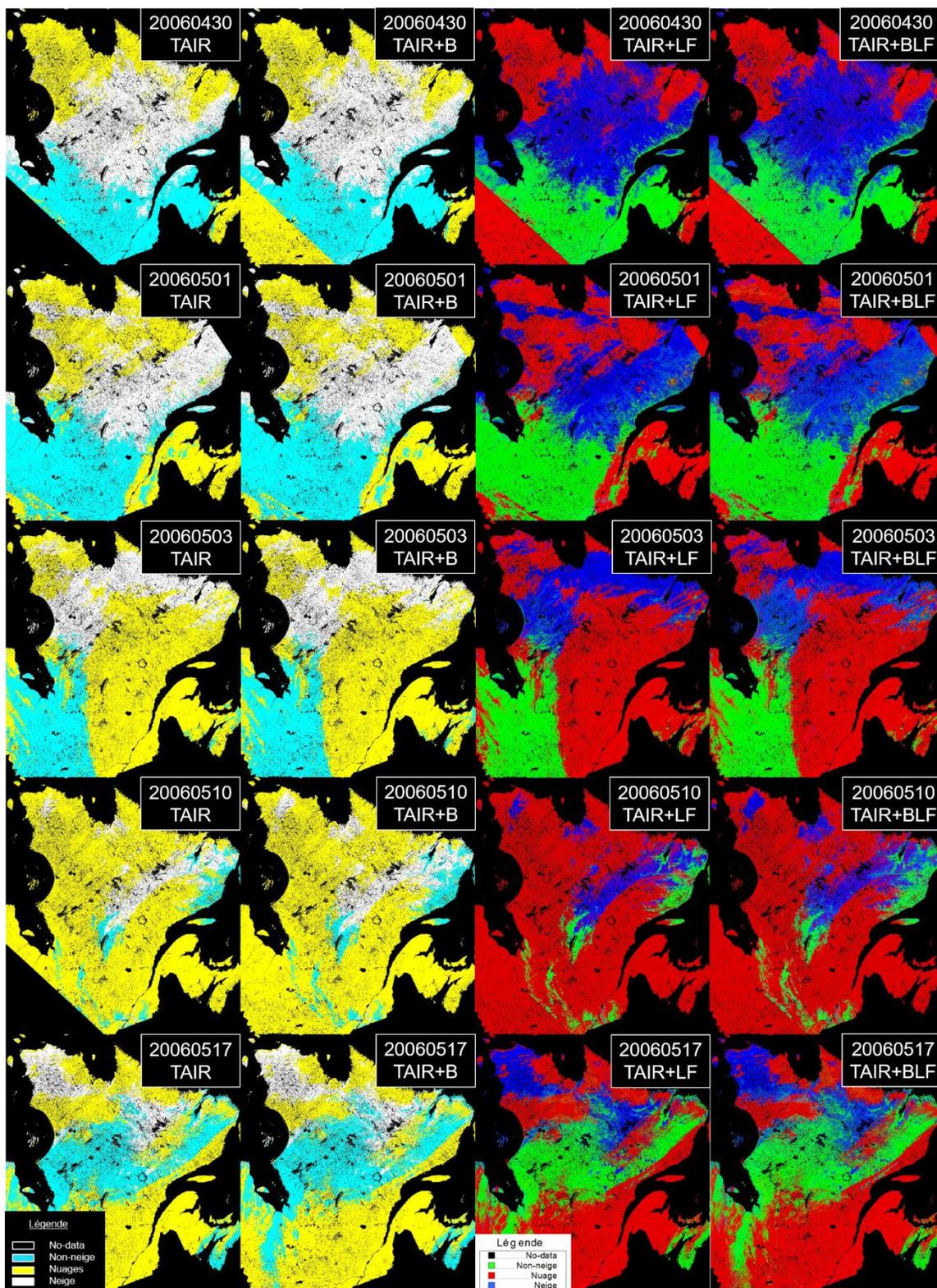


Figure 14-17. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2006.



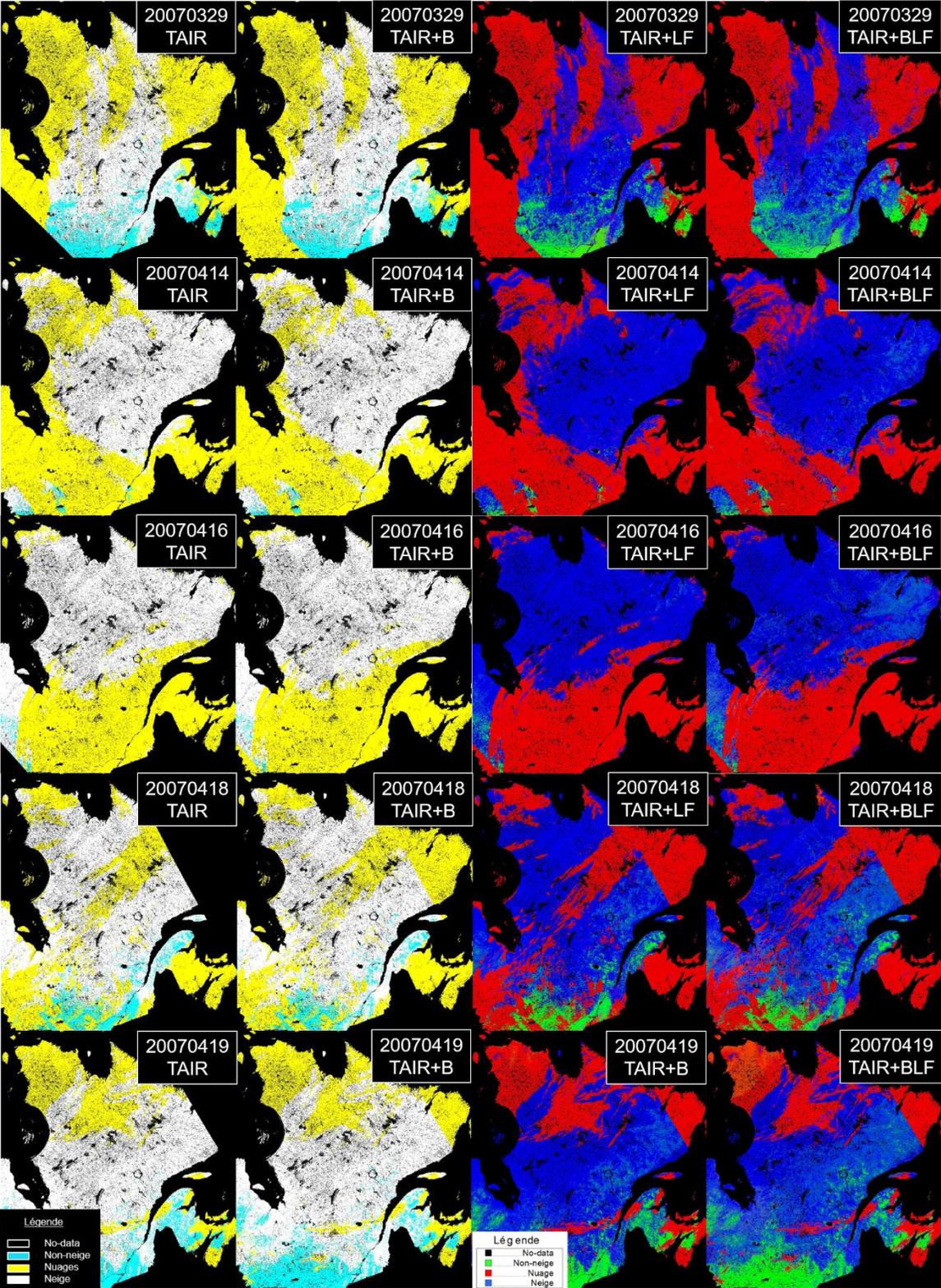
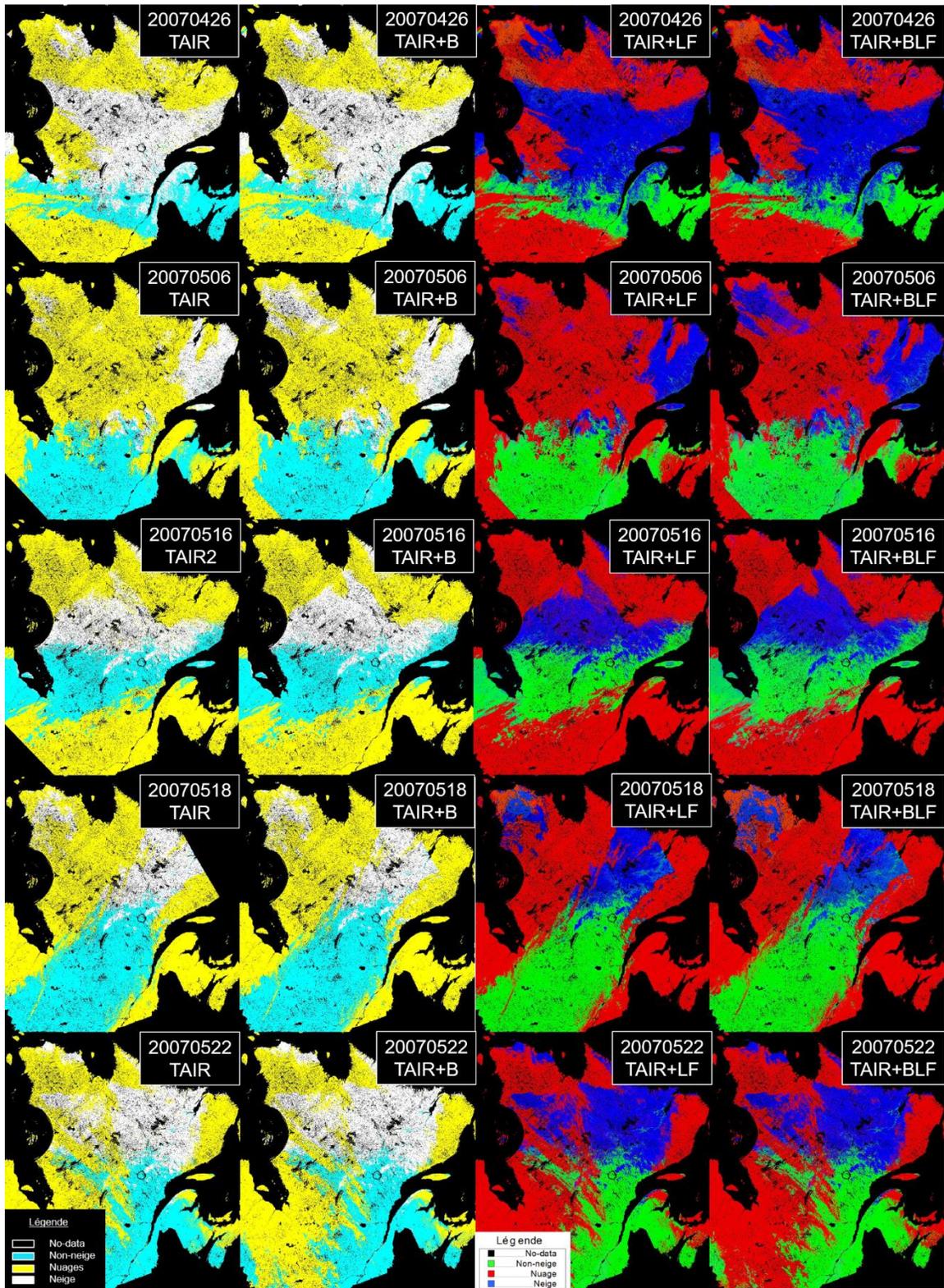


Figure 14-18. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2007.



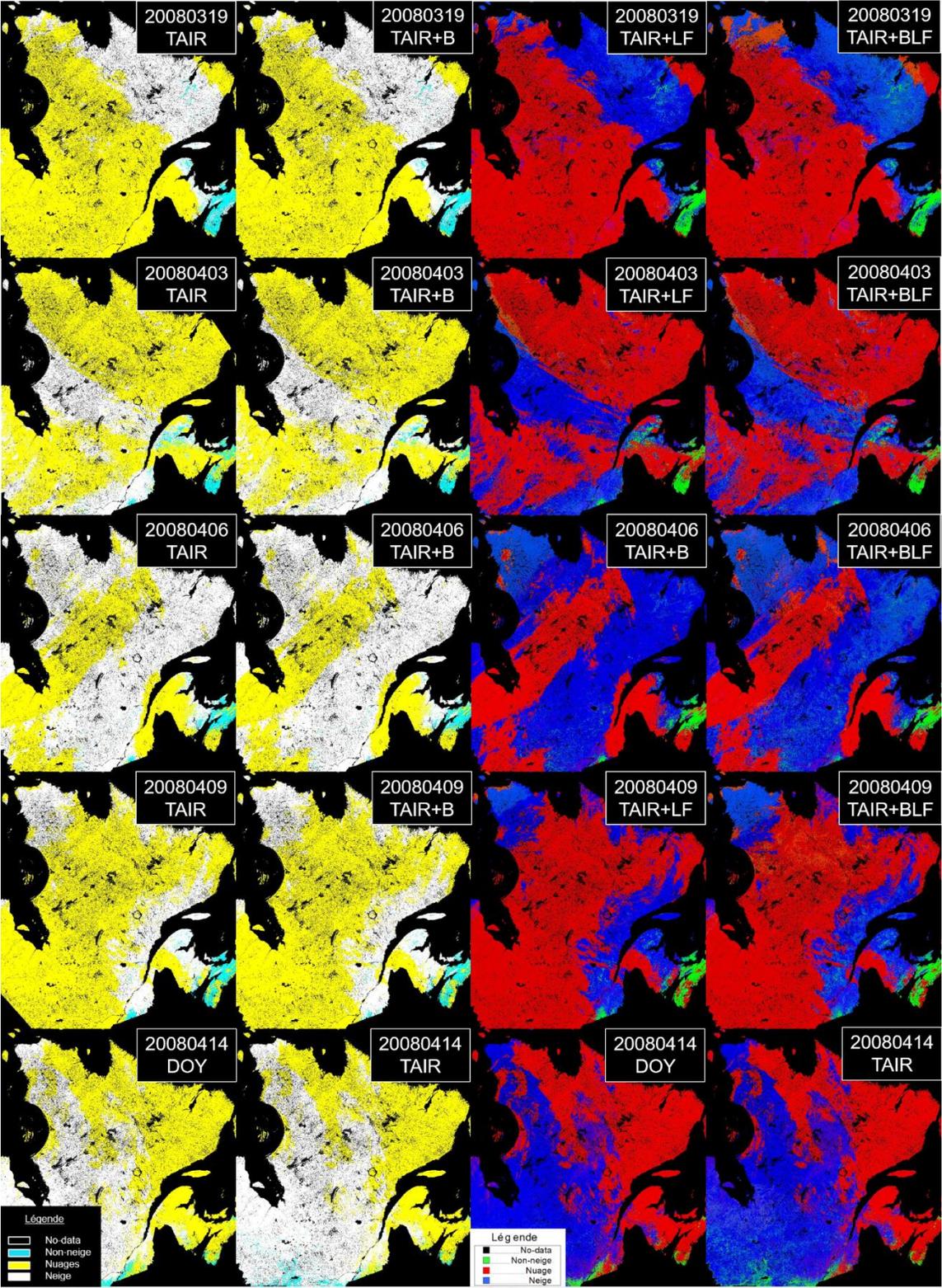
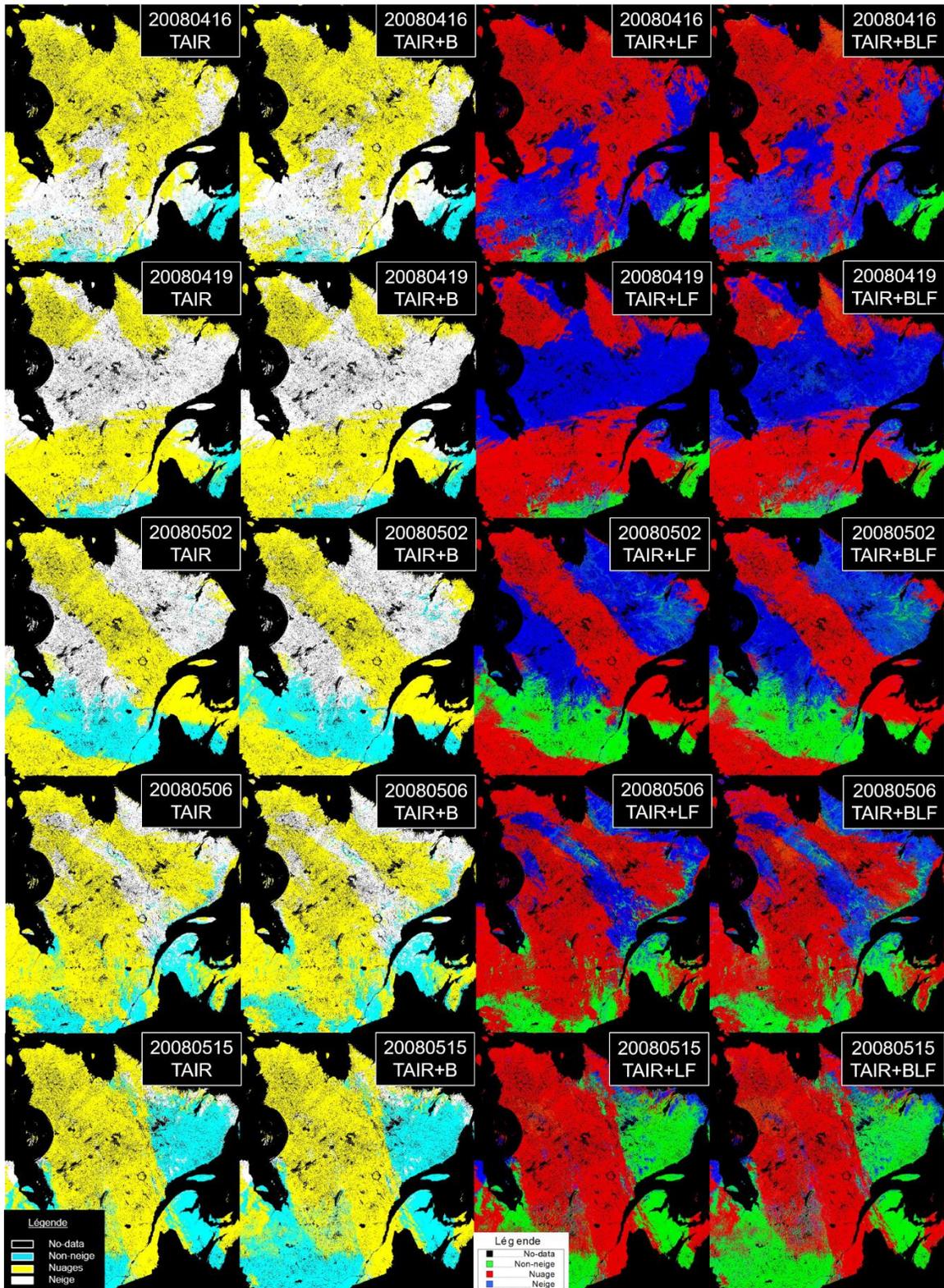


Figure 14-19. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2008.



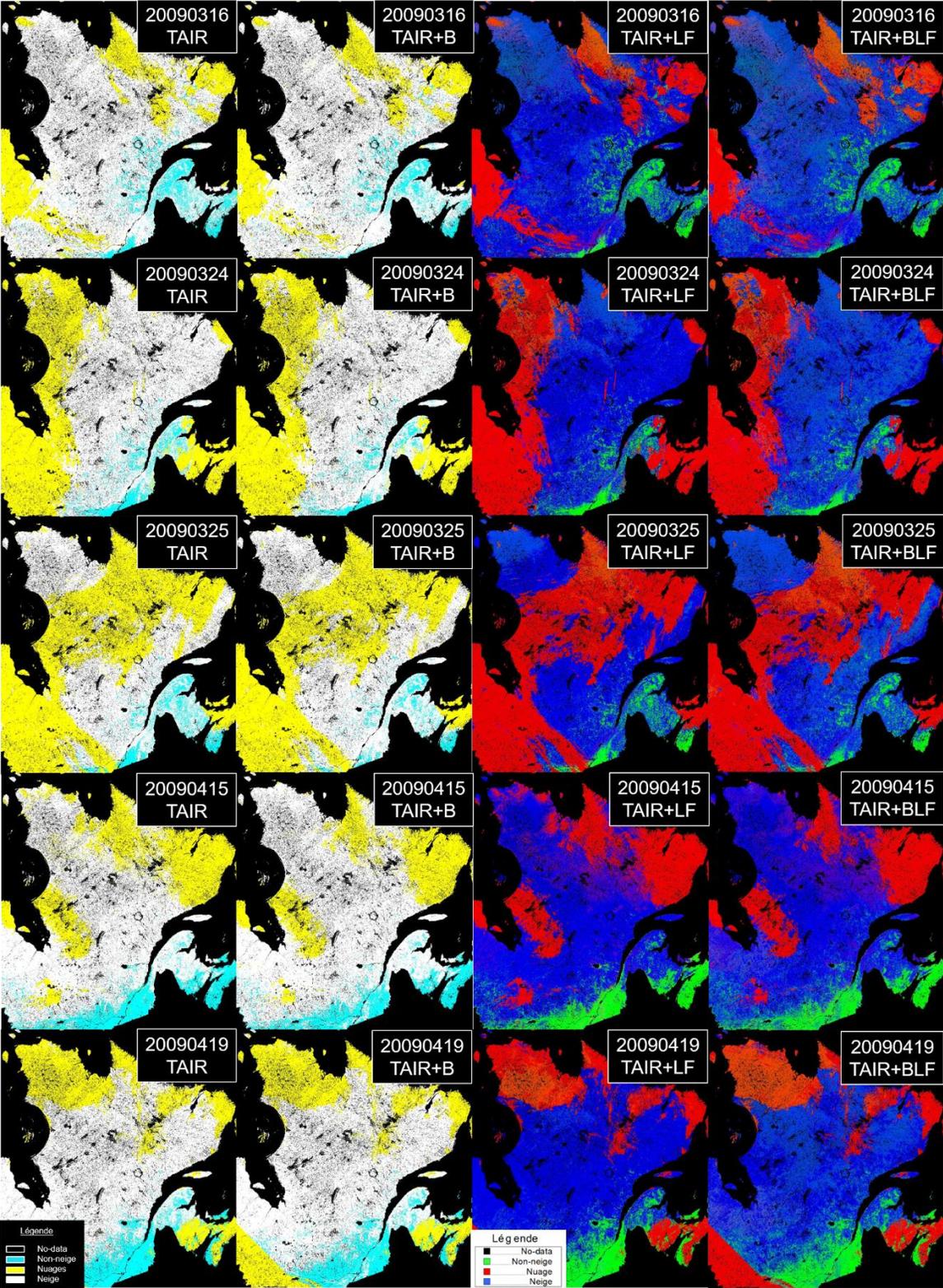
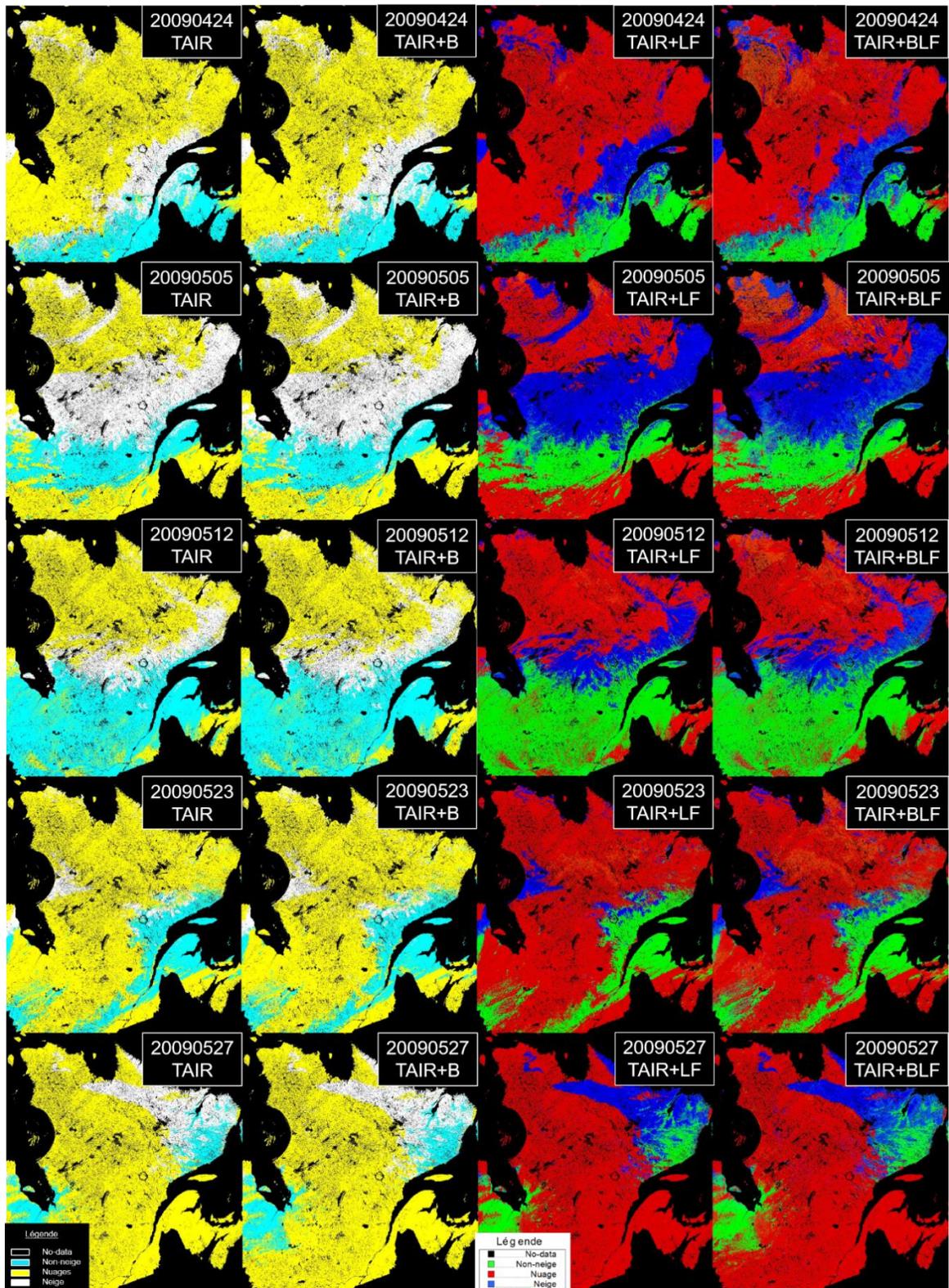


Figure 14-20. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2009.



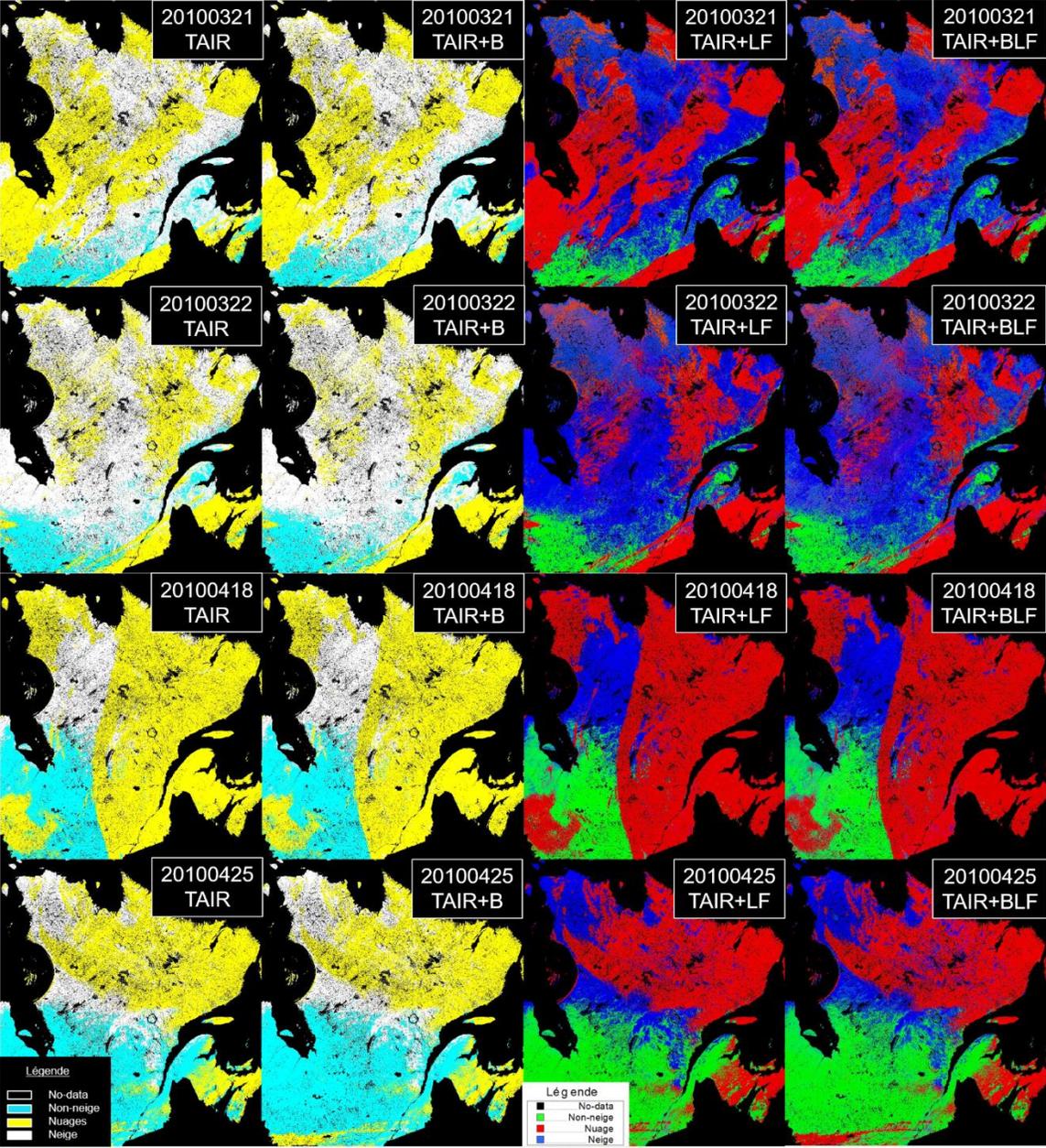
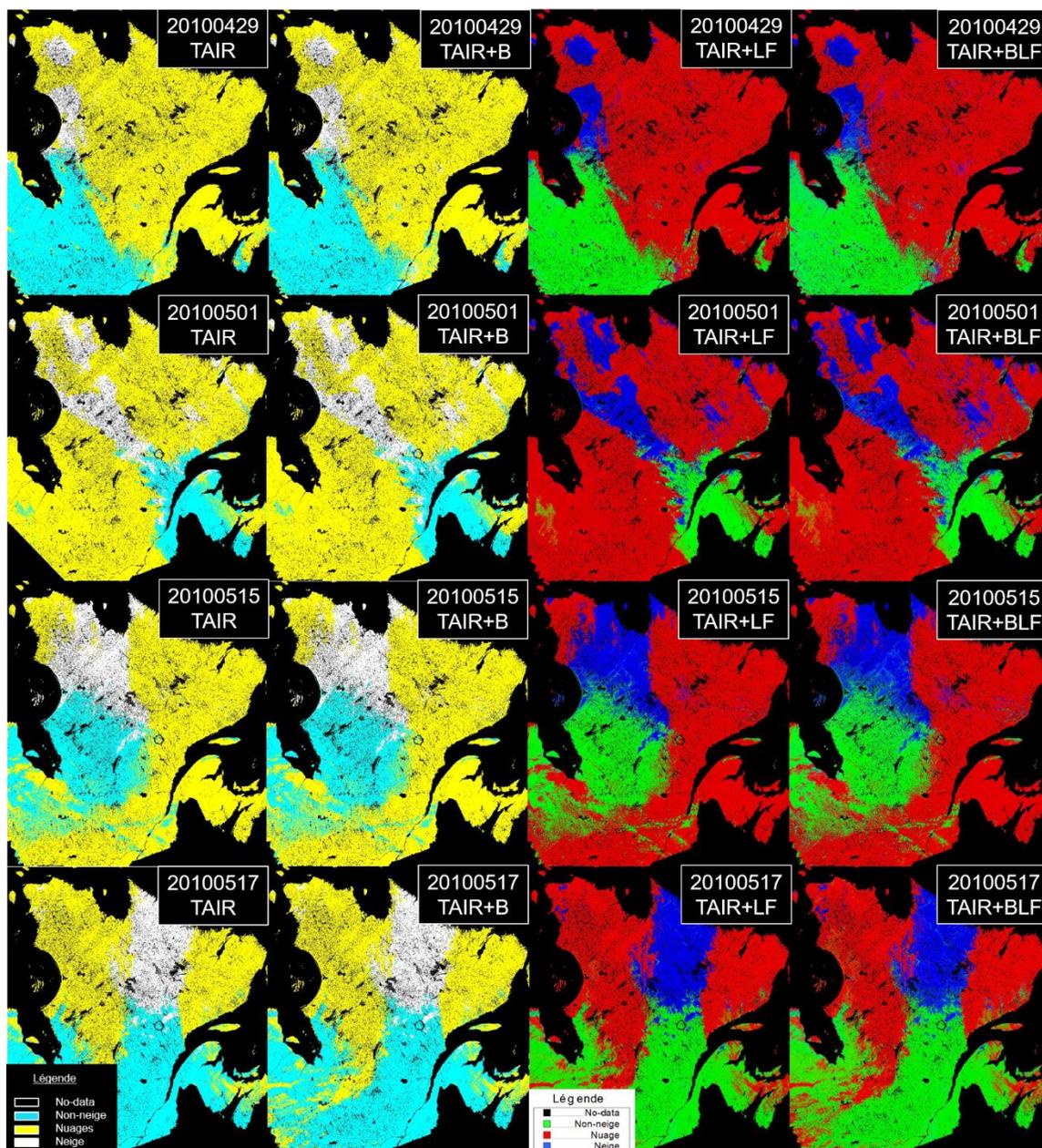


Figure 14-21. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2010.



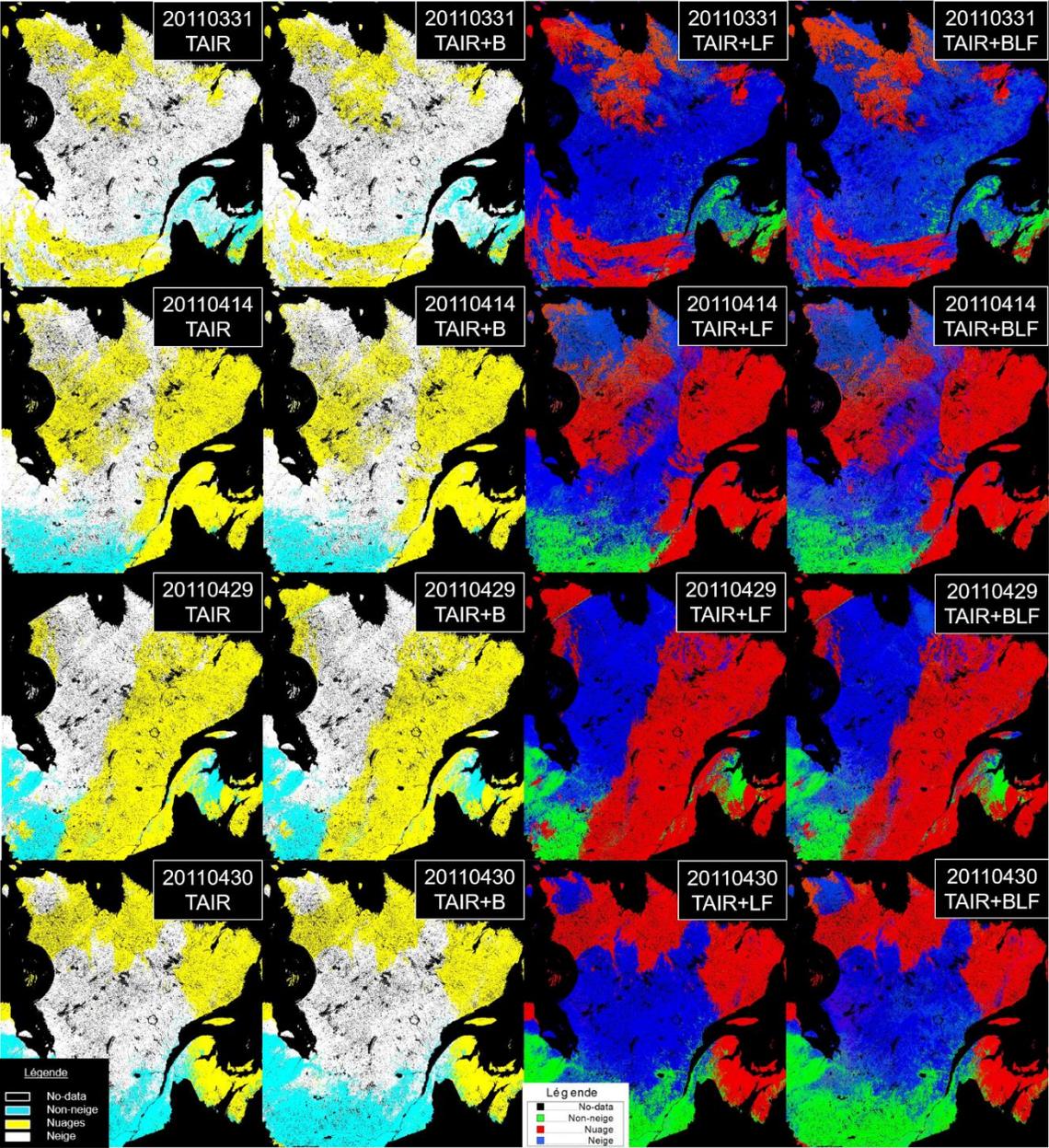
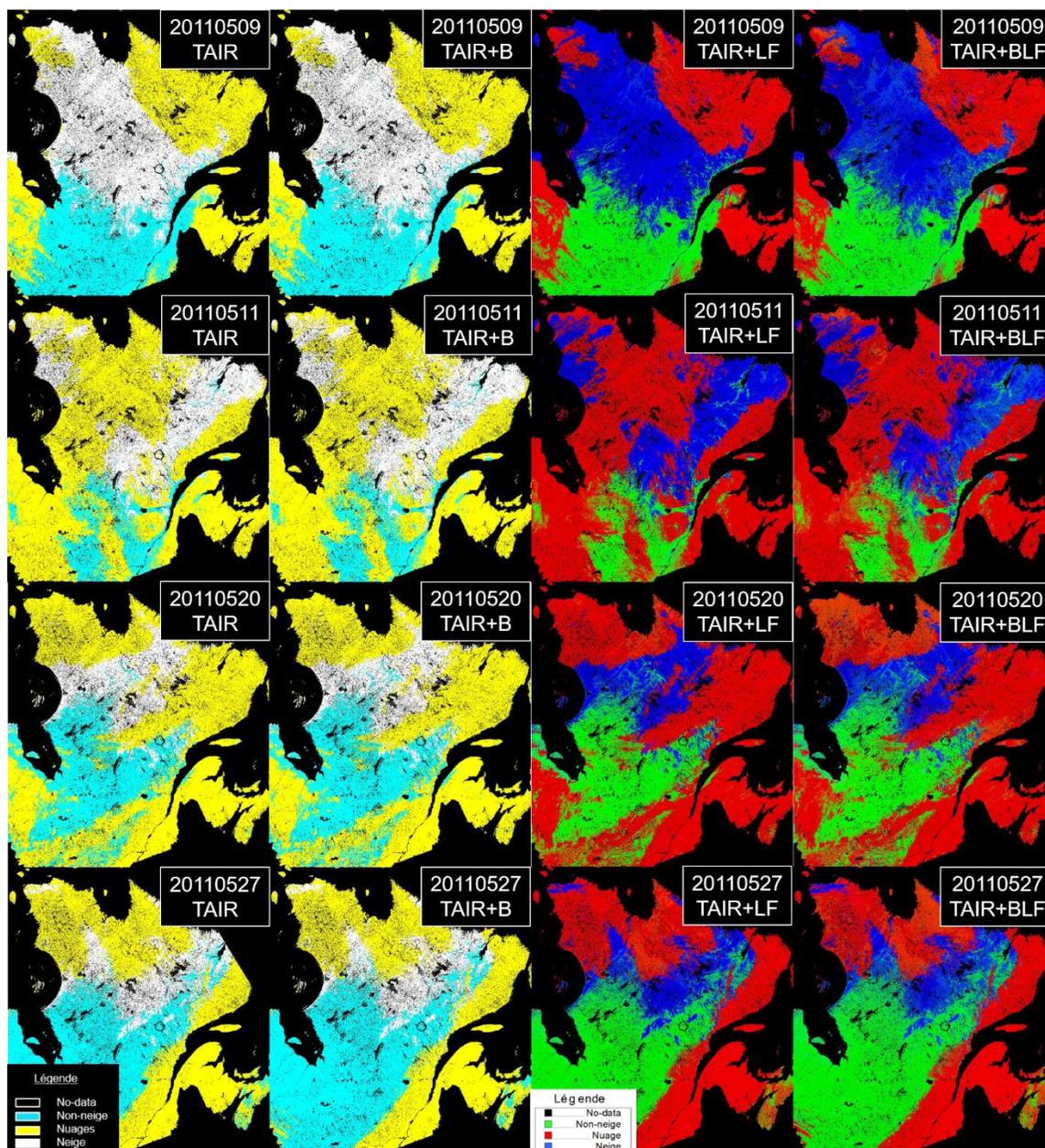


Figure 14-22. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2011.



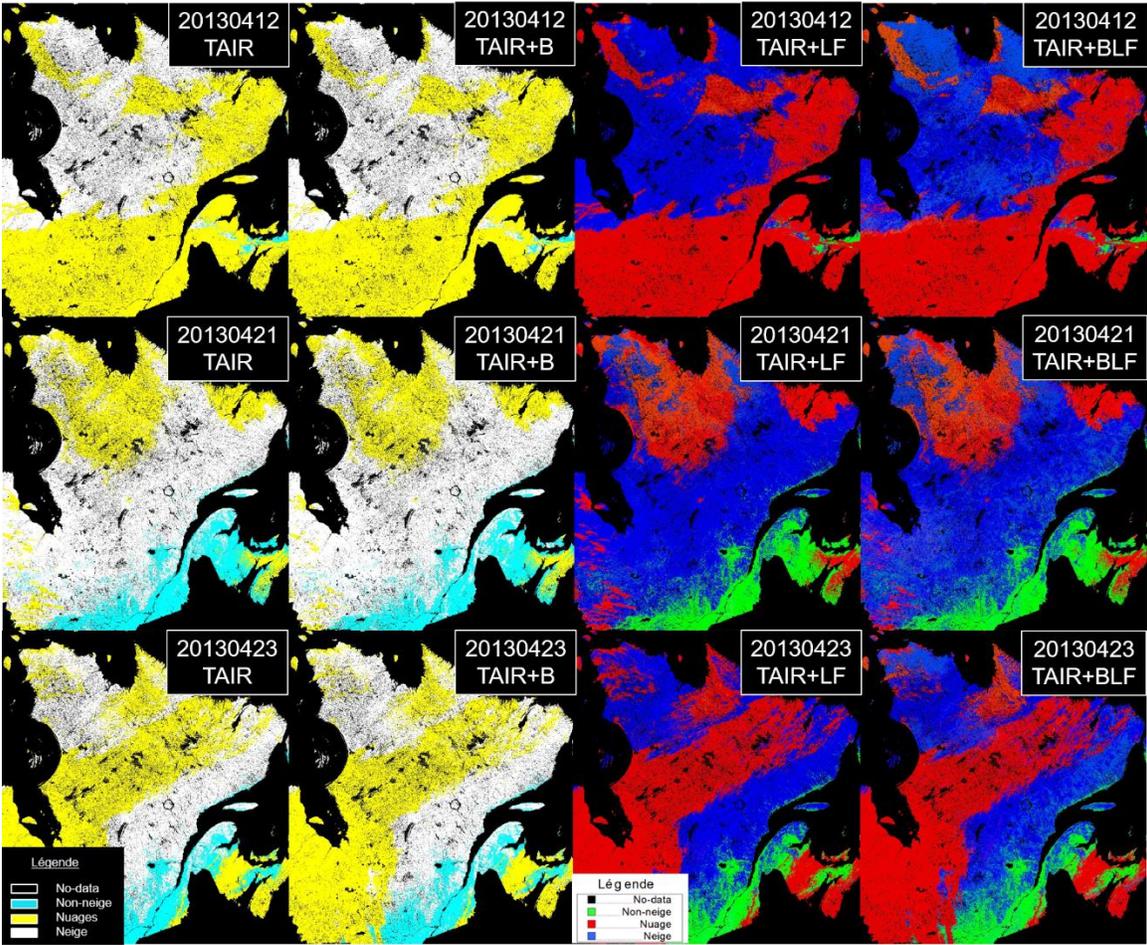
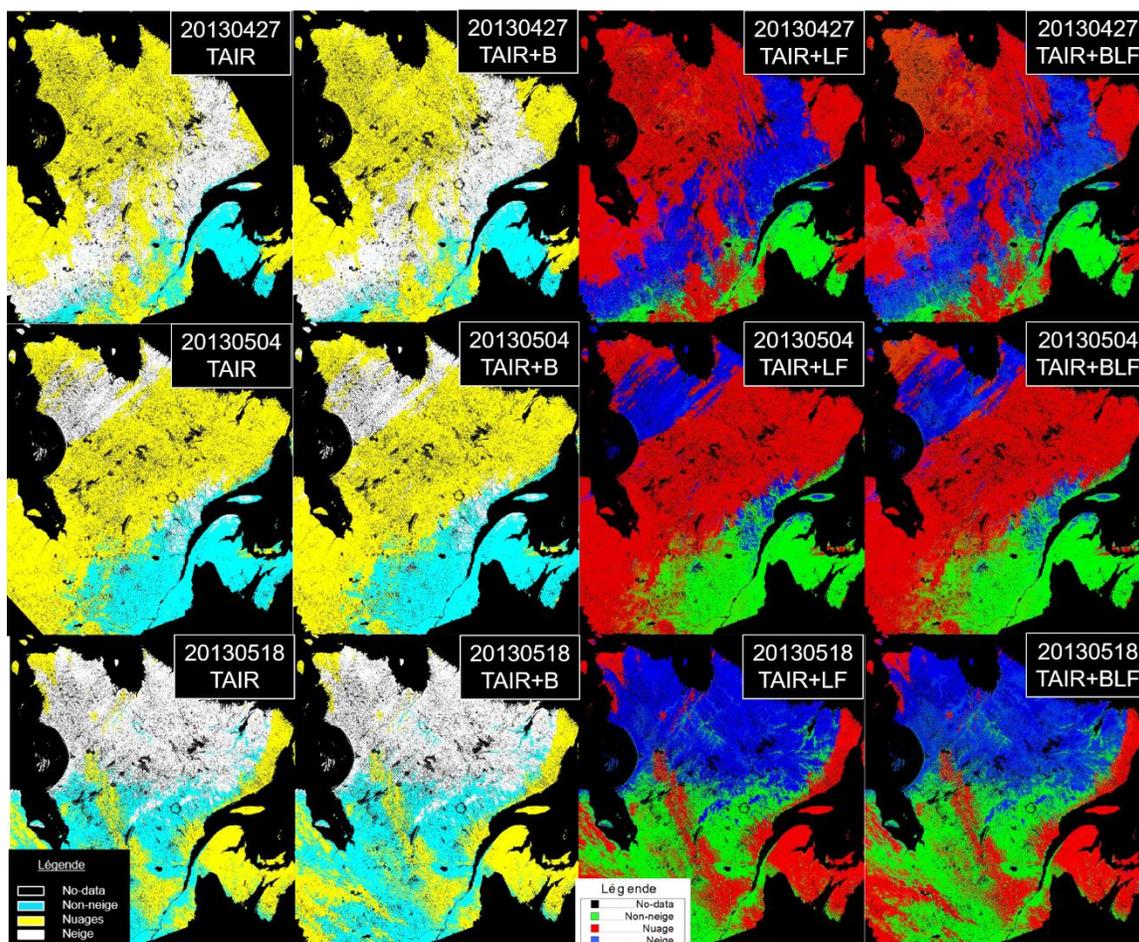


Figure 14-23. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2013.



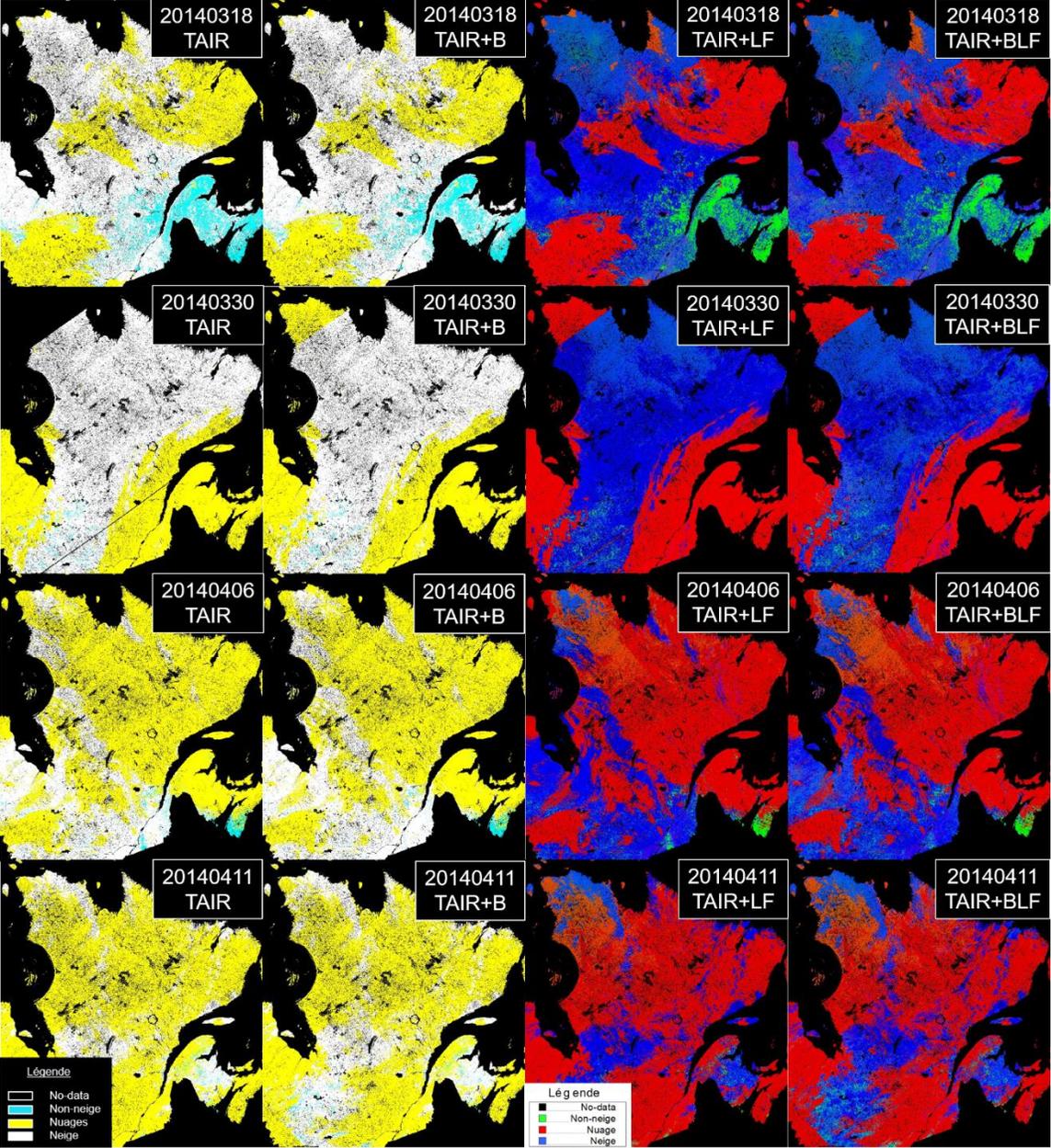


Figure 14-24. Cartes de neige obtenues par les algorithmes AVHRR TAIR, TAIR+B, TAIR+LF et TAIR+BLF pour la période de fonte printanière de 2014.

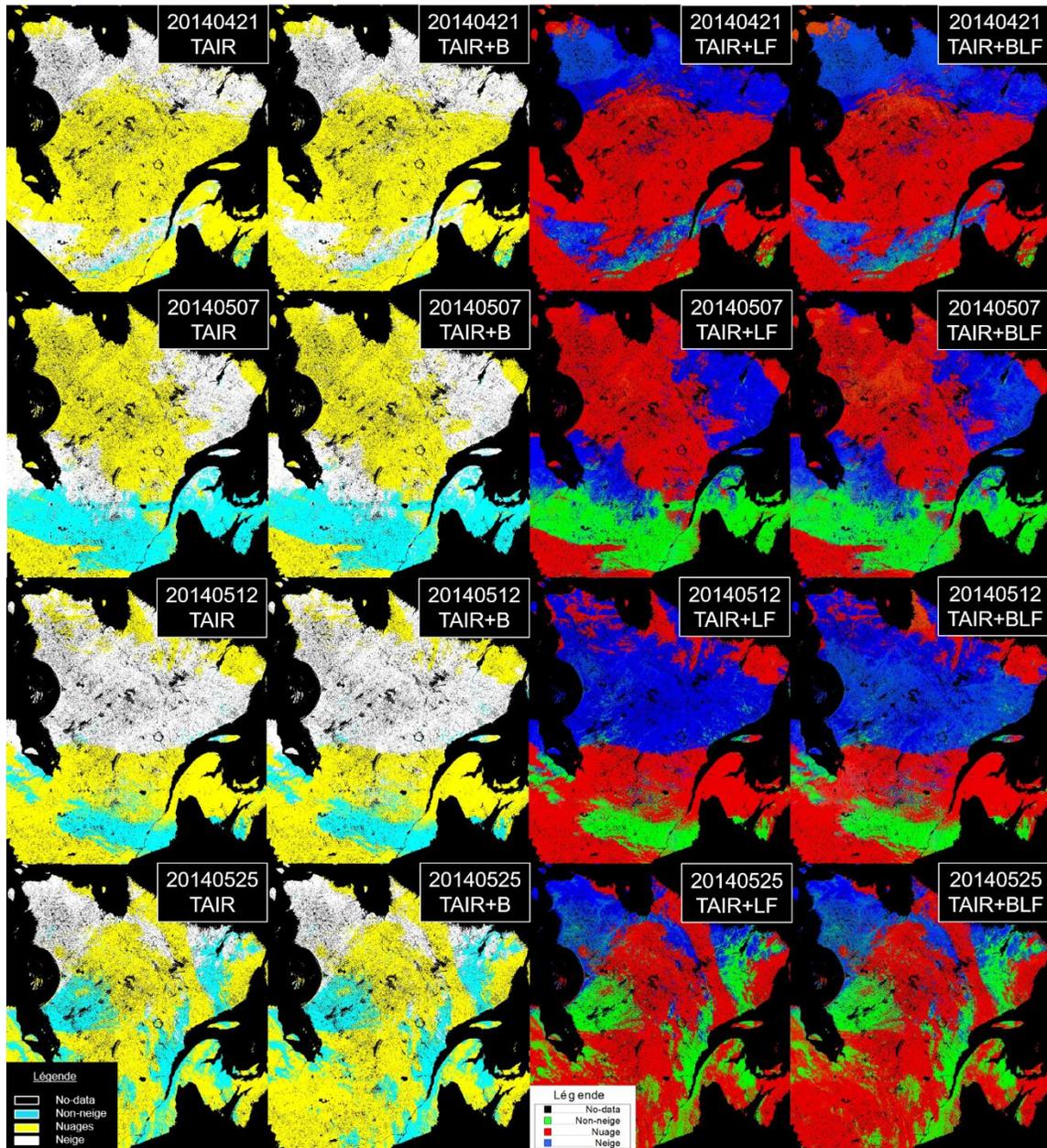


Tableau 14-3. Résultats de l'analyse comparative réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par les produits de neige AVHRR TAIR, AVHRR TAIR+B, AVHRR+BLF et MODIS par catégorie de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Catégorie d'occupation du sol	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
AVHRR TAIR															
Forêt de conifères	1167233	66611	42738	277817	0,96	0,81	0,95	0,87	0,04	0,19	0,05	0,13	0,93	0,79	Commission
Forêt de feuillus	170902	4532	48314	139235	0,78	0,97	0,97	0,74	0,22	0,03	0,03	0,26	0,85	0,71	Omission
Forêt mixte	674158	33441	78282	271183	0,90	0,89	0,95	0,78	0,10	0,11	0,05	0,22	0,89	0,75	Omission
Brûlis	240415	11053	7448	88638	0,97	0,89	0,96	0,92	0,03	0,11	0,04	0,08	0,95	0,87	Commission
Terres humides	71121	1213	3213	24127	0,96	0,95	0,98	0,88	0,04	0,05	0,02	0,12	0,96	0,89	Omission
Toundra et sols nus	91426	1646	125	4911	1,00	0,75	0,98	0,98	0,00	0,25	0,02	0,02	0,98	0,84	Commission
Agriculture	25397	5046	1835	55109	0,93	0,92	0,83	0,97	0,07	0,08	0,17	0,03	0,92	0,82	Commission
Urbain et bâti	417	462	86	7008	0,83	0,94	0,47	0,99	0,17	0,06	0,53	0,01	0,93	0,57	Commission
Québec-et-Labrador	2441069	124004	182041	868028	0,93	0,88	0,95	0,83	0,07	0,13	0,05	0,17	0,92	0,79	Omission
AVHRR TAIR+B															
Forêt de conifères	1158942	58171	51029	286257	0,96	0,83	0,95	0,85	0,04	0,17	0,05	0,15	0,93	0,79	Commission
Forêt de feuillus	186764	5989	32452	137778	0,85	0,96	0,97	0,81	0,15	0,04	0,03	0,19	0,89	0,79	Omission
Forêt mixte	664341	30722	88099	273902	0,88	0,90	0,96	0,76	0,12	0,10	0,04	0,24	0,89	0,74	Omission
Brûlis	239259	10223	8604	89468	0,97	0,90	0,96	0,91	0,03	0,10	0,04	0,09	0,95	0,87	Commission
Terres humides	70211	1055	4123	24285	0,94	0,96	0,99	0,85	0,06	0,04	0,01	0,15	0,95	0,87	Omission
Toundra et sols nus	91233	1113	318	5444	1,00	0,83	0,99	0,94	0,00	0,17	0,01	0,06	0,99	0,88	Commission
Agriculture	26749	25537	483	34618	0,98	0,58	0,51	0,99	0,02	0,42	0,49	0,01	0,70	0,45	Commission
Urbain et bâti	421	373	82	7097	0,84	0,95	0,53	0,99	0,16	0,05	0,47	0,01	0,94	0,62	Commission
Québec-et-Labrador	2437920	133183	185190	858849	0,93	0,87	0,95	0,82	0,07	0,13	0,05	0,18	0,91	0,78	Omission
AVHRR TAIR+BLF															
Forêt de conifères	1152688	51256	57283	293172	0,95	0,85	0,96	0,84	0,05	0,15	0,04	0,16	0,93	0,80	Omission
Forêt de feuillus	183818	5459	35398	138308	0,84	0,96	0,97	0,80	0,16	0,04	0,03	0,20	0,89	0,77	Omission
Forêt mixte	660238	30152	92202	274472	0,88	0,90	0,96	0,75	0,12	0,10	0,04	0,25	0,88	0,73	Omission
Brûlis	237929	8341	9934	91350	0,96	0,92	0,97	0,90	0,04	0,08	0,03	0,10	0,95	0,87	Omission
Terres humides	67996	662	6338	24678	0,91	0,97	0,99	0,80	0,09	0,03	0,01	0,20	0,93	0,83	Omission
Toundra et sols nus	91071	674	480	5883	0,99	0,90	0,99	0,92	0,01	0,10	0,01	0,08	0,99	0,90	Balancée
Agriculture	26594	12064	638	48091	0,98	0,80	0,69	0,99	0,02	0,20	0,31	0,01	0,85	0,70	Commission
Urbain et bâti	399	218	104	7252	0,79	0,97	0,65	0,99	0,21	0,03	0,35	0,01	0,96	0,69	Commission
Québec-et-Labrador	2420733	108826	202377	883206	0,92	0,89	0,96	0,81	0,07	0,11	0,04	0,19	0,91	0,79	Omission
MODIS															
Forêt de conifères	1126663	43841	83308	300587	0,93	0,87	0,96	0,78	0,07	0,13	0,04	0,22	0,92	0,77	Omission
Forêt de feuillus	202374	7451	16842	136316	0,92	0,95	0,96	0,89	0,08	0,05	0,04	0,11	0,93	0,86	Omission
Forêt mixte	690281	30035	62159	274589	0,92	0,90	0,96	0,82	0,08	0,10	0,04	0,18	0,91	0,79	Omission
Brûlis	240706	5818	7157	93873	0,97	0,94	0,98	0,93	0,03	0,06	0,02	0,07	0,96	0,91	Omission
Terres humides	72659	1378	1675	23962	0,98	0,95	0,98	0,93	0,02	0,05	0,02	0,07	0,97	0,92	Balancée
Toundra et sols nus	90812	270	739	6287	0,99	0,96	1,00	0,89	0,01	0,04	0,00	0,11	0,99	0,92	Omission
Agriculture	26142	884	1090	59271	0,96	0,99	0,97	0,98	0,04	0,01	0,03	0,02	0,98	0,95	Omission
Urbain et bâti	442	64	61	7406	0,88	0,99	0,87	0,99	0,12	0,01	0,13	0,01	0,98	0,87	Commission
Québec-et-Labrador	2450079	89741	173031	902291	0,93	0,91	0,96	0,84	0,07	0,09	0,04	0,16	0,93	0,82	Omission

--- Page vide ---

Tableau 14-4. Résultats de l'analyse de détectabilité de la neige selon divers niveaux de probabilités de neige réalisée sur les pixels de validation à 1 km classés par le produit de neige AVHRR TAIR+BLF par catégories de l'occupation du sol et la région du Québec-et-Labrador pour la période de fonte printanière 2006 à 2014.

Probabilité de neige	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Forêt de conifères															
Majoritaire	1152688	51256	57283	293172	0,95	0,85	0,96	0,84	0,04	0,15	0,04	0,16	0,93	0,80	Omission
30%	1163981	63021	45990	281407	0,96	0,82	0,95	0,86	0,04	0,18	0,05	0,14	0,93	0,80	Commission
40%	1157920	55656	52051	288772	0,95	0,84	0,95	0,85	0,04	0,16	0,05	0,15	0,93	0,80	Commission
50%	1152637	51248	57334	293180	0,95	0,85	0,96	0,84	0,05	0,15	0,04	0,16	0,93	0,80	Omission
60%	1145360	47247	64611	297181	0,95	0,86	0,96	0,82	0,05	0,14	0,04	0,18	0,93	0,80	Omission
70%	1132990	42412	76981	302016	0,94	0,88	0,96	0,80	0,06	0,12	0,04	0,20	0,92	0,79	Omission
80%	1083153	32974	126818	311454	0,90	0,90	0,97	0,71	0,10	0,10	0,03	0,29	0,90	0,73	Omission
90%	974364	21015	235607	323413	0,81	0,94	0,98	0,42	0,20	0,06	0,02	0,42	0,83	0,61	Omission
Forêt de feuillus															
Majoritaire	183818	5459	35398	138308	0,84	0,96	0,97	0,80	0,16	0,04	0,03	0,20	0,89	0,77	Omission
30%	188291	6755	30925	137012	0,86	0,95	0,97	0,82	0,14	0,05	0,03	0,18	0,90	0,79	Omission
40%	186956	6338	32260	137429	0,85	0,96	0,97	0,81	0,15	0,04	0,03	0,19	0,89	0,78	Omission
50%	183774	5448	35442	138319	0,84	0,96	0,97	0,80	0,16	0,04	0,03	0,20	0,89	0,77	Omission
60%	179859	4562	39357	139205	0,82	0,97	0,98	0,78	0,18	0,03	0,02	0,22	0,88	0,76	Omission
70%	174321	3724	44895	140043	0,80	0,97	0,98	0,76	0,20	0,03	0,02	0,24	0,87	0,73	Omission
80%	164969	2883	54520	140884	0,75	0,98	0,98	0,72	0,25	0,02	0,02	0,28	0,84	0,69	Omission
90%	147979	2051	71237	141716	0,68	0,99	0,99	0,67	0,33	0,01	0,01	0,33	0,80	0,61	Omission
Forêt mixte															
Majoritaire	660238	30152	92202	274472	0,88	0,90	0,96	0,75	0,12	0,10	0,04	0,25	0,88	0,73	Omission
30%	688567	45773	63873	258851	0,92	0,85	0,94	0,80	0,08	0,15	0,06	0,20	0,90	0,75	Omission
40%	669471	34446	82969	270178	0,89	0,89	0,95	0,77	0,11	0,11	0,05	0,23	0,89	0,74	Omission
50%	660171	30097	92269	274527	0,88	0,90	0,96	0,75	0,12	0,10	0,04	0,25	0,88	0,73	Omission
60%	649814	26706	102626	277918	0,86	0,91	0,96	0,73	0,14	0,09	0,04	0,27	0,88	0,72	Omission
70%	630667	21319	121773	283305	0,84	0,93	0,97	0,70	0,16	0,07	0,03	0,30	0,86	0,70	Omission
80%	602935	16448	149505	288176	0,80	0,95	0,97	0,66	0,20	0,05	0,03	0,34	0,84	0,66	Omission
90%	560816	11612	191624	293012	0,75	0,96	0,98	0,60	0,25	0,04	0,02	0,40	0,81	0,60	Omission
Brûlis															
Majoritaire	237929	8341	9934	91350	0,96	0,92	0,97	0,90	0,04	0,08	0,03	0,10	0,95	0,87	Omission
30%	240236	11267	7627	88424	0,97	0,89	0,96	0,92	0,03	0,11	0,04	0,08	0,95	0,87	Commission
40%	238448	9021	9415	90670	0,96	0,91	0,96	0,91	0,04	0,09	0,04	0,09	0,95	0,87	Commission
50%	237902	8333	9961	91358	0,96	0,92	0,97	0,90	0,04	0,08	0,03	0,10	0,95	0,87	Commission
60%	237161	7448	10702	92243	0,96	0,93	0,97	0,90	0,04	0,07	0,03	0,10	0,95	0,87	Commission
70%	234536	5929	13327	93762	0,95	0,94	0,98	0,88	0,05	0,06	0,02	0,12	0,94	0,87	Commission
80%	225718	3796	22145	95895	0,91	0,96	0,98	0,81	0,09	0,04	0,02	0,19	0,93	0,83	Commission
90%	206813	1691	41050	98000	0,83	0,98	0,99	0,70	0,17	0,02	0,01	0,30	0,88	0,73	Commission

Annexe V : Développement et validation de l'algorithme AVHRR à seuils adaptatifs à la température de l'air et à l'occupation du sol combiné à une approche de *boosting*

Probabilité de neige	VP	FP	FN	VN	1-EO NE	1-EO NN	1-EC NE	1-EC NN	EO NE	EO NN	EC NE	EC NN	TSG	k	Conclusion sur la neige
Terres humides															
Majoritaire	67996	662	6338	24678	0,91	0,97	0,99	0,80	0,09	0,03	0,01	0,20	0,93	0,83	Omission
30%	70848	2212	3486	23128	0,95	0,91	0,97	0,87	0,05	0,09	0,03	0,13	0,94	0,85	Omission
40%	68685	1005	5645	24335	0,92	0,96	0,99	0,81	0,08	0,04	0,01	0,19	0,93	0,83	Omission
50%	66665	556	7669	24784	0,90	0,98	0,99	0,76	0,10	0,02	0,01	0,24	0,92	0,80	Omission
60%	64208	415	10126	24925	0,86	0,98	0,99	0,71	0,14	0,02	0,00	0,29	0,89	0,75	Omission
70%	58097	255	16237	25085	0,78	0,99	1,00	0,61	0,22	0,01	0,00	0,39	0,83	0,64	Omission
80%	41497	89	32837	25251	0,56	1,00	1,00	0,43	0,44	0,00	0,00	0,57	0,67	0,39	Omission
90%	8945	14	65389	25326	0,12	1,00	1,00	0,28	0,88	0,00	0,00	0,72	0,34	0,06	Omission
Toundra et sols nus															
Majoritaire	91071	674	480	5883	0,99	0,90	0,99	0,92	0,01	0,10	0,01	0,08	0,99	0,90	Balancée
30%	91328	1384	223	5173	1,00	0,79	0,99	0,96	0,00	0,21	0,01	0,04	0,98	0,86	Commission
40%	91170	897	381	5660	1,00	0,86	0,99	0,94	0,00	0,14	0,01	0,06	0,99	0,89	Commission
50%	91069	674	482	5883	0,99	0,90	0,99	0,92	0,01	0,10	0,01	0,08	0,99	0,90	Balancée
60%	90951	547	600	6010	0,99	0,92	0,99	0,91	0,01	0,08	0,01	0,09	0,99	0,91	Balancée
70%	90531	330	1020	6227	0,99	0,95	1,00	0,86	0,01	0,05	0,00	0,14	0,99	0,89	Omission
80%	89579	164	1972	6393	0,98	0,98	1,00	0,76	0,02	0,03	0,00	0,24	0,98	0,85	Omission
90%	86850	87	4701	6470	0,95	0,99	1,00	0,58	0,05	0,01	0,00	0,42	0,95	0,71	Omission
Agriculture															
Majoritaire	26594	12064	638	48091	0,98	0,80	0,69	0,99	0,02	0,20	0,31	0,01	0,85	0,70	Commission
30%	26732	17989	500	42166	0,98	0,70	0,60	0,99	0,02	0,30	0,40	0,01	0,79	0,58	Commission
40%	26668	14817	564	45338	0,98	0,75	0,64	0,99	0,02	0,25	0,36	0,01	0,82	0,64	Commission
50%	26582	12044	650	48111	0,98	0,80	0,69	0,99	0,02	0,20	0,31	0,01	0,85	0,70	Commission
60%	26058	9878	1174	50277	0,96	0,84	0,73	0,98	0,04	0,16	0,27	0,02	0,87	0,73	Commission
70%	22956	7339	4276	52816	0,84	0,88	0,76	0,93	0,16	0,12	0,24	0,07	0,87	0,70	Commission
80%	15236	4429	11996	55726	0,56	0,93	0,77	0,82	0,44	0,07	0,23	0,18	0,81	0,53	Omission
90%	6428	2061	20804	58094	0,24	0,97	0,76	0,74	0,76	0,03	0,24	0,26	0,74	0,25	Omission
Urbain et bâti															
Majoritaire	399	218	104	7252	0,79	0,97	0,65	0,99	0,21	0,03	0,35	0,01	0,96	0,69	Commission
30%	422	414	81	7056	0,84	0,94	0,50	0,99	0,16	0,06	0,50	0,01	0,94	0,60	Commission
40%	402	247	101	7223	0,80	0,97	0,62	0,99	0,20	0,03	0,38	0,01	0,96	0,67	Commission
50%	397	217	106	7253	0,79	0,97	0,65	0,99	0,21	0,03	0,35	0,01	0,96	0,69	Commission
60%	368	203	135	7267	0,73	0,97	0,64	0,98	0,27	0,03	0,36	0,02	0,96	0,66	Commission
70%	282	176	221	7294	0,56	0,98	0,62	0,97	0,44	0,02	0,38	0,03	0,95	0,56	Omission
80%	166	132	337	7338	0,33	0,98	0,56	0,96	0,67	0,02	0,44	0,04	0,94	0,39	Omission
90%	115	93	388	7377	0,23	0,99	0,55	0,95	0,77	0,01	0,45	0,05	0,94	0,30	Omission
Québec-et-Labrador															
Majoritaire	2420733	108826	202377	883206	0,92	0,89	0,96	0,81	0,08	0,11	0,04	0,19	0,91	0,79	Omission
30%	2470405	148815	152705	843217	0,94	0,85	0,94	0,85	0,06	0,15	0,06	0,16	0,92	0,79	Omission
40%	2439720	122427	183390	869605	0,93	0,88	0,95	0,83	0,07	0,12	0,05	0,17	0,92	0,79	Omission
50%	2419197	108617	203913	883415	0,92	0,89	0,96	0,81	0,08	0,11	0,04	0,18	0,91	0,79	Omission
60%	2393779	97006	229331	895026	0,91	0,90	0,96	0,80	0,09	0,10	0,04	0,20	0,91	0,78	Omission
70%	2344380	81484	278730	910548	0,89	0,92	0,97	0,77	0,11	0,08	0,03	0,23	0,90	0,76	Omission
80%	2222980	60915	400130	931117	0,85	0,94	0,97	0,70	0,15	0,06	0,03	0,30	0,87	0,71	Omission
90%	1992310	38264	630800	953408	0,76	0,96	0,98	0,60	0,24	0,04	0,02	0,40	0,81	0,61	Omission

--- Page vide ---