UNIVERSITÉ DE
SHERBROOKE
FACULTÉ DES LETTRES ET SCIENCES HUMAINES
DÉPARTEMENT DE GÉOMATIQUE APPLIQUÉE

Potentiel des données AMSR-E et RADARSAT-2 pour le suivi des cycles de gel/dégel du sol dans des zones agricoles au Canada

Louis-Philippe B-ROUSSEAU

Maîtrise en sciences géographiques
Profil télédétection

11 septembre 2012

©Louis-Philippe B-Rousseau, 2012

Composition du jury

Potentiel des données AMSR-E et RADARSAT-2 pour le suivi des cycles de gel/dégel du sol dans des zones agricoles au Canada

Louis-Philippe B-Rousseau

Ce mémoire a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Ramata Magagi, directrice de recherche
(Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines)

Robert Leconte, codirecteur de recherche
(Département de génie civil, Faculté de génie)

Alain Royer, évaluateur interne
(Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines)

Monique Bernier, évaluatrice externe
(Centre Eau Terre Environnement, Institut National de Recherche Scientifique (INRS))

Résumé

Le gel et le dégel de l'eau dans le sol ont des répercussions importantes pour les zones agricoles. Par exemple, un sol gelé peut causer du ruissellement de surface lors de la fonte de la neige au printemps. De plus, le gel et le dégel affectent directement les dates de semis et de récolte, de même que le rendement des cultures. Une meilleure compréhension de ces phénomènes est donc importante, et plusieurs chercheurs s'y ont attardé dans le passé. La télédétection micro-onde est sensible aux changements de phase de l'eau, ce qui en fait un outil approprié à cette tâche. L'objectif principal de cette étude est le suivi des phénomènes de gel et de dégel du sol à partir de données AMSR-E et RADARSAT-2 polarimétriques acquises sur une zone agricole située près de Saskatoon (Saskatchewan). À l'aide des données AMSR-E, il s'agit de comparer la capacité de détection du gel du sol de différentes combinaisons de fréquences pour l'algorithme du gradient spectral, et de faire une analyse temporelle des températures de brillance afin de déterminer un nouvel indicateur du gel dans le sol. Pour les données RADARSAT-2, différents paramètres et techniques polarimétriques sont testés dans le but d'identifier le gel dans le sol.

Pour la partie qui concerne les données AMSR-E, une précision globale de discrimination des sols gelés et dégelés supérieure à 90% est obtenue avec l'algorithme du gradient spectral, autant pour les combinaisons combinant les hautes (18,7 et 36,5 GHz) et les basses fréquences (6,9 et 10,7 GHz) que pour celle utilisant uniquement les hautes. Il est montré que, pour la combinaison basée sur les fréquences de 18,7 et 36,5 GHz, l'utilisation d'un seuil négatif pour le gradient spectral améliore les résultats. Un seuil nul est au contraire approprié lorsque les basses et les hautes fréquences de AMSR-E sont combinées, ce qui constitue un avantage opérationnel. Un nouvel algorithme de détection du gel dans le sol, basé sur le seuillage du gradient spectral de la différence de polarisation et de la température de brillance à 36,5 GHz, a aussi été élaboré. Les performances de discrimination des sols gelés et dégelés pour ce nouvel algorithme sont très similaires à celles obtenues avec le gradient spectral de température de brillance (précision globale autour de 90%, probabilité de détection du gel entre 70% et 85%). De plus, les performances sont légèrement supérieures pour les combinaisons incluant les basses fréquences de AMSR-E. Des seuils calculés à partir des statistiques annuelles du gradient spectral de la différence de polarisation sont toutefois nécessaires. Les observations de la partie AMSR-E font ressortir la pertinence d'inclure les données micro-onde passives

en bande L du nouveau capteur SMOS dans le calcul des gradients spectraux de température de brillance et de différence de polarisation.

L'analyse qualitative des résultats obtenus avec les données RADARSAT-2 montre que la diffusion de surface domine celle de volume pour des sols gelés, ce qui peut s'expliquer par la forte rugosité des champs dans la région d'étude par rapport à la longueur d'onde du signal (bande C). Plusieurs paramètres polarimétriques montrent toutefois une légère augmentation de la diffusion de volume lors du gel du sol, en accord avec la théorie. C'est le cas pour le rapport de dépolarisation dans les bases linéaire et circulaire, l'amplitude des coefficients de corrélation HHVV, RLLL et RLRR, ainsi que la hauteur de socle. De même, l'entropie et l'angle-$\bar{\alpha}$ de la décomposition de Cloude-Pottier augmentent sensiblement lors du gel du sol, tout comme la composante de diffusion de volume des décompositions de cibles de Freeman-Durden et Yamaguchi, qui s'accompagne d'une diminution équivalente de la diffusion de surface. Malgré ces observations intéressantes, une analyse quantitative des résultats est nécessaire pour bien évaluer le rôle potentiel de la polarimétrie par rapport à la détection du gel du sol. Cela permettrait aussi de valider le comportement, possiblement dû au gel de sol, de la moyenne et l'écart type de la différence de phase HHVV et de l'écart type des différences de phase RLLL et RLRR.

Mots clés : gel, dégel, agriculture, AMSR-E, gradient spectral, différence de polarisation, RADARSAT-2, polarimétrie.

Abstract

Soil freezing and thawing processes are of particular importance for agricultural areas. For example, frozen soils can increase the runoff during snowmelt in the spring. Freezing and thawing also have a direct influence on the sowing and harvesting dates, as well as on the crop yield. A better understanding of those phenomena is therefore important, and several researchers focused on this topic in the past. Due to its sensitivity to changes in the state of water, microwave remote sensing is an appropriate tool for that purpose. The main objective of this study is to monitor soil freezing and thawing processes using AMSR-E and RADARSAT-2 polarimetric data acquired over an agricultural area located near Saskatoon (Saskatchewan). With AMSR-E data, the goals are to compare different combinations of frequencies for the spectral gradient's algorithm regarding their capacity for detecting frozen soils, and to analyze the temporal dynamics of the brightness temperature in order to find a new indicator of soil freezing. As for RADARSAT-2 data, several polarimetric parameters and techniques are tested in order to identify soil freezing.

For the first part concerning AMSR-E data, a global precision for the discrimination of frozen and thawed soils higher than 90% was obtained with the spectral gradient's algorithm, for the combinations including high (18.7 and 36.5 GHz) and low (6.9 and 10.7 GHz) frequencies as well as for the one using only high frequencies. It is shown that, for the combination based on the 18.7 and 36.5 GHz frequencies, results are improved when a negative threshold is used for the spectral gradient. When high and low AMSR-E frequencies are combined, a null threshold is on the contrary appropriate, which constitutes an operational advantage. A new algorithm for detecting frozen soils, based on a thresholding approach applied to the spectral gradient of polarization difference and the brightness temperature at 36.5 GHz, was also proposed. The performances of the new algorithm to discriminate frozen and thawed soils are very similar to those obtained using the spectral gradient of brightness temperature (global precision around 90% and probability of detecting frozen soils between 70% and 85%). The performances are also slightly higher for the combinations including the lower AMSR-E frequencies. However, annual statistics for the spectral gradient of polarization difference are required to calculate the thresholds. The results obtained with AMSR-E

data highlight the relevance of including SMOS L-band brightness temperatures for the calculation of brightness temperature and polarization difference spectral gradients.

The qualitative analysis of the results obtained using RADARSAT-2 data shows that surface scattering dominates volume scattering for frozen soils, which can be explained by the rough fields in the study area, as compared to the signal's wavelength (C-band). Nevertheless, several polarimetric parameters indicate a slight increase of the volume scattering in frozen soils, which is theoretically expected. This was observed for the linear and circular depolarization ratios, the amplitude of the HHVV, RLLL and RLRR correlation coefficients, as well as for the pedestal height. Also, the entropy and $\bar{\alpha}$-angle of the Cloude-Pottier target decomposition increase slightly in frozen soils; the same is true for the volume scattering component of the Freeman-Durden and Yamaguchi target decompositions, with an equivalent decrease of the surface scattering component. Despite these interesting observations, a quantitative analysis of the results is necessary in order to evaluate the usefulness of polarimetry regarding the detection of frozen soils. This would allow the validation of the behavior, possibly caused by soil freezing, of the mean value and the standard deviation of the HHVV phase difference and the standard deviation of the RLLL and RLRR phase differences.

Keywords : freezing, thawing, agriculture, AMSR-E, spectral gradient, polarization difference, RADARSAT-2, polarimetry.

Table des matières

Table des matières i

Liste des figures v

Liste des tableaux x

Liste des symboles xii

Liste des abbréviations xv

Remerciements xvi

1 Introduction 1

1.1 Problématique 1

1.2 Revue de littérature 2

1.2.1 En micro-ondes passives 4

1.2.2 En micro-ondes actives 6

1.3 Objectifs 8

1.4 Hypothèses 9

2 Théorie 10

2.1 Le gel du sol 10

2.2 Effet du gel du sol sur le signal micro-onde 12

2.3 Micro-ondes passives 13

2.3.1 Température de brillance 14

2.3.2 Algorithme du gradient spectral 15

2.4 Micro-ondes actives 17

2.4.1 Coefficient de rétrodiffusion 17

2.4.2 Polarimétrie 17
2.4.3 Paramètres polarimétriques 19
2.4.4 Hauteur de socle 21
2.4.5 Décomposition de cible de Cloude-Pottier 22
2.4.6 Décompositions de cible de Freeman-Durden et Yamaguchi 24

3 Site d'étude **29**
3.1 Localisation 29
3.2 Photographies de certains champs d'étude 31

4 Données utilisées **34**
4.1 Description des données 34
4.1.1 Données AMSR-E de température de brillance 34
4.1.2 Données RADARSAT-2 polarimétriques 36
4.1.3 Données de terrain 37
4.1.4 Données auxiliaires 39
4.2 Analyse des données 41
4.2.1 Comparaison des données *in situ* et satellitaires 42
4.2.2 Comportement des températures de brillance d'AMSR-E 44
4.2.3 Conditions au sol au moment des acquisitions RADARSAT-2 polarimétriques 57
4.2.4 Puissance rétrodiffusée pour les différents canaux de polarisation . . . 61

5 Méthodologie **67**
5.1 Utilisation des données AMSR-E 67
5.1.1 Prétraitement des données de T_B et calcul de GS et DP 67
5.1.2 Algorithme du gradient spectral modifié 69
5.1.3 Validation des résultats 73
5.1.4 Nouvel indicateur du gel du sol 75
5.1.5 Algorithme de discrimination du gel dans le sol avec GS_{DP} 79
5.2 Utilisation des données RADARSAT-2 80
5.2.1 Prétraitement des données radar polarimétriques 80
5.2.2 Techniques polarimétriques 80
5.2.3 Ortho-rectification et extraction des données des champs d'étude . . . 82
5.2.4 Comparaison et analyse des résultats 83

6 Résultats **84**

6.1 Comparaison de différentes combinaisons de fréquences pour l'algorithme du gradient spectral 84

6.1.1 Seuils pour $T_{B\,36V}$ (S_{TB}) 84

6.1.2 Seuils pour GS (S_{GS}) 85

6.1.3 Résultats obtenus avec l'algorithme du gradient spectral 90

6.2 Comparaison de différentes combinaisons de fréquences pour le nouvel algorithme de détection du gel du sol à partir des données AMSR-E 101

6.2.1 Seuils pour GS_{DP} (S_{DP}) 102

6.2.2 Résultats obtenus avec le nouvel algorithme 103

6.3 Utilisation des données RADARSAT-2 polarimétriques pour la détection du gel dans le sol 110

6.3.1 Sensibilité au gel des rapports de polarisation (bases linéaire et circulaire) 111

6.3.2 Sensibilité au gel de l'amplitude des coefficients de corrélation (bases linéaire et circulaire) 115

6.3.3 Sensibilité au gel des différences de phase co-polarisée et ortho-polarisée (bases linéaire et circulaire) 118

6.3.4 Sensibilité au gel de la hauteur de socle 124

6.3.5 Récapitulatif des résultats obtenus pour les paramètres polarimétriques 125

6.3.6 Sensibilité au gel du sol des paramètres de la décomposition de cibles de Cloude-Pottier 127

6.3.7 Sensibilité au gel des paramètres des décompositions de cibles de Freeman-Durden et Yamaguchi 129

7 Conclusion **135**

8 Bibliographie **140**

A Photos additionnelles des champs d'étude **148**

B Algorithme de corrections atmosphériques **150**

B.1 Théorie 150

B.1.1 Transfert radiatif 150

B.1.2 Absorption et émission de l'atmosphère 151

B.2 Implémentation 152

C Résultats additionnels pour l'algorithme du gradient spectral (AMSR-E) 155

C.1 Ensemble des résultats de l'algorithme du GS obtenus avec le seuil S_{TB} de la méthode *TB-Ureg* 155

C.2 Meilleurs résultats pour l'algorithme du GS avec les seuils S_{TB} des méthodes *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2* 164

D Résultats additionnels pour l'algorithme basé sur le nouvel indicateur (AMSR-E) 166

D.1 Ensemble des résultats de l'algorithme basé sur GS_{DP} obtenus avec le seuil S_{TB} de la méthode *TB-Ureg* 166

D.2 Meilleurs résultats pour l'algorithme basé sur GS_{DP} avec les seuils S_{TB} calculés par les méthodes *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2* 171

E Résultats additionnels pour la différence de phase (RADARSAT-2) 173

Liste des figures

2.1 Structure et constituants d'un sol dégelé et gelé. 11
2.2 Ellipse de polarisation ayant une orientation ψ et une ellipticité χ. 18
2.3 Exemple de signature polarimétrique co-polarisée pour un dipôle horizontal. 22
2.4 Plan $H/\bar{\alpha}$ avec les régions correspondants aux diffusions de surface, de volume et multiple. 25

3.1 Localisation du site d'étude. 29
3.2 Localisation des champs sur la zone d'étude. 30
3.3 Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. 31
3.3 Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. (suite) 32
3.3 Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. (suite) 33

4.1 Limites des six pixels AMSR-E contenus dans la zone d'étude. 35
4.2 Profilomètre à aiguilles utilisé pour la mesure de la rugosité du sol. 37
4.3 Station de mesure dans un champ à Saskatoon et sondes Hydra Probe II installées à la surface du sol et plus en profondeur. 38
4.4 $T_{s\,MODIS}$ nocturne en fonction de la température de l'air minimale et de la température de surface moyenne dans les champs. 43
4.5 Variation temporelle du EEN de AMSR-E et de l'épaisseur du couvert nival mesuré à la station Elbow d'Environnement Canada. 44
4.6 Variabilité des données de température de brillance (passage descendant) de 2003 à 2009, pour chaque pixel AMSR-E. 45
4.7 Effet du lissage sur les données de température de brillance à 6,9 GHz, en polarisation H. 46

4.8 Variation typique du ISF au cours d'une année. 46
4.9 Variation temporelle de la température de brillance aux quatre fréquences et aux polarisations H et V. 47
4.9 Variation temporelle de la température de brillance aux quatre fréquences et aux polarisations H et V. (suite) 48
4.10 Variation temporelle des températures de brillance aux quatre fréquences entre septembre et décembre de chaque année, pour les polarisations H et V. . . . 50
4.10 Variation temporelle des températures de brillance aux quatre fréquences entre septembre et décembre de chaque année, pour les polarisations H et V. (suite) 51
4.11 Variation temporelle des températures de brillance aux deux polarisations entre septembre et décembre de chaque année, pour les fréquences de 6,9, 10,7, 19,7 et 36,5 GHz. 52
4.11 Variation temporelle des températures de brillance aux deux polarisations entre septembre et décembre de chaque année, pour les fréquences de 6,9, 10,7, 19,7 et 36,5 GHz. (suite) 53
4.12 Variation de T_B à chaque fréquence et polarisation en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, incluant la régression linéaire entre les deux paramètres. 55
4.13 Coefficient de détermination de la régression linéaire entre $T_{B\,36V}$ et $T_{s\,MODIS}$ en fonction du seuil du EEN pour le retrait des données de neige. 57
4.14 Variation temporelle de l'humidité du sol à 5 cm de profondeur et de la température à la surface au cours des mois de novembre 2008 et 2009. 58
4.15 Écart type des hauteurs et longueurs de corrélation mesurés dans chaque champ d'étude en 2008 et 2009. 60
4.16 Comparaison image à image de la puissance rétrodiffusée en base linéaire (HH, HV et VV), pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. 62
4.16 Comparaison image à image de la puissance rétrodiffusée HH, VV et HV. . . 63
4.17 Comparaison image à image de la puissance rétrodiffusée RR, LL et RL. . . 66

5.1 Organigramme méthodologique pour la partie AMSR-E. 68
5.2 Algorithme du gradient spectral modifié. 70
5.3 Variation temporelle de la différence de polarisation aux quatre fréquences et de $T_{s\,MODIS}$. 76
5.4 Variation de DP à chaque fréquence en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne. . . . 77
5.5 Algorithme de discrimination du gel dans le sol basé sur GS_{DP}. 79
5.6 Organigramme méthodologique pour la partie RADARSAT-2. 81

6.1 Variation de GS en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, pour chaque combinaison de fréquences aux polarisations H et V. 86
6.1 Variation de GS en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, pour chaque combinaison de fréquences aux polarisations H et V. (suite) 87
6.2 Moyennes et écarts types annuels du gradient spectral pour chacune des combinaisons de fréquence de GS. 89
6.3 Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés, pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. 93
6.3 Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés, pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. (suite) 94
6.3 Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés, pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. (suite) 95
6.3 Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés, pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. (suite) 96
6.3 Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés, pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. (suite) 97
6.4 Comparaison des performances des neuf combinaisons de fréquences restantes, en utilisant le meilleur seuil S_{GS}. 98
6.5 Gradient spectral en fonction de $T_{B\,36V}$ pour différentes combinaisons de fréquences et seuils S_{GS}. 101
6.6 Variation de GS_{DP} en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, pour chaque combinaison de fréquences. 102
6.7 Paramètres de qualité des seuils S_{DP} du tableau 6.4, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. 105
6.7 Paramètres de qualité des seuils S_{DP} du tableau 6.4, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. (suite) 106
6.7 Paramètres de qualité des meilleurs seuils S_{DP}, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. (suite) 107

6.8 Comparaison des performances des seuils S_{DP} optimaux utilisés avec le nouvel algorithme de détection du gel du sol. 109
6.9 GS_{DP} en fonction de $T_{B\,36V}$ pour différentes combinaisons de fréquences et seuils S_{DP}. 111
6.10 Comparaison image à image des rapports de co-polarisation $r_{\text{copol lin}}$ et de dépolarisation $r_{\text{depol lin}}$. 112
6.11 Comparaison image à image des rapports de co-polarisation $r_{\text{copol cir}}$ et de dépolarisation $r_{\text{depol cir}}$. 114
6.12 Comparaison image à image de l'amplitude des coefficients de corrélation co-polarisé ρ_{HHVV} et ortho-polarisé ρ_{HVVV}. 116
6.13 Comparaison image à image de l'amplitude des coefficients de corrélation co-polarisé ρ_{RRLL} et ortho-polarisé ρ_{RLLL}. 117
6.14 Comparaison image à image de la différence de phase co-polarisée ϕ_{HHVV}. . . 120
6.15 Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{HVVV}. 121
6.16 Comparaison image à image de la différence de phase co-polarisée ϕ_{RRLL}. . . 122
6.17 Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{RLLL}. (suite) 123
6.18 Comparaison image à image de la hauteur de socle. 125
6.19 Comparaison image à image de l'angle-$\bar{\alpha}$, de l'entropie (H) et de l'anisotropie (A) obtenues par la décomposition de Cloude-Pottier. 127
6.19 Comparaison image à image de l'angle-$\bar{\alpha}$, de l'entropie et de l'anisotropie obtenues par la décomposition de Cloude-Pottier. (suite) 128
6.20 Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D) obtenues par la décomposition de Freeman-Durden, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. 130
6.20 Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface, de volume et double bond obtenues par la décomposition de Freeman-Durden. 131
6.21 Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface, de volume et double bond obtenues par la décomposition de Yamaguchi. 132
6.21 Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface, de volume et double bond obtenues par la décomposition de Yamaguchi. (suite) 133

A.1 Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. 148

A.1 Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. (suite) 149

C.1 Comparaison des performances des neuf combinaisons de fréquences restantes, en utilisant le meilleur seuil S_{GS}. 164
C.1 Comparaison des performances des neuf combinaisons de fréquences restantes, en utilisant le meilleur seuil S_{GS}. (suite) 165

D.1 Comparaison des performances des six combinaisons de fréquences de GS_{DP}, en utilisant le meilleur seuil S_{DP}. 171
D.1 Comparaison des performances des six combinaisons de fréquences de GS_{DP}, en utilisant le meilleur seuil S_{DP}. (suite) 172

E.1 Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{HVHH}. 173
E.1 Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{HVHH}. (suite) 174
E.2 Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{RLRR}. 174
E.2 Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{RLRR}. (suite) 175

Liste des tableaux

2.1 Parties réelle (σ') et imaginaire (σ'') de la constante diélectrique et profondeur de pénétration du signal à différentes fréquences, pour un sol nu gelé et dégelé à 0 °C. 12

3.1 Identification des champs d'étude. 31

4.1 Pourcentages approximatifs de la superficie des fôrets et des cours d'eau dans chaque pixel AMSR-E. 36

4.2 Caractéristiques des images RADARSAT-2 polarimétriques acquises en mode fin en novembre 2008 et 2009. 37

4.3 Description de cinq classes de caractéristiques des champs. 61

5.1 Combinaisons de fréquences utilisées pour le calcul du gradient spectral. . . . 69

5.2 Matrice de confusion et paramètres de qualité utilisés pour la validation des résultats. 74

5.3 Combinaisons de fréquences utilisées pour le calcul du gradient spectral de DP (GS_{DP}). 78

6.1 Valeurs seuils S_{TB} obtenues pour le pixel AMSR-E #2, à partir des quatre méthodes testées. 85

6.2 Seuils S_{GS} sélectionnés pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les neuf combinaisons des fréquences restantes. 91

6.3 Seuils S_{GS} optimaux pour l'algorithme du gradient spectral. 98

6.4 Seuils S_{DP} sélectionnés pour chaque méthode de filtrage de la neige et pour les six combinaisons des fréquences de GS_{DP}. 104

6.5 Seuils S_{DP} optimaux pour le nouvel algorithme de détection du gel du sol, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. 108

6.6 Comparaison des performances de discrimination des sols gelés et dégelés obtenues avec l'algorithme du gradient spectral de T_B (figure 6.4) et le nouvel algorithme basé sur GS_{DP}(figure 6.8). Les intervalles de confiance ne sont pas pris en compte. 110

6.7 Résumé du potentiel de chaque paramètre polarimétrique à détecter le gel du sol. 126

C.1 Résultats de discrimination des sols gelés et dégelés avec l'algorithme du gradient spectral, en utilisant un seuil S_{TB} calculé par la méthode *TB-Ureg*. . . 155

D.1 Résultats de discrimination des sols gelés et dégelés obtenus avec l'algorithme basé sur GS_{DP}, en utilisant un seuil S_{TB} calculé par la méthode *TB-Ureg*. . 166

Liste des symboles

f	Fréquence du signal micro-onde
λ	Longueur d'onde du signal micro-onde
θ	Angle d'incidence du signal micro-onde
σ'	Partie réelle de la constante diélectrique
σ''	Partie imaginaire de la constante diélectrique
κ_a	Coefficient d'absorption du signal micro-onde
κ_d	Coefficient de diffusion du signal micro-onde
κ_e	Coefficient d'extinction du signal micro-onde
I	Intensité d'énergie incidente sur la cible
J_a	Terme source pour l'énergie thermique
J_d	Terme source pour les diffusions
δ_p	Profondeur de pénétration du signal micro-onde
$\vec{E}$	Vecteur champ électrique
ψ	Orientation de l'ellipse de polarisation
χ	Ellipticité de l'ellipse de polarisation
e	Émissivité de la cible
T_{eff}	Température thermodynamique effective de la cible
$(\partial T/\partial z)_0$	Gradient thermique à la surface du sol (z est la profondeur)
T_B	Température de brillance
ΔT_B	Différence de température de brillance entre deux fréquences
GS	Gradient spectral de température de brillance
DP	Différence de polarisation
GS_{DP}	Gradient spectral de la différence de polarisation

$[S]$	Matrice de Sinclair
$[C]$	Matrice de covariance (polarimétrie)
$[T]$	Matrice de cohérence (polarimétrie)
σ^0	Coefficient de rétrodiffusion
r_{depol}	Rapport de dépolarisation
r_{copol}	Rapport de co-polarisation
ρ	Amplitude du coefficient de corrélation polarimétrique
ϕ	Différence de phase polarimétrique
$\bar{\alpha}$	Angle-α (Cloude-Pottier)
H	Entropie (Cloude-Pottier)
A	Anisotropie (Cloude-Pottier)
P_{tot}	Puissance totale diffusée
P_S	Puissance de diffusion de surface
P_V	Puissance de diffusion de volume
P_D	Puissance de diffusion double bond
P_H	Puissance de diffusion en hélice
$T_{s\,MODIS}$	Température de surface MODIS
T_{surf}	Température à la surface du sol
T_{air}	Température de l'air près de la surface
$m_{v\,d}$	Humidité volumétrique du sol à la profondeur d
EEN	Équivalent en eau de la neige
SD	Épaisseur de neige au sol
ISF	Indice de surface foliaire
σ	Écart type des hauteurs (rugosité du sol)
ℓ	Longueur de corrélation (rugosité du sol)

$PGlob$	Précision globale (discrimination des sols gelés et dégelés)
$PErr$	Pourcentage d'erreurs (discrimination des sols gelés et dégelés)
PDG	Probabilité de détection du gel dans le sol
FA	Taux de fausses alarmes (discrimination des sols gelés et dégelés)
S_{TB}	Seuil pour la température de brillance à 36 GHz
S_{GS}	Seuil pour le gradient spectral de température de brillance
S_{DP}	Seuil pour le gradient spectral de différence de polarisation
S_N	Seuil pour l'équivalent en eau de la neige
R^2	Coefficient de détermination (régression statistique)
μ	Moyenne (statistiques)
STD	Écart type (statistiques)

Liste des abbréviations

AMSR-E	Advanced Microwave Scanning Radiometer - EOS
BOREAS	Boreal Ecosystem Atmosphere Study
BSA	Back Scattering Alignment
EASE-Grid	Equal-Area Scalable Earth-Grid
ERS	European Remote Sensing
HDF	Hierarchical Data Format
MNE	Modèle Numérique d'Élévation
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
NSCAT	NASA Scatterometer
NSIDC	National Snow and Ice Data Center
RFI	Radio Frequency Interference
RSO	Radar à Synthèse d'Ouverture
SIR	Spaceborne Imaging Radar
SLC	Single Look Complex
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity
SMMR	Scanning Multichannel Microwave Radiometer
SPOT	Système Pour l'Observation de la Terre
SSM/I	Special Sensor Microwave/Imager

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier ma directrice de recherche, la professeure Ramata Magagi, pour ses précieux conseils et son aide au niveau de la compréhension de plusieurs notions théoriques. Je veux aussi remercier mon co-directeur, le professeur Robert Leconte, qui m'a aussi grandement aidé tout au long du projet par ses remarques toujours très constructives.

Je ne pourrais non plus passer sous silence l'apport essentiel de Mariette Lambert et Patrick Cliche au niveau de la préparation des campagnes de terrain et de l'équipement. De plus, le soutien de Brenda Toth (Environnement Canada, Saskatoon, SK) pour la logistique des campagnes et les données *in situ* fut plus qu'apprécié.

Plusieurs collègues et amis, soient Imen Gherboudj, Justin Adams et Danette Bilodeau, m'ont aussi prêté main forte lors des campagnes de terrain et je les en remercie grandement. Je suis aussi reconnaissant à Mélanie Trudel pour son aide en lien avec la méthodologie de la partie RADARSAT-2.

Finalement, je veux remercier tous mes amis au département de gématique appliquée pour le bon temps passé ensemble. Je pense en particulier à Imen Gherboudj pour ses conseils et son aide, qui m'ont aidé à garder ma motivation.

Chapitre 1

Introduction

1.1 Problématique

Les conditions climatiques ont une grande influence sur la pratique de l'agriculture. En particulier, les productions céréalière et maraîchère optimales requièrent des conditions précises d'ensoleillement et de précipitations. Dans les latitudes nordiques, comme au Canada, le gel du sol représente une contrainte additionnelle importante pour la pratique de l'agriculture.

Les cycles de gel et de dégel du sol modulent la période végétative active durant l'année. Il sont aussi reconnus pour avoir une grande influence sur les bilans hydrique et énergétique et, incidemment, sur le climat local (Sinha and Cherkauer, 2008; Zhang *et al.*, 2004; Han *et al.*, 2010; Zhang and Sun, 2011). De plus, le gel de l'eau contenue dans le sol amène une réduction considérable de sa conductivité hydrique, ce qui limite grandement la capacité d'infiltration de l'eau de surface. Lors de la fonte du couvert nival, un sol gelé entraîne plusieurs effets négatifs, dont le ruissellement de surface accru et une augmentation de l'érosion hydrique (Lafond *et al.*, 1992; Sinha and Cherkauer, 2008; Zhang *et al.*, 2004; Iwata *et al.*, 2010). Si l'épandage de fumier, utilisé comme fertilisant, et de produits chimiques (herbicides, pesticides, etc.) est effectué trop tard à l'automne, il s'ensuit le transport des quantités non absorbées par le sol jusqu'aux cours d'eau à proximité des champs (DeGaetano *et al.*, 1996; Shanley and Chalmers, 1999). Le gel et le dégel de l'eau contenue dans le sol a aussi des répercutions importantes sur les plantes et les arbres. Les déformations du sol en période de gel et la formation de lentilles de glace entraînent la mortalité des plus petites racines de plantes (Sharratt *et al.*, 1997; Tierney *et al.*, 2001; Kreyling *et al.*, 2008). Cela

favorise le desséchement des plantes et la prolifération de maladies. De même, la formation d'une couche de glace à la surface peut entraîner l'asphyxie des plantes. En conséquence, la quantité de nutriments disponibles ainsi que l'activité bactérienne et microbienne augmente lors de la fonte au printemps (Sharratt *et al.*, 1997; Kreyling *et al.*, 2008; Zhang *et al.*, 2004). La mortalité des plantes due au gel peut évidemment réduire le rendement des cultures en milieu agricole, si la récolte est faite trop tard (dans le cas du canola, notamment) ou pour les espèces semées à l'automne (luzerne et blé d'hiver, par exemple). C'est pourquoi plusieurs programmes d'assurance-récolte, comme ceux du Québec (La Financière Agricole du Québec, 2011) et de la Saskatchewan (Saskatchewan Crop Insurance Corporation, 2011), offrent une couverture pour les pertes de rendement reliées au gel.

Une meilleure compréhension des phénomènes de gel et de dégel du sol en milieu agricole est donc cruciale pour une meilleure évaluation des risques d'inondations, et une meilleure prévision des dates de semis et de récolte. Pour une zone d'intérêt, des données de profils de température et humidité du sol ainsi que des données météorologiques (température de l'air, précipitations, etc.) peuvent être employées à cet escient. Les travaux de Sharratt *et al.* (1999) portant sur l'étude des caractéristiques du gel du sol, de l'épaisseur de neige et de l'infiltration d'eau durant trois hivers consécutifs dans une zone de Prairie au Minnesota en sont un exemple. L'évaluation, par Iwata *et al.* (2010), de l'effet du couvert nival sur le gel et la dynamique de l'eau dans le sol pour un champ agricole au Japon durant un hiver constitue un autre exemple. Quelques études emploient aussi des séries temporelles de données météorologiques et de température du sol pour étudier les cycles de gel et de dégel du sol (Shanley and Chalmers, 1999; Sinha and Cherkauer, 2008). Cependant, l'utilisation de données mesurées sur le terrain se révèle vite limitée, tant du point de vue spatial, que temporel ou matériel. La télédétection peut permettre de combler ces lacunes, surtout lorsque les capteurs sont embarqués sur des plate-formes satellitaires. À cause de sa grande sensibilité aux changements des propriétés diélectriques des cibles (généralement gouvernées par la présence d'eau liquide), la télédétection micro-onde est particulièrement adaptée à l'étude de gel et du dégel du sol (McDonald *et al.*, 2004; Jin *et al.*, 2009).

1.2 Revue de littérature

Suite au lancement du satellite Landsat (d'abord nommé *Earth Resources Technology Satellite*) en 1972, plusieurs chercheurs ont utilisé les données acquises par ce capteur pour

étudier les cycles de gel et de dégel du sol ainsi que le pergélisol. Cependant, Landsat opère dans les longueurs d'onde du visible et du proche infra-rouge, ce qui limite l'étude directe d'un phénomène sous-terrain comme le gel du sol (Zhang *et al.*, 2004). Dans ce cas, il faut plutôt se baser sur les relations entre les facteurs environnementaux (température de l'air, relief, végétation, neige, etc.) et la distribution des sols gelés. Ainsi, Morrissey *et al.* (1986) et Morrissey (1988) ont étudié trois paramètres indépendants, soient la latitude équivalente (qui est reliée à la température du sol), une carte de végétation dérivée des données Landsat ainsi que la bande thermale de ce capteur. Les résultats indiquent que, pour deux zones d'étude en Alaska, la combinaison de la carte de végétation à celle de la latitude équivalente ou à celle de la bande thermale de Landsat permet de cartographier le pergélisol avec une précision supérieure à 75%. La distribution du pergélisol dans un site au Yukon a aussi été étudiée à l'aide de paramètres (type de terrain, relief et latitude équivalente) dérivés de données SPOT multi-spectrales (Peddle and Franklin, 1992, 1993). La précision des cartes de pergélisol, lorsque comparées avec des mesures directes au sol, est d'environ 80%, ce qui est similaire à la précision obtenue pour les mêmes paramètres calculés à partir de données *in situ*. Plus récemment, des données de température de surface dérivées du capteur *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) ont été employées dans le but de cartographier le pergélisol dans le nord du Québec et le Labrador (Hachem *et al.*, 2009). La méthodologie, basée sur la température de surface moyenne annuelle ainsi que sur des indices de gel et de dégel, a mené à des cartes de pergélisol acceptables.

L'étude du gel et du dégel du sol avec les capteurs opérant dans le visible et le proche infra-rouge, comme Landsat ou MODIS, profite de la longue série temporelle des données (depuis 1972 dans le cas de Landsat) et de leur haute résolution spatiale (en général inférieure à 5 km). Cependant, l'acquisition de données est restreinte voire impossible en présence de nuages, ce qui représente un problème important dans l'Arctique. De plus, les paramètres environnementaux utilisés ont en général un caractère très local, ce qui limite le développement d'une méthodologie plus générale (Morrissey *et al.*, 1986; Zhang *et al.*, 2004; Hachem *et al.*, 2009). La télédétection micro-ondes apporte une solution à ces problèmes, de sorte que plusieurs études sur les phénomènes de gel et de dégel du sol ont été réalisées avec des capteurs micro-ondes passifs et actifs (radar). Dans cette gamme de longueurs d'onde, le gel de l'eau dans le sol a des effets importants sur le signal, ce qui permet une observation plus directe de ce phénomène, contrairement aux domaines visible et proche infra-rouge. Des mesures faites à l'aide de capteurs au sol, ainsi que des simulations numériques ont montré

que le gel s'accompagne dans la plupart des cas d'une augmentation de la température de brillance (T_B) et d'une diminution du coefficient de rétrodiffusion (σ^0) (Ulaby *et al.*, 1982; Wegmüller, 1990; England, 1990; Liou, 1996). La plupart des travaux de recherche sont axés sur la cartographie spatiale et la détermination des dates de début et de fin de la période où le sol est gelé.

1.2.1 En micro-ondes passives

L'identification du gel dans le sol à partir de données micro-ondes passives est le plus souvent réalisée à l'aide de l'algorithme du gradient spectral (GS). Celui-ci consiste en un seuillage appliqué à une température de brillance (T_B) acquise à une haute fréquence (e.g. : 37 GHz) et à un gradient spectral de T_B. Le premier paramètre suit bien les changements de température à la surface du sol, mais peut être ambigu dans certaines situations. C'est pourquoi le gradient spectral, qui est lui aussi sensible au gel et au dégel du sol, est utilisé comme indicateur supplémentaire. Le sol est considéré comme gelé si les valeurs de ces deux discriminants sont en deçà des seuils. Cet algorithme fut introduit par Zuerndorfer *et al.* (1990), pour faire la cartographie du gel du sol dans une zone de prairie assez homogène située dans le centre-nord des États-Unis (Grandes Plaines) et dans le sud du Canada. Les T_B en polarisation horizontale (H) et verticale (V), acquises par le capteur *Scanning Multichannel Microwave Radiometer* (SMMR), étaient d'abord moyennées et le GS était calculé à l'aide d'une régression linéaire des T_B acquises aux fréquences 10,7, 18 et 37 GHz. Les valeurs seuils étaient choisies en comparant la variation de T_B et GS avec des données de température de l'air, de manière à minimiser les mauvaises classifications. Afin d'éviter le recours à des données *in situ*, Zuerndorfer and England (1992) ont plutôt utilisé une classification non supervisée de T_B et GS pour déterminer les seuils de classification. Dans les deux cas, les cartes de gel obtenues étaient satisfaisantes. Toujours avec des données SMMR et pour le même site d'étude, Toll *et al.* (1999) ont classifié le gel du sol à l'aide de T_B à 37 GHz en polarisation horizontale et d'un gradient spectral négatif entre 18 et 37 GHz. La validation des résultats avec la température du sol à 5 cm de profondeur a mené à une précision globale de classification de 86 %.

L'algorithme du gradient spectral a aussi été testé à l'aide de données provenant du capteur *Special Sensor Microwave/Imager* (SSM/I). À cause des fréquences disponibles, le gradient spectral était calculé avec les T_B acquises à 19 et 37 GHz. Chang and Cao (1996) ont réalisé une classification du gel du sol dans le Plateau Tibétain et ont obtenu une pré-

cision de 85 %, en comparaison de données de température du sol à 5 cm de profondeur. La moyenne des signaux aux polarisations H et V était utilisée, le seuil pour GS était fixé à 0 K/GHz et le seuil optimal pour $T_{B\,37}$ s'est révélé être égal à sa moyenne annuelle. Avec des données SSM/I et un gradient spectral négatif, Judge *et al.* (1997) ont montré que c'est la polarisation verticale qui est la plus sensible au gel du sol. Cet algorithme a par la suite été employé avec succès par plusieurs auteurs pour étudier le gel du sol dans plusieurs régions (Zhang and Armstrong, 2001; Lagacé *et al.*, 2002; Zhang *et al.*, 2003; Han *et al.*, 2010).

Selon Zuerndorfer and England (1992), la présence d'un couvert nival ou de végétation sèche ou gelée sur le site d'étude est susceptible de causer un gradient spectral négatif au même titre que le gel du sol. Cela peut alors fausser les résultats de classification. Zhang *et al.* (2003) ont adressé ce problème en combinant l'algorithme du gradient spectral à un modèle de transfert de chaleur. En présence de neige, le statut du sol gelé/dégelé était évalué à l'aide du modèle, alors que l'algorithme usuel basé sur le seuillage de $T_{B\,37}$ et du GS était utilisé dans le cas contraire. Le seuil pour $T_{B\,37}$ était calculé à partir d'une régression linéaire entre ces données et la température du sol à 5 cm de profondeur. Des tests effectués sur des zones enneigées et non aux États-Unis ont mené à des performances de classification de 83 % pour l'algorithme combiné, et de 89 % en tenant compte uniquement des zones sans neige. Comme indicateur de présence de neige dans une zone de toundra, Kim and England (1996) ont suggéré l'emploi de la différence de polarisation à 37 GHz.

Aux latitudes nordiques, les capteurs satellitaires micro-ondes passives acquièrent généralement des données deux fois par jour sur la même zone. Malgré leur faible résolution spatiale, cette forte résolution temporelle est particulièrement intéressante pour l'étude temporelle des phénomènes de gel et de dégel du sol. Grâce à sa simplicité, l'algorithme du gradient spectral peut être utilisé pour faire le suivi spatial et temporel du gel dans le sol.

Une autre méthode d'analyse temporelle a cependant été introduite par Smith *et al.* (2004). Elle utilise la différence de température de brillance (ΔT_B) entre 37 et 19 GHz pour détecter les dates de début et de fin de la période gelée dans l'année. En effet, l'augmentation de la température de brillance lors du gel du sol est plus forte à 19 GHz qu'à 37 GHz, ce qui entraîne une diminution de ΔT_B. Durant l'été, cette dernière est assez constante (présence d'un plateau) et près de 0 K. L'algorithme est toutefois limité aux zones non couvertes de neige et n'est pas assez sensible (un seul plateau par année) pour détecter les périodes

ponctuelles de dégel et de regel au printemps et à l'automne.

1.2.2 En micro-ondes actives

L'étude des phénomènes de gel et de dégel avec des données micro-ondes actives a été effectuée à l'aide de deux types de capteurs : les diffusiomètres et les radars à synthèse d'ouverture (RSO).

Les diffusiomètres acquièrent des données à une résolution spatiale et une fréquence temporelle semblables à celles des capteurs passifs. Comme ces derniers, ils sont donc bien adaptés à une étude temporelle des cycles de gel et de dégel sur des grandes zones assez homogènes (mais non à l'échelle d'un champ, par exemple). Les diffusiomètres embarqués sur les plateformes ERS-1 et -2 (bande C à 5,3 GHz, polarisation VV, angle d'incidence entre 18 et 57°) ont été employés pour étudier le dégel du sol et de la végétation en Sibérie (Boehnke and Wismann, 1996, 1997; Wismann, 2000). À un angle d'incidence de 40°, la variation temporelle des rétrodiffusions moyennées sur trois jours montrait une rapide augmentation d'environ 5 dB lors du dégel. Les auteurs ont aussi noté une brève diminution de la rétrodiffusion lors de la fonte de la neige, juste avant le dégel du sol et de la végétation. Un algorithme utilisant les rétrodiffusions moyennes durant les mois de février (gel) et juillet (dégel) permettait de détecter le début de la période de dégel. Le diffusiomètre NSCAT (bande K_u à 14 GHz) a aussi été utilisé pour étudier la période de dégel en Alaska (Kimball *et al.*, 2001) et sur les sites d'étude du projet *Boreal Ecosystem Atmosphere Study* (BOREAS), localisés dans une région boréale au Canada (Kimball *et al.*, 2004). Comme la bande K_u a une longueur d'onde plus courte que la bande C, le signal est plus sensible aux changements structurels et diélectriques de la végétation et de la neige que ceux qui ont lieu dans le sol ou à sa surface. Par conséquent, en bande K_u, c'est une diminution de la rétrodiffusion plutôt qu'une augmentation qui est observée lors de la période de fonte de la neige et de dégel du sol au printemps. En Alaska, cette période était accompagnée d'une diminution de la rétrodiffusion entre 2 et 5 dB, selon le type de couverture au sol. Un algorithme basé sur les rétrodiffusions moyennes dans les mois de janvier et juin servait à identifier le début de la période de dégel. Pour le site BOREAS, une diminution supérieure à 2,9 dB de la rétrodiffusion moyenne sur 5 jours était considérée comme étant due au dégel du sol et de la végétation. Kimball *et al.* (2004) mentionne que la faible variation temporelle de la rétrodiffusion à l'automne rend difficile l'évaluation du début du gel dans une zone agricole. Bartsch *et al.* (2007) a introduit une nouvelle méthode de détermination de la période de dégel à l'aide de données acquises

par le diffusiomètre QuikScat (bande K_u). L'analyse rigoureuse du bruit dans les données a permis d'établir un seuil servant à identifier les différences diurnes dues aux changements dans les propriétés diélectriques du sol, de la végétation et de la neige en Sibérie. Pour fins de validation des résultats sur le gel/dégel du sol obtenus avec des données radar, la plupart des études utilisaient la température de l'air mesurée par des stations météorologiques. Il est à noter que dans tous les cas, le sol, la végétation et la neige étaient considérés comme un milieu unique. Il est donc difficile d'évaluer l'apport relatif de chaque composante dans l'évolution du signal rétrodiffusé.

Pour ce qui est de l'utilisation des RSO pour les études du gel/dégel du sol, des images acquises à plusieurs dates étaient comparées (différence d'images) afin d'identifier et d'interpréter les changements survenus. Les données RSO profitent d'une résolution spatiale assez fine (autour de 30 mou moins), mais les acquisitions sont plus espacées dans le temps que celles des diffusiomètres et des capteurs passifs. Plusieurs auteurs ont utilisé des données RSO acquises par le capteur ERS-1 (bande C, polarisation VV, angle d'incidence de 23°) pour étudier les cycles de gel et de dégel en Alaska (Villasenor *et al.*, 1993; Rignot and Van Zyl, 1993; Rignot and Way, 1994). Les résultats obtenus montrent une diminution de la rétrodiffusion supérieure à 3 dB lors du gel (Rignot and Way, 1994), indépendamment du type de végétation présente (arbustes, forêt, toundra, etc.). Lagacé *et al.* (2002) ont utilisé des données RSO du capteur RADARSAT-1 (bande C, polarisation HH, angle d'incidence entre 20 et 27°) pour étudier le gel du sol dans le nord du Québec. Leurs résultats indiquent une diminution moyenne de la rétrodiffusion de 2 dB lors du gel. Cependant, ils mentionnent que l'hétérogénéité du territoire (nombreux lacs et rivières, plusieurs types de couverture du sol) peut influencer l'amplitude de cette baisse.

L'étude des phénomènes de gel et de dégel du sol à l'aide de données radar multi-polarisées est très peu présente dans la littérature et est limitée à des capteurs aéroportés ou au sol. Li and Guo (2000) ont fait la cartographie du pergélisol dans le Plateau Tibétain avec des données provenant des capteurs SIR-C (bande C) et X-SAR (bande L). Ils ont démontré qu'en bande L, il est possible de distinguer le pergélisol des autres classes d'occupation du sol à l'aide des canaux de rétrodiffusion HH et HV et des rapports de co-polarisation ($\sigma^0_{HH}/\sigma^0_{VV}$) et de dépolarisation ($\sigma^0_{HV}/\sigma^0_{VV}$). Khaldoune *et al.* (2008) ont utilisé des données du capteur Convair 580 (bande C) pour étudier le gel du sol dans une région agricole au Québec. Ils ont démontré, à l'aide de la décomposition de cible de Cloude-Pottier, de la signature

polarimétrique et de la différence de phase co-polarisée, que la diffusion de surface domine pour un sol gelé recouvert de neige sèche. Cependant, la performance des techniques polarimétriques utilisées était limitée par la faible de taille des parcelles d'étude. La dominance de la diffusion de surface pour un sol nu gelé apparaît aussi dans les résultats obtenus par Fuller *et al.* (2009), qui ont utilisé les rapports de co-polarisation et de dépolarisation ainsi que le coefficient de corrélation co-polarisé et la différence de phase co-polarisée, calculés à partir des données d'un diffusiomètre polarimétrique au sol (bande C).

Comme il est possible de le voir, beaucoup d'études portant sur les cycles de gel et de dégel du sol et de la végétation ont été entreprises dans le passé avec des données micro-ondes actives et passives. Pour les données provenant de radiomètres, l'algorithme du gradient spectral donne en général d'excellents résultats pour des zones non couvertes de neige. Cependant, à notre connaissance, aucune étude n'a testé plusieurs combinaisons de fréquences de T_B (10, 18 et 36 vs. 18 et 36, par exemple) afin de comparer leurs performances de discrimination du gel dans le sol. De plus, la fréquence de 6,9 GHz, qui était disponible sur le capteur SMMR, n'a jamais été employée dans cet algorithme. Le lancement du capteur micro-onde passif *Advanced Microwave Scanning Radiometer – EOS* (AMSR-E) en 2002 nous a donné l'opportunité de tester plusieurs combinaisons de fréquences incluant la 6,9 GHz. En effet, ce capteur comportait les mêmes fréquences d'acquisition que SMMR (et aussi de SSM/I), donc des basses (6,9 et 10,7 GHz) et des hautes fréquences (notamment 18,7 et 36,5 GHz). De plus, il offrait une meilleure résolution spatiale que les capteurs précédents. Il sera aussi intéressant de vérifier, à travers le développement d'un nouvel indicateur, si les basses fréquences d'AMSR-E ouvrent de nouvelles possibilités pour la détection du gel dans le sol.

Du côté des données radar, il ressort de notre revue de littérature que la capacité des données complètement polarimétriques (i.e. multi-polarisées incluant l'information de la phase du signal) à détecter le gel dans le sol a été très peu explorée jusqu'à présent. D'où l'intérêt de tester les données multi-polarisées (HH, HV, VH et VV) et polarimétriques à très haute résolution spatiale (environ 10 m) du capteur RADARSAT-2 (bande C), lancé en 2007.

1.3 Objectifs

L'objectif principal de cette étude est le suivi des phénomènes de gel et de dégel du sol en milieu agricole, à partir des données AMSR-E et RADARSAT-2 polarimétriques. Plus

spécifiquement, il est question de :

- Comparer différentes combinaisons de fréquences d'AMSR-E pour le calcul du gradient spectral de température de brillance, afin d'évaluer leur capacité de détection du gel dans le sol.

- Faire une analyse temporelle des températures de brillance acquises par AMSR-E dans le but de déterminer un nouvel indicateur du gel dans le sol.

- Tester, avec les données RADARSAT-2, différents paramètres et techniques polarimétriques pour discriminer le gel dans le sol.

1.4 Hypothèses

Pour la partie micro-onde passive, l'hypothèse générale est que l'utilisation des basses fréquences d'AMSR-E facilitera la détection du gel dans le sol. Du côté radar, elle stipule que l'utilisation de données polarimétriques permettra de distinguer un sol gelé d'un sol dégelé. Plus précisément :

- Puisqu'elles ont une plus grande profondeur de pénétration dans le sol, l'ajout des basses fréquences d'AMSR-E rend le gradient spectral plus négatif.

- La différence de température de brillance entre les polarisations verticale et horizontale est plus faible pour les sols gelés que pour ceux dégelés, surtout aux basses fréquences, ce qui permet de faire une discrimination.

- Les différentes techniques polarimétriques montrent une augmentation de la diffusion de volume lors du gel du sol.

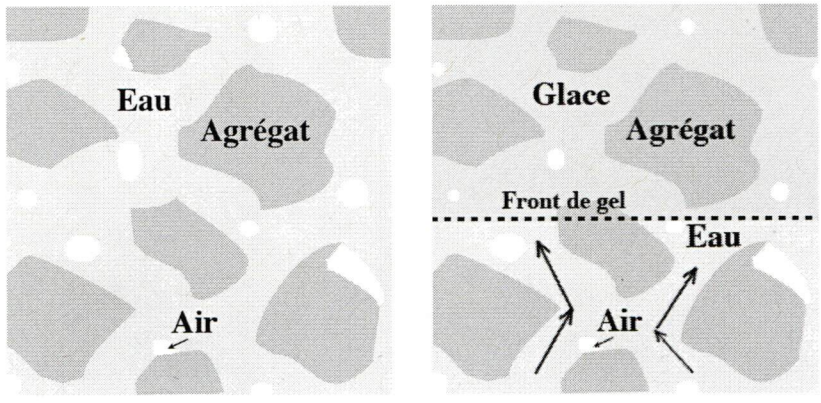
Chapitre 2

Théorie

2.1 Le gel du sol

Un sol est un milieu composé d'agrégats minéraux entourés de vides, qui sont généralement remplis d'inclusions d'air et, si le milieu est humide, d'eau (figure 2.1a). Un sol contient de l'eau liée aux agrégats minéraux ainsi que de l'eau libre, dont la proportion relative dépend de la texture du sol et de son contenu en eau total (Behari, 2005). Les sols fins, comme les argiles, ont une proportion d'eau liée plus importante que les sables. La proportion d'eau libre augmente avec le contenu en eau dans le sol, puisque les molécules d'eau qui s'ajoutent sont de plus en plus éloignées des agrégats. La porosité d'un sol, qui dépend de sa texture, est la proportion de vides dans le sol par rapport au volume total. Plus elle est élevée, plus le sol peut contenir beaucoup d'eau. La taille des pores influence aussi le mouvement de l'eau dans le sol (la perméabilité) ; des pores grands facilitent l'absorption de l'eau de surface et le transport à l'intérieur du sol, tandis que des pores petits retiennent l'eau. Un sol qui contient beaucoup de grands pores et peu de petits, comme un sable grossier, aura donc une perméabilité élevée (Behari, 2005).

Le gel du sol correspond en fait au gel de l'eau contenue dans le sol (figure 2.1b). Les caractéristiques d'un sol, comme sa texture et son contenu en eau, ont une influence directe sur la température à laquelle l'eau va geler ainsi que la vitesse de propagation du front de gel. Les sols ayant une plus forte concentration en eau libre (pour une proportion donnée d'eau liée) réagiront plus lentement au gel, à cause de l'inertie thermique (Villasenor *et al.*, 1993; Sharratt *et al.*, 1999; Zhang *et al.*, 2010). Cependant, les effets reliés au gel (modification de la structure du sol, conductivité hydraulique réduite, etc.) seront plus importants



(a) (b)

Figure 2.1 – Structure et constituants (a) d'un sol dégelé et (b) d'un sol gelé. Inspiré de Behari (2005).

pour ces sols (Shanley and Chalmers, 1999). L'eau liée aux agrégats minéraux, quant à elle, gèle plus lentement que l'eau libre et le processus commence à des températures plus basses. Cela explique pourquoi il peut subsister de l'eau liquide même aux températures inférieures à 0 °C (Zhao and Gray, 1999; Bobrov *et al.*, 2010; Zhang *et al.*, 2010). Les sols qui ont une proportion plus élevée d'eau liée contiendront par conséquent plus d'eau liquide à une certaine température propice au gel.

La glace a une conductivité thermique environ quatre fois plus élevée que celle de l'eau liquide et environ la moitié de sa capacité thermique. En conséquence, la transformation de l'eau en glace dans un sol crée un gradient thermique en direction du front de gel. Puisque le mouvement de l'eau est couplé au mouvement de chaleur dans le sol, il y a alors une migration de l'eau des profondeurs plus élevées vers le front de gel (les flèches sur la figure 2.1b). Lorsque le contenu en eau du sol est élevé, cela contribue à ralentir la propagation du front de gel et peut créer des lentilles de glace (DeGaetano *et al.*, 1996; Hohmann, 1997; Iwata *et al.*, 2010; Zhang and Sun, 2011). Il peut en résulter des déformations du sol et cela limite davantage sa conductivité hydrique. La présence d'un couvert nival ralentit la propagation et limite la profondeur de pénétration du gel dans le sol (Sinha and Cherkauer, 2008; Iwata *et al.*, 2010).

2.2 Effet du gel du sol sur le signal micro-onde

Étant donnée la forte constante diélectrique de l'eau (molécule polaire) par rapport à celle de l'air, son effet sur le signal mesuré aux fréquences micro-ondes est très important, car elle influence la profondeur de pénétration du signal (δ_p). Cette quantité informe sur l'épaisseur de la cible (sol, neige ou végétation) qui interagit avec le signal micro-onde incident. Plus le contenu en eau et la fréquence sont élevés, plus δ_p est faible (Ulaby *et al.*, 1982; Behari, 2005). Le changement de phase de l'eau liquide en glace a par conséquent des répercussions importantes sur les propriétés diélectriques d'un sol. En effet, lors du gel, les molécules deviennent liées dans un réseau cristallin, ce qui les empêche de s'aligner avec le champ électrique. Il en résulte une forte décroissance de la constante diélectrique de l'eau et, par conséquent, de celle du sol (McDonald *et al.*, 2004). Pour des raisons similaires, un sol ayant une grande proportion d'eau liée et peu d'eau libre aura une constante diélectrique plus faible qu'un sol comportant beaucoup d'eau libre (Behari, 2005).

Le tableau 2.1 montre des mesures de la constante diélectrique à différentes fréquences, effectuées pour un sol avant et après le gel (Wegmüller, 1990). La diminution de la constante diélectrique en fonction de la fréquence est clairement apparente. La conséquence de cette diminution est une profondeur de pénétration δ_p du signal plus grande, puisque la partie imaginaire (σ''), qui contrôle l'absorption, est proportionnellement plus réduite que la partie réelle (σ') (Zuerndorfer *et al.*, 1990). L'effet de la fréquence est aussi évident ; pour le sol dégelé, la partie réelle de la constante diélectrique diminue lorsque la fréquence augmente, alors que ce comportement est beaucoup réduit pour un sol gelé. Une dynamique moins importante de la composante imaginaire avec une augmentation de la fréquence est aussi observée pour un sol gelé. Le résultat est une augmentation de la profondeur de pénétration

Tableau 2.1 – Constante diélectrique ($\sigma' - i\sigma''$) et profondeur de pénétration du signal (δ_p) à différentes fréquences, pour un sol nu gelé et dégelé à 0 °C. m_v est l'humidité volumétrique (m^3/m^3) du sol. Tiré de Wegmüller (1990).

f (GHz)	Sol dégelé ($m_v = 0.38$)			Sol gelé ($m_v = 0.05$)		
	σ'	σ''	δ_p (cm)	σ'	σ''	δ_p (cm)
3.1	22.7	5.7	1.3	4.0	0.5	6.5
4.6	21.0	7.4	0.7	3.9	0.5	3.8
7.2	17.8	9.1	0.3	3.7	0.6	2.0
11.0	13.8	9.5	0.2	3.5	0.7	1.2

du signal d'un sol gelé, plus importante aux basses fréquences qu'aux fréquences élevées.

2.3 Micro-ondes passives

La propagation de l'onde dans un milieu dv est représentée par l'équation de transfert radiatif suivante (Ulaby *et al.*, 1981, 1986) :

$$dI/dv = \kappa_a J_a + \kappa_d J_d - \kappa_a I - \kappa_d I \tag{2.1}$$

κ_a et κ_d sont respectivement les coefficient d'absorption et de diffusion de la cible. Le coefficient d'extinction est $\kappa_e = \kappa_a + \kappa_d$; la profondeur de pénétration du signal est l'inverse du coefficient d'extinction. J_a et J_d sont des termes sources représentant l'énergie émise sous forme thermique et suite à des diffusions, respectivement. I représente l'intensité incidente sur la cible (par exemple, le soleil). Comme le montrent les premier et troisième termes de l'équation 2.1, une partie de l'énergie thermique et de l'énergie incidente est absorbée. De même, seulement une partie de l'énergie est diffusée dans la direction de propagation de l'onde (deuxième terme).

Le coefficient de diffusion κ_d peut être décomposé en composantes de diffusion de surface, multiple et de volume (Ulaby *et al.*, 1982). La diffusion de surface résulte d'un grand contraste diélectrique à l'interface entre deux milieux (l'air et un sol humide par exemple). Une partie du signal est alors transmise à travers l'interface, alors que l'autre est réfléchie. La diffusion multiple survient lorsque le signal subit plusieurs réflexions avant de parvenir au capteur, par exemple lorsque le signal provient d'un sol très rugueux. Dans les situations où le signal micro-onde pénètre le milieu, il peut être diffusé par les inhomogénéités présentes dans le volume. La diffusion devient plus importante lorsque la longueur d'onde du signal s'approche des dimensions des diffuseurs présents dans le milieu. Les courtes longueurs d'onde sont par conséquent plus susceptibles aux diffusions de volume dans le sol ou la végétation. Cependant, même pour les grandes longueurs d'onde, la pénétration du signal plus importante fait en sorte d'augmenter les chances de diffusion avec les inhomogénéités.

Les processus de diffusion dans les cibles naturelles peuvent amener une dépolarisation du signal micro-onde. Il s'agit, en ordre croissant d'importance, de (Ulaby *et al.*, 1986; Behari, 2005) :

- la réflexion quasi-spéculaire résultant de la différence entre les coefficients de réflexion

de Fresnel d'une surface bidimensionnelle faiblement ondulante ;
- la diffusion multiple due à la rugosité de surface ;
- la diffusion de volume dans le milieu.

Pour un sol nu, l'humidité et la rugosité de surface du sol ont une influence sur les processus de diffusion qui entrent en jeu ainsi que sur la dépolarisation du signal (pour un signal micro-onde donné). Si le sol est humide, la diffusion de surface et, si le sol est rugueux, la diffusion multiple dominent (Ulaby *et al.*, 1982). Par contre, si le sol est sec ou, comme vu dans la section précédente, gelé, la profondeur de pénétration du signal est plus importante, ce qui augmente la diffusion de volume. Dans ce cas, le signal sera aussi plus dépolarisé.

2.3.1 Température de brillance

La quantité mesurée par les capteurs micro-onde passifs est la température de brillance (T_B), qui correspond à la température qu'aurait un corps noir émettant avec la même intensité que l'objet observé. Il s'agit donc d'une indication de la quantité d'énergie émise par la cible. T_B dépend des caractéristiques du signal (fréquence, polarisation, angle d'incidence), ainsi que de celles de la cible (contenu en eau, rugosité de surface, température, etc.).

L'émissivité (e) est utilisée pour décrire l'énergie émise par la cible (composantes thermique et diffusée). Elle est reliée à la température de brillance (T_B) par la relation :

$$T_B = eT_{\text{eff}} \tag{2.2}$$

T_{eff} est la température thermodynamique effective de la cible, et n'est donc pas nécessairement égale à la température à sa surface. Dans le cas d'un capteur micro-onde passif embarqué sur une plate-forme satellitaire, l'atmosphère affecte la température de brillance, car elle absorbe une partie du signal et en émet aussi (voir l'annexe B). Bien sûr, lorsque la cible est le sol, le couvert nival et la végétation ont aussi un effet (parfois important) sur le signal mesuré.

À une fréquence et un angle d'incidence donnés, l'émissivité (et par conséquent la température de brillance) diminue lorsque le contenu en eau de la cible augmente. Le gel de l'eau dans le sol entraîne donc en général une augmentation de T_B. Cela a d'ailleurs été observé à maintes reprises dans le passé (voir la revue de littérature, p. 2). La plupart du temps, un accroissement de la rugosité de surface résulte aussi en une augmentation de T_B. L'effet de

la rugosité sur le signal est plus important lorsque la cible est humide (Behari, 2005). Par ailleurs, la différence de température aux polarisations verticale et horizontale ($T_{BV} - T_{BH}$) peut être utlisée pour étudier la dépolarisation du signal. Cette différence se rapproche de zéro lorsque le signal est fortement dépolarisé.

2.3.2 Algorithme du gradient spectral

Pour un sol nu, la température de brillance (pour une polarisation donnée) est reliée à la température effective du sol (T_{sol}) et à son émissivité (e_{sol}), comme dans l'équation 2.2. Puisque le signal micro-onde, dans certaines conditions, possède une capacité de pénétrer le sol, T_{sol} correspond à la température effective sur l'épaisseur de pénétration. Ce terme peut donc s'écrire (England, 1990) :

$$T_{\text{sol}} = T_{\text{surf}} + \delta_p \left(\frac{\partial T}{\partial z} \right)_0 \tag{2.3}$$

Dans cette équation, T_{surf} est la température du sol à la surface, δ_p est la profondeur de pénétration du signal (qui dépend de la fréquence et de l'humidité du sol) et $(\partial T/\partial z)_0$ est le gradient thermique à la surface du sol (z est la profondeur).

En général, des modifications dans les propriétés diélectriques d'un milieu entraînent des changements dans l'émissivité plus rapides, mais de moins grande amplitude, aux hautes fréquences qu'aux plus basses. Cela est dû à la profondeur de pénétration plus faible aux fréquences élevées (Ulaby *et al.*, 1982; Wegmüller, 1990). Pour cette même raison, les effets des gradients thermiques y sont réduits. La température de brillance à une fréquence élevée ($T_{B\,\text{hf}}$) est donc susceptible de mieux suivre les variations de la température près de la surface du sol. Il pourrait alors être intéressant d'utiliser T_B à une fréquence élevée pour détecter un sol gelé. Cependant, selon le contenu en eau du sol, l'augmentation de l'émissivité lors du gel peut amener des ambiguïtés même aux fréquences élevées (Zuerndorfer *et al.*, 1990; Zuerndorfer and England, 1992). En effet, pour un sol sec, l'émissivité augmente faiblement lors du gel et c'est la décroissance de la température du sol qui domine et entraîne une diminution de T_B. Pour un sol humide, par contre, l'augmentation de l'émissivité lors du gel entraîne une augmentation de la température de brillance (Zuerndorfer and England, 1992). Comme T_B peut augmenter ou diminuer lors du gel, dépendamment de la teneur en eau du sol, son utilisation à une seule fréquence n'est pas appropriée pour discriminer un sol gelé d'un sol dégelé.

Dans un sol gelé, la plus grande profondeur de pénétration du signal a pour conséquence d'augmenter l'influence des gradients thermiques et de favoriser la diffusion de volume par les inhomogénéités à l'intérieur du sol. Autant dans les sols gelés que non gelés, le gradient de température est en général positif durant la nuit, alors qu'il est négatif durant le jour, à cause de l'illumination solaire (Zuerndorfer *et al.*, 1990; Zuerndorfer and England, 1992). Il a été observé qu'un gradient thermique positif (négatif) cause un gradient spectral de température de brillance (GS) faiblement négatif (positif) pour un sol gelé. Les mêmes observations s'appliquent aussi à un sol dégelé, mais avec moins d'ampleur (Zuerndorfer and England, 1992). La diffusion de volume est plus importante aux fréquences élevées, car la longueur d'onde se rapproche de la taille des diffuseurs. Cela cause aussi une décroissance des températures de brillance en fonction de la fréquence, donc un gradient spectral (GS) négatif. Dans un sol dégelé, la profondeur de pénétration plus faible limite la possibilité de diffusions à l'intérieur du sol et le gradient spectral est positif. La détection d'un sol gelé basée sur un GS négatif uniquement pourrait toutefois mener à des ambiguïtés. Par exemple, un sol sec est susceptible d'avoir un gradient spectral négatif durant la nuit, même si les conditions ne sont pas propices au gel.

Ainsi, l'utilisation combinée d'une température de brillance à une fréquence élevée et du gradient spectral devrait permettre une discrimination efficace des sols gelés par rapport aux sols dégelés. Un sol serait donc classifié comme étant gelé s'il respecte les conditions :

$$T_{B\,\mathrm{hf}} \leq S_{TB}$$
$$GS \leq S_{GS}$$

Où $T_{B\,\mathrm{hf}}$ est la température de brillance acquise à haute fréquence, S_{TB} est le seuil appliqué à T_B acquise à haute fréquence, et S_{GS} est le seuil appliqué au gradient spectral. Par souci de généralité, le seuil S_{GS} n'est pas fixé à 0 K/GHz, comme c'est le cas dans plusieurs études (Chang and Cao, 1996; Judge *et al.*, 1997; Toll *et al.*, 1999), mais peut dépendre du site d'étude et des fréquences utilisées dans le calcul de GS. Le seuil S_{TB} peut lui aussi dépendre du site d'étude et de la fréquence utilisée. Le gradient spectral est calculé à l'aide d'une régression linéaire des températures de brillance utilisées (Zuerndorfer *et al.*, 1990;

Zuerndorfer and England, 1992) :

$$GS = \frac{n\sum_{i=1}^{n} f_i T_B(f_i) - \sum_{i=1}^{n} f_i \sum_{i=1}^{n} T_B(f_i)}{n\sum_{i=1}^{n} f_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} f_i\right)^2} \tag{2.4}$$

n est le nombre de fréquences utilisées et f_i est la fréquence $\#i$. Dans le cas où seulement deux fréquences sont utilisées, cela revient à calculer la pente de la droite passant par les deux points de coordonnées $(f_1, T_B(f_1))$ et $(f_2, T_B(f_2))$.

2.4 Micro-ondes actives

L'équation 2.1 s'applique aussi en micro-ondes actives, mais le premier terme est ignoré. Comme pour les micro-ondes passives, les caractéristiques du capteur et de la cible influencent le signal mesuré par le capteur, puisque le signal incident peut être en partie absorbé et subir des diffusions de surface, multiple ou de volume, de même qu'être dépolarisé.

2.4.1 Coefficient de rétrodiffusion

Les capteurs radar mesurent le coefficient de rétrodiffusion (σ^0), qui est proportionnel au rapport entre l'énergie incidente sur la cible et celle qui est rétrodiffusée.

Comme pour T_B, l'augmentation de la rugosité de surface entraîne la plupart du temps une rétrodiffusion plus importante aux angles d'incidence élevés. Cependant, la variation de σ^0 en fonction du contenu en eau de la cible est en général inversé par rapport à T_B : la rétrodiffusion sera plus élevé pour une cible plus humide. La conséquence du gel du sol est donc, en temps normal, une diminution de σ^0. Cependant, cette décroissance peut être contre-balancée par une augmentation de la diffusion de volume dans le sol (profondeur de pénétration plus grande). En radar, la dépolarisation du signal est étudiée en utilisant des polarisations orthogonales pour les signaux envoyé et mesuré.

2.4.2 Polarimétrie

La polarisation est définie par le mouvement du vecteur champ électrique $\vec{E}$ au cours de la propagation d'une onde (Hecht, 2002). Dans le cas général, le mouvement décrit une ellipse, lorsque projeté sur un plan perpendiculaire à la direction de propagation de l'onde. Cette représentation visuelle est appelée une ellipse de polarisation (figure 2.2). La forme de

l'ellipse, décrite par son orientation (ψ) et son ellipticité (χ), renseigne sur le type de polarisation. En polarimétrie, deux cas particuliers sont généralement utilisés. Le premier est la polarisation linéaire ($\chi = 0°$), avec les composantes horizontale (H, $\psi = 0°$) et verticale (V, $\psi = 90°$). Le deuxième cas est la polarisation circulaire ($\psi = 45°$), avec les composantes gauche (L, $\chi = 45°$) et droite (R, $\chi = -45°$). Du point de vue d'un observateur qui regarde en direction de la source (contraire à la direction de propagation de l'onde), le vecteur $\vec{E}$ tourne dans la sens contraire des aiguilles d'une montre pour une polarisation gauche (L), et dans le sens des aiguilles d'une montre pour une polarisation droite (R).

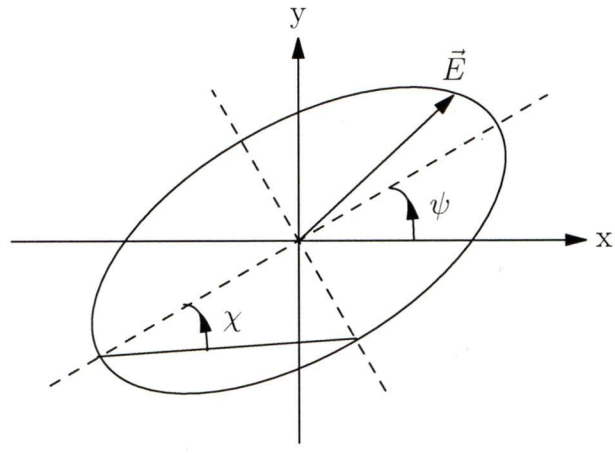


Figure 2.2 – Ellipse de polarisation ayant une orientation ψ et une ellipticité χ.

Les capteurs radar envoient et mesurent des signaux polarisés. Afin de ne perdre aucune information provenant de la cible, la mesure doit cependant se faire comme un processus vectoriel (van Zyl, 1989). Les deux composantes d'une base de polarisation doivent donc être utilisées lors de l'envoi et de la réception. Dans ce cas, le capteur est dit polarimétrique et il est possible de former une matrice de diffusion avec les données mesurées. Dans la convention *BSA*, où le système de coordonnées est le même pour l'envoi et la réception du signal, cette matrice est dite de Sinclair et prend la forme :

$$[S] = \begin{bmatrix} \langle\, S_{HH} \,\rangle & \langle\, S_{HV} \,\rangle \\ \langle\, S_{VH} \,\rangle & \langle\, S_{VV} \,\rangle \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

Le signe de moyenne ($\langle \bullet \rangle$) est utilisé puisqu'il faut moyenner le signal retourné par l'ensemble des diffuseurs ponctuels à l'intérieur d'un pixel. Pour des cibles naturelles, l'hypothèse de réciprocité est généralement respectée, de sorte que $S_{HV} \approx S_{VH}$ (Durden *et al.*, 1990; Skriver

et al., 1999). À partir de la matrice de diffusion, il est possible de passer à n'importe quelle autre base de polarisation (linéaire, circulaire ou elliptique), ce qui s'appelle la synthèse de polarisation.

Puisque les propriétés des cibles naturelles varient dans le temps et l'espace, des statistiques du deuxième ordre sont nécessaires pour décrire ces changements (Alberga, 2007; Lee and Pottier, 2009). Dans le domaine des puissances, les matrices de covariance ($[C]$) et de cohérence ($[T]$) ont été introduites à cette fin. Avec l'hypothèse de réciprocité, ces matrices prennent la forme des équations 2.6 et 2.7. Elles sont symétriques et la somme des éléments diagonaux représente la puissance totale rétrodiffusée (le *span*).

$$[C] = \begin{bmatrix} \langle\, |S_{HH}|^2 \,\rangle & \langle\, \sqrt{2} S_{HH} S_{HV}^* \,\rangle & \langle\, S_{HH} S_{VV}^* \,\rangle \\ \langle\, \sqrt{2} S_{HV} S_{HH}^* \,\rangle & \langle\, 2\,|S_{HV}|^2 \,\rangle & \langle\, \sqrt{2} S_{HV} S_{VV}^* \,\rangle \\ \langle\, S_{VV} S_{HH}^* \,\rangle & \langle\, \sqrt{2} S_{VV} S_{HV}^* \,\rangle & \langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle \end{bmatrix} \tag{2.6}$$

$$[T] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle\, |S_{HH} + S_{VV}|^2 \,\rangle & \langle\, (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* \,\rangle & \langle\, 2\,(S_{HH} + S_{VV})\, S_{HV}^* \,\rangle \\ \langle\, (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* \,\rangle & \langle\, |S_{HH} - S_{VV}|^2 \,\rangle & \langle\, 2\,(S_{HH} - S_{VV})\, S_{HV}^* \,\rangle \\ \langle\, 2 S_{HV}\, (S_{HH} + S_{VV})^* \,\rangle & \langle\, 2 S_{HV}\, (S_{HH} - S_{VV})^* \,\rangle & \langle\, 4\,|S_{HV}|^2 \,\rangle \end{bmatrix} \tag{2.7}$$

Où le symbole * réfère au complexe conjugué.

2.4.3 Paramètres polarimétriques

En mettant en évidence le terme $\langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle$ dans l'équation 2.6, la matrice de covariance $[C_3]$ prend la forme de l'équation 2.8 (Lee and Pottier, 2009).

$$[C] = \langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle \begin{bmatrix} a & b\sqrt{ad} & h\sqrt{a} \\ b^*\sqrt{ad} & d & g\sqrt{d} \\ h^*\sqrt{a} & g^*\sqrt{d} & 1 \end{bmatrix} \tag{2.8}$$

Les différents éléments sont définis comme :

$$d = 2\frac{\langle\, |S_{HV}|^2 \,\rangle}{\langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle} \qquad a = \frac{\langle\, |S_{HH}|^2 \,\rangle}{\langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle}$$

$$h = \frac{\langle\, S_{HH} S_{VV}^* \,\rangle}{\sqrt{\langle\, |S_{HH}|^2 \,\rangle \langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle}} \quad b = \frac{\langle\, S_{HH} S_{HV}^* \,\rangle}{\sqrt{\langle\, |S_{HH}|^2 \,\rangle \langle\, |S_{HV}|^2 \,\rangle}} \quad g = \frac{\langle\, S_{HV} S_{VV}^* \,\rangle}{\sqrt{\langle\, |S_{HV}|^2 \,\rangle \langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle}}$$

d et a correspondent aux rapports de dépolarisation et de co-polarisation, respectivement. Les trois autres paramètres sont les coefficients de corrélation entre les canaux de polarisation HH et VV (h), HH et HV (b) et VV et HV (g).Des paramètres équivalents sont obtenus en base circulaire, en remplaçant HH par RR, VV par LL et HV par RL.

La diffusion multiple ou de volume change la polarisation du signal incident en base linéaire (H en V ou V en H), mais ne modifie pas le sens de rotation du vecteur $\vec{E}$ en base circulaire et, par conséquent, la polarisation reste la même. Dans cette base, c'est plutôt la diffusion de surface qui amène une modification de la polarisation du signal incident (R en L ou L en R) (van Zyl, 1989). Dans la suite du document, les rapports de co-polarisation et de dépolarisation en base linéaire seront dénommés $r_{\text{copol lin}}$ et $r_{\text{depol lin}}$, respectivement. $r_{\text{copol lin}}$ et $r_{\text{depol lin}}$ augmentent avec la rugosité de surface, la variation de $r_{\text{depol lin}}$ étant plus rapide (Mattia *et al.*, 1997; McNairn *et al.*, 2002; McNairn and Brisco, 2004). Pour des surfaces très rugueuses, $r_{\text{copol lin}} \approx 1$, tandis que, pour des sols assez lisses, $r_{\text{copol lin}}$ diminue quand l'humidité du sol augmente ; $r_{\text{depol lin}}$ est en général peu sensible à l'humidité du sol (Skriver *et al.*, 1999; Hajnsek *et al.*, 2003). La présence de végétation contribue aussi à augmenter $r_{\text{copol lin}}$ et $r_{\text{depol lin}}$. En base circulaire, au contraire de la base linéaire, le rapport de dépolarisation est élevé lorsque la diffusion de surface domine et se rapproche de un en présence de diffusion de volume ou multiple (McNairn *et al.*, 2002; McNairn and Brisco, 2004). Le comportement du rapport de co-polarisation en base circulaire ($r_{\text{copol cir}}$) en fonction des différents paramètres de surface est très peu documenté dans la littérature, donc rien ne peut être avancé à ce sujet.

Les coefficients de corrélation sont des quantités complexes, caractérisés par une amplitude (ρ) et une phase (ϕ). L'amplitude ρ est un indicateur du niveau de corrélation entre deux canaux de polarisation (HH et VV par exemple). Il dépend du type de milieu sur lequel l'onde est incidente, et est près de un pour des milieux homogènes alors qu'il peut atteindre des valeurs autour de 0.25 dans un milieu urbain (Lee and Pottier, 2009). ϕ correspond en fait à la différence de phase entre les deux composantes de polarisation, et indique par conséquent le degré de déphasage entre deux ondes de polarisations différentes. La diffusion du signal influence le comportement de ρ et ϕ, surtout pour le coefficient de corrélation co-polarisé (entre HH et VV ou entre RR et LL). Les coefficients de corrélation ortho-polarisés (entre HV et HH ou VV ou bien entre RL et RR ou LL) sont peu utilisés puisqu'ils ne donnent en général pas beaucoup d'informations sur la cible (Skriver *et al.*, 1999; Lee and

Pottier, 2009). Souvent, la symétrie de réflexion est assumée, auquel cas ces coefficients sont considérés comme étant nuls.

La diffusion multiple ou de volume contribue à diminuer ρ_{HHVV} et ρ_{RRLL}. ρ_{HHVV} n'est pas très sensible à la rugosité de surface, contrairement à ρ_{RRLL}, qui décroît si la rugosité ou si l'angle d'incidence du signal augmente. Les deux ont cependant une faible sensibilité à l'humidité du sol (Mattia *et al.*, 1997; McNairn and Brisco, 2004). En général, la diffusion de surface introduit une différence de phase ϕ_{HHVV} près de 0°, tandis que des valeurs autour de 180° sont possibles lorsque de la diffusion double bond est présente. La diffusion multiple ou de volume, quant à elle, augmente l'écart type de la distribution de ϕ_{HHVV} (van Zyl, 1989; Kwok *et al.*, 1994; Skriver *et al.*, 1999; McNairn *et al.*, 2002; McNairn and Brisco, 2004). Ainsi, une forte rugosité de surface entraîne une dispersion des valeurs de la différence de phase. Normalement, les coefficients de corrélation ayant une amplitude élevée ont une différence de phase plus localisée, l'écart type étant faible (Lee and Pottier, 2009).

En supposant que de la diffusion de volume a lieu dans un sol gelé, le rapport de co-polarisation dans la base linéaire devrait avoir des valeurs proches de un. Le rapport de dépolarisation en base linéaire augmentera dans un sol gelé et celui en base circulaire diminuera. De même, l'écart type de ϕ_{HHVV} devrait augmenter, tandis que ρ_{HHVV} et ρ_{RRLL} pourraient diminuer.

2.4.4 Hauteur de socle

La signature polarimétrique est une représentation 3D, utile pour visualiser la réponse d'une cible en fonction des paramètres χ et ψ (ellipse de polarisation), donc de la polarisation des ondes incidente et rétrodiffusée. Ce graphique permet d'évaluer la polarisation pour laquelle la réponse est maximale, ainsi que celle pour laquelle la réponse est minimale. L'intensité minimale, après normalisation, est appelée la hauteur de socle et donne une indication qualitative de la portion non polarisée du signal. Plus le socle est élevé, plus le signal est dépolarisé par les diffusions multiples ou de volume (Kwok *et al.*, 1994; Skriver *et al.*, 1999; McNairn *et al.*, 2002; McNairn and Brisco, 2004). La figure 2.3 montre un exemple de signature polarimétrique.

La hauteur de socle peut être calculée sans avoir à tracer la signature polarimétrique. En effet, après avoir diagonalisé la matrice de cohérence (ou celle de covariance), le rapport des

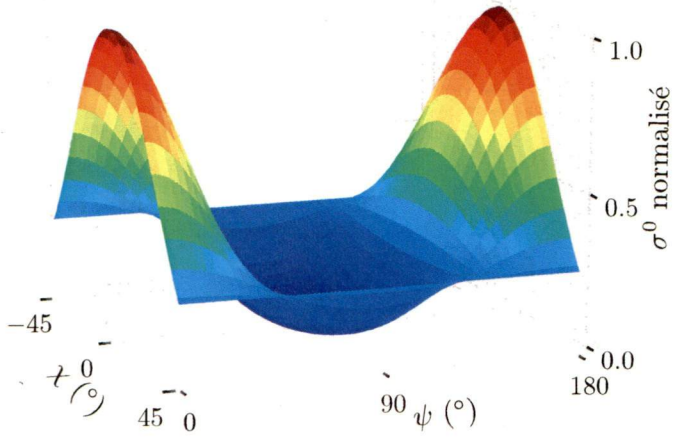


Figure 2.3 – Exemple de signature polarimétrique co-polarisée pour un dipôle horizontal. Puisqu'il s'agit d'un diffuseur pur, la hauteur de socle est nulle.

valeurs propres minimale et maximale indique aussi la portion dépolarisée du signal (Durden *et al.*, 1990).

Par hypothèse, le gel d'un sol nu devrait causer une augmentation de la hauteur de socle.

2.4.5 Décomposition de cible de Cloude-Pottier

La décomposition de cible de Cloude-Pottier est basée sur la diagonalisation de la matrice de cohérence $[T]$, selon l'équation 2.9 (Cloude and Pottier, 1997).

$$[T] = [U]\,[\Sigma]\,[U]^{-1} \tag{2.9}$$

$[\Sigma]$ et $[U]$ contiennent respectivement les valeurs propres (λ_i, $i = 1, 2, 3$) et les vecteurs propres ($\underline{u_i}$, $i = 1, 2, 3$) de la matrice de cohérence :

$$[\Sigma] = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \qquad [U] = \begin{bmatrix} \underline{u_1} & \underline{u_2} & \underline{u_3} \end{bmatrix} \tag{2.10}$$

Les valeurs propres sont des nombres réels avec $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > 0$, tandis que les vecteurs propres sont donnés par (^{t} dénote la transposée de la matrice) :

$$\underline{u_i} = \left[\cos\alpha_i \quad \sin\alpha_i \cos\beta_i \, \mathrm{e}^{j\delta_i} \quad \sin\alpha_i \cos\beta_i \, \mathrm{e}^{j\gamma_i}\right]^t \tag{2.11}$$

En modélisant un diffuseur comme un processus de Bernouilli (aléatoire) à trois symboles, il est possible de définir une pseudo-probabilité P_i telle que (Lee and Pottier, 2009) :

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^{3} \lambda_k} \qquad \text{avec} \qquad \sum_{k=1}^{3} P_k = 1 \tag{2.12}$$

Dans ce cas, le meilleur estimé pour une séquence aléatoire de λ (qui peut prendre les valeurs λ_1, λ_2 et λ_3) est simplement la moyenne de la séquence. La même remarque est valable pour les paramètres de l'équation 2.11 (α, β, γ et δ). Ainsi :

$$\bar{\lambda} = \sum_{k=1}^{3} P_k \lambda_k \qquad \bar{\alpha} = \sum_{k=1}^{3} P_k \alpha_k \qquad \bar{\beta} = \sum_{k=1}^{3} P_k \beta_k \qquad \bar{\gamma} = \sum_{k=1}^{3} P_k \gamma_k \qquad \bar{\delta} = \sum_{k=1}^{3} P_k \delta_k \tag{2.13}$$

Le paramètre $\bar{\lambda}$ représente la puissance rétrodiffusée moyenne. Tout comme $\bar{\alpha}$, ce dernier est invariant sous rotation autour de la direction du signal incident (et rétrodiffusé). Ces deux paramètres sont donc particulièrement utiles pour étudier les mécanismes de diffusion qui entrent en jeu (Lee and Pottier, 2009). À partir des pseudo-probabilités de l'équation 2.12, il est aussi possible de définir un autre paramètre, l'entropie (H), qui permet d'analyser les processus de diffusion d'une cible.

$$H = \sum_{k=1}^{3} P_k \log_3 P_k \tag{2.14}$$

Il est pratique de définir le paramètre complémentaire à l'entropie, soit l'anisotropie (A).

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \tag{2.15}$$

Les trois paramètres $\bar{\alpha}$, H et A forment la décomposition de Cloude-Pottier. L'angle $\bar{\alpha}$ varie entre 0° et 90°, tandis que H et A peuvent avoir des valeurs comprises entre 0 et 1.

L'entropie permet d'évaluer le caractère aléatoire de la diffusion qui a lieu dans la cible. Une valeur près de un indique que les trois valeurs propres sont semblables et, par conséquent,

que la diffusion est aléatoire (dépolarisation presque totale). Au contraire, H près de zéro signifie que deux des valeurs propres sont presque nulles. Dans ce cas, la dépolarisation est faible et un seul mécanisme de diffusion domine. Dans le cas où l'entropie est supérieure à 0,7, l'anisotropie peut être employée pour déterminer si la seconde valeur propre est plus importante que la troisième (A est près de un) ou bien si c'est l'inverse (A est près de zéro). Si l'entropie est trop basse, par contre, l'anisotropie devient inutile car elle est trop affectée par le bruit (Lee and Pottier, 2009).

L'angle $\bar{\alpha}$ permet d'évaluer les mécanismes de diffusion qui interviennent dans la cible. Pour une faible entropie, la diffusion de surface est dominante si $\bar{\alpha}$ est près de 0°, la diffusion de volume entre en jeu pour des valeurs de $\bar{\alpha}$ près de 45°, tandis que des valeurs près de 90° correspondent à de la diffusion double bond. Le plan $H/\bar{\alpha}$, montré dans la figure 2.4, est couramment utilisé pour analyser les mécanismes de diffusion en action. La zone ombragée représente des valeurs impossibles, tandis que les zones 1 à 8 correspondent à différents types de diffusions. Les diffusions de surface sont incluses dans les zones 1 (diffusions spéculaires et de Bragg) et 4 (surfaces plus rugueuses et canopée). Les zones 2, 5 et 7 représentent quant à elles les diffusions de volume, partant du dipôle isolé ou de diffuseurs ayant des orientations corrélées (zone 2), jusqu'à la diffusion de volume par une forêt (zone 7). Les trois dernières zones (3, 6 et 8) incluent plutôt les diffusions multiples, respectivement pour des réflecteurs dièdres, des diffusions dans les environnements urbains ou forestiers, et les diffusions dans des forêts denses. (Cloude and Pottier, 1997; Lee and Pottier, 2009)

Si de la diffusion de volume a lieu dans un sol nu gelé, une augmentation de l'entropie et de l'angle $\bar{\alpha}$ devrait être observée, par rapport à celles d'un sol dégelé.

2.4.6 Décompositions de cible de Freeman-Durden et Yamaguchi

La décomposition de cible de Freeman-Durden utilise la matrice de covariance $[C]$ pour partionner la puissance totale rétrodiffusée en trois contributions, soient la diffusion de surface, de volume et double bond (Freeman and Durden, 1998). La décomposition est basée sur des modèles physiques pour chacune des trois contributions.

La diffusion de surface est modélisée comme une diffusion de Bragg au premier ordre,

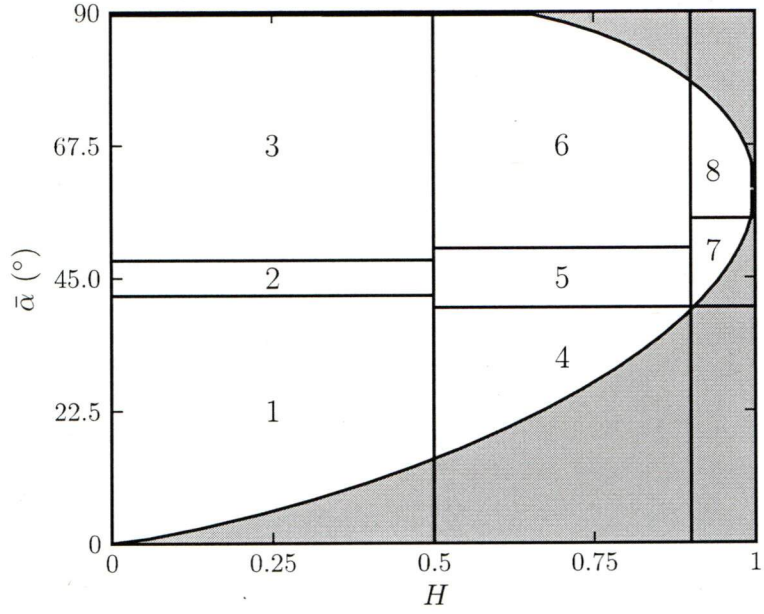


Figure 2.4 – Plan $H/\bar{\alpha}$ avec les régions correspondants aux diffusions de surface (1 et 4), de volume (2, 5 et 7) et multiple (3, 6 et 8). Les zones en gris correspondent à des valeurs impossibles. Inspiré de Cloude and Pottier (1997).

pour un sol légèrement rugueux ($|S_{HV}|^2 = 0$). La matrice de covariance a donc la forme :

$$[C]_S = f_S \begin{bmatrix} |\eta|^2 & 0 & \eta \\ 0 & 0 & 0 \\ \eta^* & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.16}$$

f_S représente la contribution de diffusion de surface de la composante de polarisation $|S_{VV}|^2$. Ce paramètre, ainsi que η, s'écrivent comme :

$$f_S = |R_V|^2 \qquad\qquad \eta = \frac{R_H}{R_V} \tag{2.17}$$

R_H et R_V représentent les coefficients de réflexion de Fresnel en polarisation horizontale et verticale, respectivement.

La diffusion double bond est modélisée comme étant une diffusion par un réflecteur en coin avec des surfaces pouvant avoir des propriétés diélectriques différentes. Dans ce cas, la

matrice de covariance est :

$$[C]_D = f_D \begin{bmatrix} |\xi|^2 & 0 & \xi \\ 0 & 0 & 0 \\ \xi^* & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

f_D est la contribution de diffusion double bond de la composante de polarisation $|S_{VV}|^2$. Ce paramètre, de même que ξ, sont définis comme :

$$f_D = |R_{TV} R_{GV}|^2 \qquad \xi = \mathrm{e}^{2j(\omega_H - \omega_V)} \frac{R_{TH} R_{GH}}{R_{TV} R_{GV}} \tag{2.19}$$

Les indices G et T réfèrent respectivement au coefficient de réflexion du sol et d'une structure verticale, comme un arbre. La composante de phase $\mathrm{e}^{2j(\omega_H - \omega_V)}$ est introduite pour tenir compte des effets de propagation (changement de phase ou atténuation).

La diffusion de volume, quant à elle, est modélisée comme provenant d'un nuage de dipôles orientés aléatoirement (distribution uniforme des angles d'orientation). Cela fait en sorte que $|S_{HH}|^2 = |S_{VV}|^2$, ce qui mène à la matrice suivante (Lee and Pottier, 2009) :

$$[C]_V = \frac{f_V}{8} \begin{bmatrix} 3 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \tag{2.20}$$

f_V est la contribution à la diffusion de volume. L'équation 2.21 montre la matrice de covariance totale ($[C]$) formée par l'addition de chaque composante de diffusion.

$$[C_3] = \begin{bmatrix} f_S |\eta|^2 + f_D |\xi|^2 + 3f_V/8 & 0 & f_S\eta + f_D\xi + f_V/8 \\ 0 & 2f_V/8 & 0 \\ f_S\eta^* + f_D\xi^* + f_V/8 & 0 & f_S + f_D + 3f_V/8 \end{bmatrix} \tag{2.21}$$

Le système est donc caractérisé par les quatre équations ci-dessous et cinq inconnues (f_S, f_D, f_V, η, ξ) :

$$\begin{aligned} \langle\, |S_{HH}|^2 \,\rangle &= f_S |\eta|^2 + f_D |\xi|^2 + 3f_V/8 \\ \langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle &= f_S + f_D + 3f_V/8 \\ \langle\, S_{HH} S_{VV}^* \,\rangle &= f_S\eta + f_D\xi + f_V/8 \\ \langle\, |S_{HV}|^2 \,\rangle &= f_V/8 \end{aligned} \tag{2.22}$$

Puisque le système est sous-déterminé, il faut fixer une inconnue. En se basant sur le signe de

Re $(\langle S_{HH}S_{VV}^{*} \rangle)$, il est possible d'assigner une valeur à η ou ξ. Si Re $(\langle S_{HH}S_{VV}^{*} \rangle)$ est positif, la diffusion de surface est considérée comme dominante et $\eta = -1$. S'il est négatif, c'est la diffusion double bond qui domine et $\xi = 1$. Il est alors possible de résoudre le système d'équations, ce qui mène aux puissances de diffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D).

$$\begin{aligned} P_S &= f_S\left(1+|\xi|^2\right) \\ P_V &= f_V \\ P_D &= f_D\left(1+|\eta|^2\right) \end{aligned} \tag{2.23}$$

La puissance totale rétrodiffusée (P_{tot}) est alors :

$$P_{\text{tot}} = \langle |S_{HH}|^2 \rangle + 2\langle |S_{HV}|^2 \rangle + \langle |S_{VV}|^2 \rangle = P_S + P_V + P_D \tag{2.24}$$

Il est important de noter que la décomposition de Freeman-Durden n'est valide que si la condition de symétrie est respectée ($\langle S_{HH}S_{HV}^{*} \rangle \approx \langle S_{HV}S_{VV}^{*} \rangle \approx 0$). Une autre limitation est que la cible doit satisfaire les conditions de validité des modèles utilisés (Lee and Pottier, 2009). Par exemple, une surface trop rugueuse pourrait fausser les résultats, car elle est non assujettie à la diffusion de Bragg.

La décomposition de Yamaguchi est une extension de celle de Freeman-Durden, afin d'éliminer la condition de symétrie. Pour ce faire, une quatrième composante est ajoutée, soit la diffusion en hélice, qui génère une polarisation circulaire à partir d'une polarisation linéaire (Yamaguchi *et al.*, 2005). La matrice de covariance associée à ce type de diffusion est (le signe + correspond à une hélice droite et le signe −, à une hélice gauche) :

$$[C]_H = \frac{f_H}{8}\begin{bmatrix} 1 & \pm j\sqrt{2} & -1 \\ \mp j\sqrt{2} & 2 & \pm j\sqrt{2} \\ -1 & \mp j\sqrt{2} & 1 \end{bmatrix} \tag{2.25}$$

Où la contribution de diffusion en hélice, f_H, s'écrit comme :

$$f_H = 2\left|\text{Im}\ \{\langle S_{HH}S_{HV}^{*} \rangle + \langle S_{HV}S_{VV}^{*} \rangle\}\right| \tag{2.26}$$

Une modification a aussi été apportée à la composante de diffusion de volume, pour tenir compte de la différence entre les rétrodiffusions $\langle |S_{HH}|^2 \rangle$ et $\langle |S_{VV}|^2 \rangle$. Si la différence (en valeur absolue) entre ces deux rétrodiffusions est inférieure à 2 dB, la même matrice de dif-

fusion de volume que pour Freeman-Durden (équation 2.20) est utilisée. Par contre, si la différence est supérieure à 2 dB, une distribution non uniforme des angles d'orientation des diffuseurs est employée, ce qui mène à une matrice asymétrique (qui varie selon le signe de la différence).

La puissance totale rétrodiffusée avec la décomposition de Yamaguchi est :

$$P_{\text{tot}} = \langle\, |S_{HH}|^2 \,\rangle + 2\langle\, |S_{HV}|^2 \,\rangle + \langle\, |S_{VV}|^2 \,\rangle = P_S + P_V + P_D + P_H \tag{2.27}$$

P_H est la puissance de diffusion en hélice et vaut $P_H = f_H$. Les autres puissances sont calculées de la même façon qu'avec la décomposition de Freeman-Durden, mais les valeurs obtenues ne seront pas nécessairement égales.

Par hypothèse, le gel d'un sol nu devrait amener une augmentation de la composante de diffusion de volume et une diminution de celle de diffusion de surface.

Chapitre 3

Site d'étude

3.1 Localisation

Le site d'étude est situé au sud de Saskatoon, SK, Canada, entre les latitudes 50,97° N et 51,60° N et entre les longitudes 106,07° W et 106,85° W (figure 3.1). Il inclut la ville de Kenaston. Le territoire est une zone à majorité agricole, comprenant des champs cultivés (canola, maïs, blé, pois, etc.), d'autres laissés en jachère et des pâturages. L'élévation

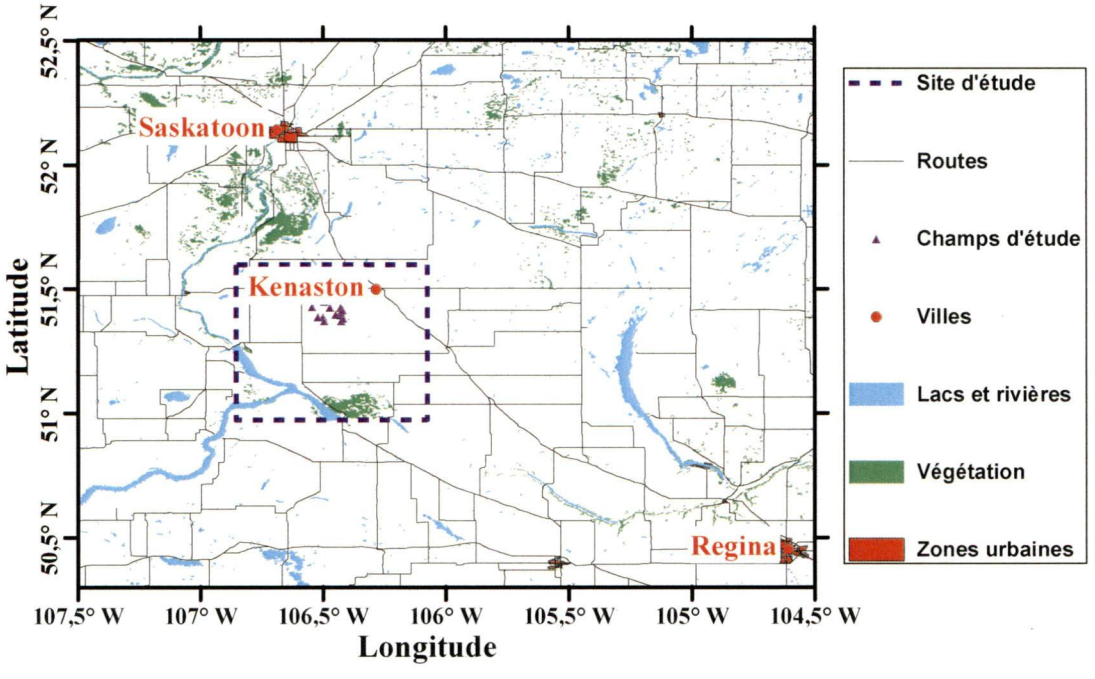


Figure 3.1 – Localisation du site d'étude.

moyenne est d'environ 600 m, avec des variations inférieures à 100 m, ce qui en fait un relief assez plat. Le sol est en général composé d'un mélange de sable, de loam et d'argile, dont les proportions respectives varient légèrement d'un champ à l'autre (Magagi *et al.*, in press). Les forêts, pour la plupart situées au sud de la zone d'étude, comptent pour environ 3% de la superficie totale. Le lac dans la partie sud-ouest, ainsi que les autres petits cours d'eau, occupent environ 5% du territoire. Ces pourcentages d'occupation du territoire ont été estimés avec une analyse spatiale de données topographiques.

Dans le cadre de cette étude, treize champs, situés dans la partie centre-nord du site, ont été choisis. Parmi ceux-ci, il y a un pâturage, alors que l'occupation des douze autres champs varie selon les années (jachère ou culture). La localisation des différents champs est montrée à la figure 3.2. Dans cette région, le territoire est divisé en cellules carrées d'environ 800 mde côté. La plupart du temps, les champs ont donc cette dimension. Parmi les champs choisis, seul le pâturage à une dimension double équivalant à deux champs.

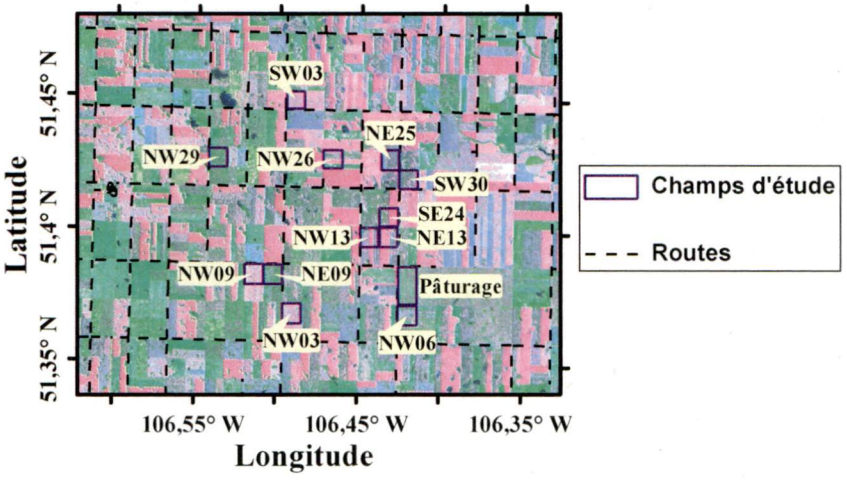


Figure 3.2 – Localisation des champs sur la zone d'étude.

Afin d'alléger le document, le tableau 3.1 attribue à chaque champ une identification qui sera utilisée par la suite. Ces champs ont fait l'objet de mesures terrain lors des campagnes conduites en 2008 et 2009.

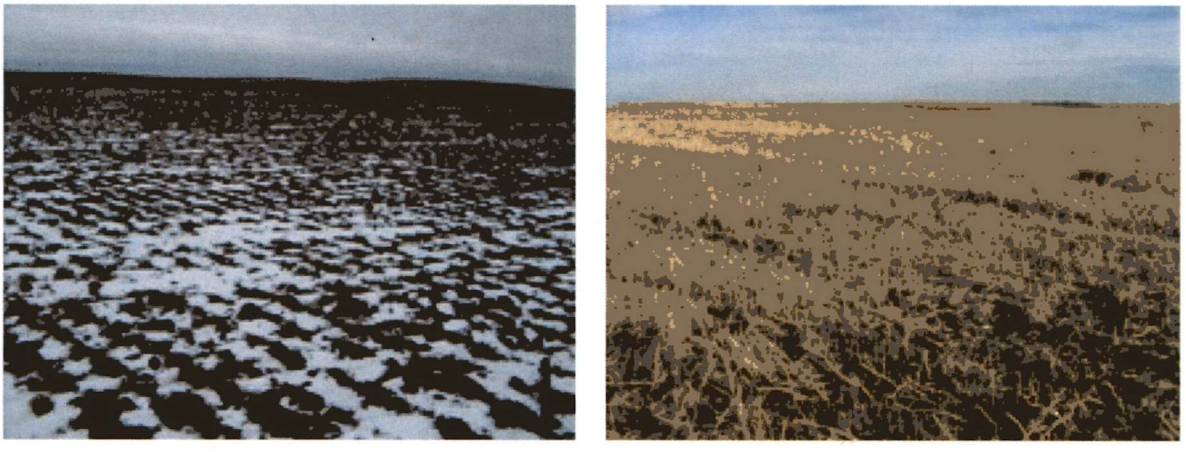
Tableau 3.1 – Identification des champs d'étude.

Champ	ID		
NE09	1	NE13	7
NW03	2	NE25	8
NW06	3	NW09	9
NW13	4	NW26	10
NW29	5	SE24	11
SW03	6	SW30	12
		Pâturage	P

3.2 Photographies de certains champs d'étude

La figure 3.3 donne un aperçu de l'état de certains champs d'étude lors des campagnes de mesures terrain en 2008 et 2009. D'autres images sont présentées dans l'annexe A.

Il apparaît que les champs sont assez homogènes, à l'exception du pâturage, qui contient plusieurs types de végétation. Des traces de neige sèche sont présentes en 2008. Un autre élément à remarquer est la densité de résidus de végétation beaucoup plus importante en 2009 dans la plupart des champs.



(a) Champ 2, 16 novembre 2008

(b) Champ 2, 19 novembre 2009

Figure 3.3 – Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009.

(c) Champ 3, 16 novembre 2008

(d) Champ 3, 19 novembre 2009

(e) Champ 5, 15 novembre 2008

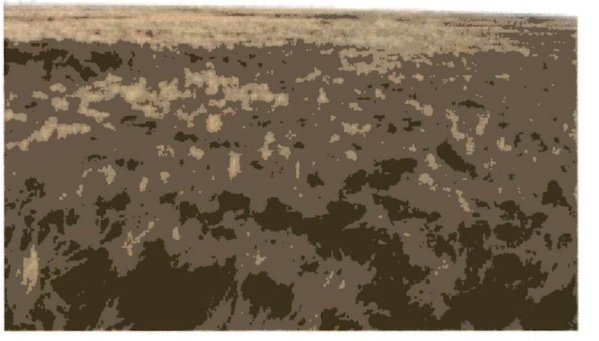
(f) Champ 5, 18 novembre 2009

(g) Champ 6, 15 novembre 2008

(h) Champ 6, 18 novembre 2009

Figure 3.3 – Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. (suite)

(i) Pâturage, 16 novembre 2008



(j) Pâturage, 19 novembre 2009

Figure 3.3 – Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. (suite)

Chapitre 4

Données utilisées

Ce chapitre présente les données utilisées dans cette étude. Elles comprennent les températures de brillance acquises par le capteur AMSR-E, des images RADARSAT-2 polarimétriques, des données de terrain et diverses données auxiliaires. La première partie du chapitre consiste en une description de ces différents types de données. La seconde partie vise à faire une analyse des données satellitaires conjointement aux données auxiliaires et de terrain. Le but de cet exercice est de vérifier si les données AMSR-E et RADARSAT-2 sont appropriées pour répondre aux objectifs de l'étude, tout en posant les bases de la méthodologie.

4.1 Description des données

4.1.1 Données AMSR-E de température de brillance

Le capteur AMSR-E était embarqué sur la plate-forme Aqua, lancée en mai 2002 et placée sur une orbite presque polaire et synchronisée avec le soleil. Par conséquent, l'acquisition des données avait lieu au moins deux fois par jour aux latitudes nordiques, à des heures d'acquisition variant peu d'une journée à l'autre. Les passages descendant et ascendant avaient lieu respectivement autour de 1h30 et 13h30 à l'équateur (heure locale). Les températures de brillance (T_B) d'AMSR-E étaient acquises à six fréquences (6,9, 10,7, 18,7, 23,8, 36,5 et 89,0 GHz) et aux polarisations horizontale (H) et verticale (V). L'angle d'incidence du signal était de 55°. AMSR-E a cessé l'acquisition de données en octobre 2011, suite à un problème avec son antenne. Son successeur AMSR-2, a été lancé en mai 2012.

Le *National Snow and Ice Data Center* (NSIDC) rend disponible, via son site internet, des données d'humidité du sol inversées à partir des T_B de AMSR-E (Njoku, 2009). Les fichiers, au format *Hierarchical Data Format* (HDF), contiennent les données pour les passages ascendant et descendant, dans une projection cylindrique globale *Equal-Area Scalable Earth-Grid* (EASE-Grid) ayant une résolution spatiale de 25 km. Les températures de brillance reprojetées sont aussi incluses, ainsi que des indicateurs de qualité signalant, entre autres, la présence de RFI, de grandes étendues d'eau, de végétation, de précipitations, et de neige. La précision des données de T_B reprojetées est inférieure à 1 K (Japan Aerospace Exploration Agency, 2006).

Pour cette étude, les données journalières AMSR-E acquises entre 2003 et 2009 ont été téléchargées. L'année 2002 a été exclue afin d'avoir uniquement des années complètes. De plus, pour limiter les effets thermiques de l'éclairement solaire, comme la création d'une couche de surface dégelée au-dessus du sol gelé de même que l'inversion des gradients thermiques (voir la théorie au chapitre 2), seules les données du passage descendant sont utilisées. Les fréquences de 23.8 GHz et de 89.0 GHz sont aussi exclues, puisque la première est très près d'une bande d'absorption de l'eau, et les effets de l'atmosphère sont trop importants pour la deuxième (Ulaby *et al.*, 1981).

Exactement six pixels AMSR-E sont contenus dans le site d'étude, selon la disposition illustrée dans la figure 4.1. Les champs d'étude sont tous situés dans le pixel #2. L'occupation du sol par la forêt et les cours d'eau pour chaque pixel est décrite dans le tableau 4.1. Les

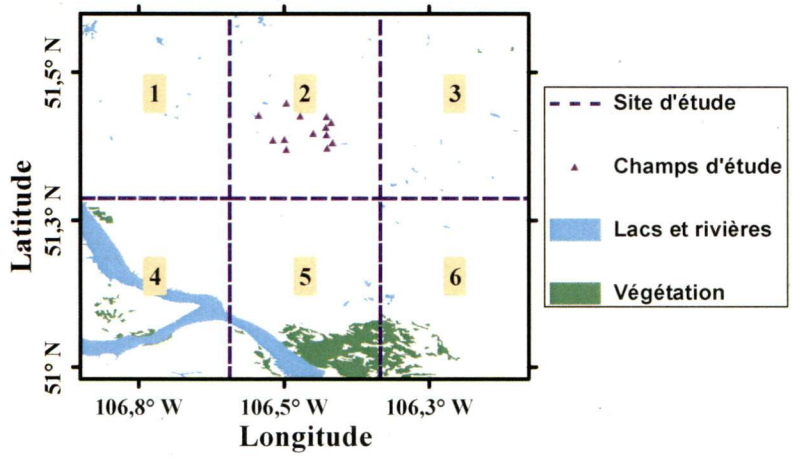


Figure 4.1 – Limites des six pixels AMSR-E contenus dans la zone d'étude.

trois pixels au nord sont très homogènes et contiennent en majorité des champs agricoles. Le lac dans la partie sud-ouest du site d'étude compte pour près de 20% de la superficie du pixel #4 et 10% de celle du pixel #5. Une forêt est aussi présente dans ce dernier, ainsi que dans le pixel #6.

Tableau 4.1 – Pourcentages approximatifs de la superficie des forêts et des cours d'eau (lacs, rivières, etc.) dans chaque pixel AMSR-E.

	Pixel #	*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*
% de	**forêts**	0	0	1	3	13	6
	cours d'eau	3	2	3	19	8	2

4.1.2 Données RADARSAT-2 polarimétriques

Le satellite canadien RADARSAT-2, lancé en décembre 2007, opère en bande C à une fréquence de 5,405 GHz (longueur d'onde de 5,5 cm). Contrairement à son prédécesseur, RADARSAT-1, il lui est possible d'acquérir des données aux quatre combinaisons de polarisations (HH, HV, VH et VV), à une résolution spatiale allant jusqu'à environ 3 m (mode ultra fin).

Pour cette étude, quatre images polarimétriques en mode fin (résolution spatiale d'environ 10 m) ont été acquises au cours des mois de novembre 2008 et 2009. Le tableau 4.2 résume leurs caractéristiques principales. Les acquisitions ont été choisies de sorte qu'elles contiennent tous les champs d'études. De plus, afin de répondre aux objectifs de suivi du gel/dégel, les acquisitions concernent le mode descendant de RADARSAT-2, qui survient à 6h30 sur la zone d'étude. Cela permet de limiter l'effet de l'éclairement solaire, notamment la formation d'une couche de surface dégelée au-dessus d'une couche de sol gelé.

Les données polarimétriques RADARSAT-2 sont complexes et ont seulement une vue (format SLC, *Single Look Complex*). Elles comprennent les quatre canaux de polarisation HH, VV, HV et VH, ce qui permet de former une matrice de Sinclair. L'erreur radiométrique sur le coefficient de rétrodiffusion (σ^0) est de 0,43 dB, l'erreur de phase relative dans l'image est inférieure à 3°, tandis qu'elle est inférieure à 5° entre les différents canaux de polarisation (Cote *et al.*, 2009; MacDonald, Dettwiler and Associates Ltd., 2011).

Tableau 4.2 – Caractéristiques des images RADARSAT-2 polarimétriques acquises en mode fin en novembre 2008 et 2009.

ID	Date	Passage	Angle d'incidence (°)	Résolution spatiale (az. × rg.) (m)
S1	16 novembre 2008	Descendant	29.32 – 30.82	5.18 × 9.45
S2	30 novembre 2008	Descendant	37.56 – 38.85	4.96 × 7.66
S3	11 novembre 2009	Descendant	29.32 – 30.82	5.18 × 9.45
S4	18 novembre 2009	Descendant	33.59 – 34.99	4.76 × 8.40

4.1.3 Données de terrain

Deux campagnes de mesures sur le terrain conduites en 2008 et 2009 ont permis de mesurer la rugosité du sol et d'analyser de façon qualitative l'état (densité et contenu en eau) des résidus de végétation dans les champs d'étude. La première campagne a eu lieu les 15 et 16 novembre 2008. Au moment de l'acquisition *S1* de RADARSAT-2 (tableau 4.2), le sol était gelé en surface, mais il ne nous a pas été possible de vérifier la profondeur du gel. La deuxième campagne de mesure a eu lieu les 18 et 19 novembre 2009. Au moment de l'acquisition *S4*, le sol était dégelé pour tous les champs visités. Durant les deux campagnes, les résidus de végétation étaient secs.

La rugosité du sol a été mesurée sur douze des treize champs en 2008 et sur huit champs

Figure 4.2 – Profilomètre à aiguilles utilisé pour la mesure de la rugosité du sol.

en 2009. L'évaluation de la rugosité est effectuée à l'aide d'un profilomètre à aiguilles d'une longueur de un mètre (figure 4.2). Les mesures de profils de rugosité sont prises dans la direction parallèle au passage de RADARSAT-2, en trois points de mesure répartis dans chaque champ. À chaque point de mesure, trois profils consécutifs sont photographiés, pour une longueur totale de trois mètres. Le programme QuiP (Trudel *et al.*, 2009) permet de joindre ces trois profils et de calculer l'écart type des hauteurs (σ) et la longueur de corrélation (ℓ). Pour chaque champ, les valeurs de σ et ℓ obtenues aux trois points de mesure sont par la suite moyennées pour informer sur la rugosité moyenne du champ.

(a)

(b)

(c)

Figure 4.3 – (a) Station de mesure de précipitations, de l'humidité et de la température du sol dans un champ, (b) sonde Hydra Probe II installée à la surface du sol et (c) sondes installées à 25 cm et 50 cm de profondeur.

En plus des données obtenues lors des campagnes de terrain, des profils temporels de précipitation, d'humidité du sol et de température du sol sont disponibles à travers un réseau de stations fixes (figure 4.3a) installées en bordure des champs depuis 2007 par Environnement Canada (`www.pages.usherbrooke.ca/canexsm10`). Pour chaque station, les données sont enregistrées toutes les 30 minutes. Elles ne sont cependant pas disponibles durant toute l'année, car les stations sont arrêtées durant l'hiver. Les stations comprennent trois sondes Hydra Probe II (Stevens Water Monitoring System, Inc., 2007) pour mesurer l'humidité et la température du sol et, dans plusieurs cas, un pluviomètre. La première sonde est placée verticalement à la surface (figure 4.3b) ; les mesures d'humidité faites entre 0 et 5 cm de profondeur environ correspondent donc à l'humidité de surface. Les mesures de températures correspondent par contre à la température à l'interface air-sol. Les deux autres sondes sont placées horizontalement à 25 cm et 50 cm de profondeur (figure 4.3c). Les données d'humidité du sol provenant des sondes ont été calibrées en fonction des caractéristiques du sol dans chaque champ (type de sol, texture, etc.), afin d'augmenter leur précision. La figure 4.3 montre un exemple de station de mesure dans un champ ainsi que le positionnement des sondes à la surface du sol et aux profondeurs de 25 cm et 50 cm dans le sol. En raison de la profondeur de pénétration du signal aux fréquences utilisées, les données d'humidité et de température mesurées à 25 cm et à 50 cm ne sont pas employées dans le cadre de cette étude.

Les données acquises lors des deux campagnes de terrain (rugosité, état des résidus) ainsi que celles des stations (précipitation, séries temporelles d'humidité et de température de surface) serviront lors de l'analyse des acquisitions polarimétriques de RADARSAT-2. De plus, la série temporelle de température de surface issue des stations sera utilisée pour la validation des résultats de la partie AMSR-E.

4.1.4 Données auxiliaires

Diverses données auxiliaires sont requises pour le traitement et l'analyse des données AMSR-E et RADARSAT-2. Il s'agit de données météorologiques d'Environnement Canada, de données d'équivalent en eau de la neige (EEN) issues de AMSR-E et des données de température de surface ($T_{s\,MODIS}$), d'indice de surface foliaire (ISF) et de profils atmosphériques dérivées du capteur MODIS. Le capteur MODIS embarqué sur la plate-forme Terra a été choisi, plutôt que celui sur la plate-forme Aqua (comme AMSR-E), car il y a moins de données manquantes.

Pour faciliter l'utilisation combinée avec les températures de brillance d'AMSR-E, les données MODIS ont été reprojetées et ré-échantillonées pour les faire correspondre à la projection cylindrique EASE-Grid (sauf dans le cas des données d'Environnement Canada).

Un modèle numérique d'élévation (MNE) et des données topographiques sont nécessaires pour effectuer les corrections géométriques des acquisitions RADARSAT-2. Ils ont été téléchargés du site internet GeoBase (`www.geobase.ca`).

Données météorologiques d'Environnement Canada

La station météorologique Elbow 2 NE d'Environnement Canada est située dans la partie sud du site d'étude, près du milieu de la frontière entre les pixels AMSR-E #4 et #5 (coordonnées : 51.17° N, 106.55° W ; altitude : 605 m). Elle est donc à environ 30 km au sud des champs d'étude. La température de l'air (minimum, maximum et moyenne), la quantité de précipitations (pluie et neige) et l'épaisseur de neige au sol sont mesurées sur une base journalière.

Données AMSR-E d'équivalent en eau de la neige

Des données AMSR-E d'équivalent en eau de la neige (EEN) seront utilisées pour détecter la présence de neige (Tedesco *et al.*, 2009). Elles ont été choisies, plutôt que des données MODIS de couvert nival, puisque le EEN est calculé directement à l'aide des températures de brillance d'AMSR-E. Il serait donc possible (mais cela dépasse le cadre de cette étude) d'incorporer l'algorithme de calcul dans la méthodologie et ainsi d'éviter le recours à des données auxiliaires pour la détection de la neige.

Les fichiers téléchargés contiennent entre autres une valeur journalière du EEN. Ces données ont une projection EASE-Grid centrée sur le pôle nord, avec une résolution spatiale de 25 km. La précision du EEN est d'environ 10 mm (Japan Aerospace Exploration Agency, 2006). Il sera pertinent de vérifier que l'évolution temporelle du EEN d'AMSR-E est en accord avec celle de l'épaisseur de neige au sol d'Environnement Canada.

Données MODIS de température de surface

Puisqu'elles sont disponibles pour chaque année et pour tous les pixels AMSR-E, il serait avantageux d'employer les données MODIS Terra de température de surface ($T_{s\,MODIS}$) pour

analyser les données AMSR-E et effectuer les corrections atmosphériques des T_B acquises aux hautes fréquences. Il sera cependant important de vérifier leur fiabilité en comparant avec les données météorologiques et de terrain.

Chaque fichier MODIS téléchargé contient les $T_{s\,MODIS}$ calculés à partir des acquisitions durant le jour et la nuit, ainsi que d'autres paramètres. Une projection sinusoïdale avec une résolution spatiale de 1 km est utilisée (Wan, 2009).

Données MODIS d'indice de surface foliaire

Des données MODIS Terra d'indice de surface foliaire (ISF) seront utiles à l'analyse des T_B (Myneni, 2009), afin d'avoir une indication de la présence de végétation. Contrairement aux autres paramètres, le ISF n'est disponible qu'à tous les huit jours, la valeur correspondant à la moyenne sur les huit journées. Pour cette raison, elles ont été interpolées, de façon à produire des valeurs journalières. La projection et la résolution spatiale sont les mêmes que pour le $T_{s\,MODIS}$.

Données MODIS de profil atmosphérique

Les profils d'atmosphère sont dérivés des bandes thermiques et visibles de MODIS Terra et de données auxiliaires et de modèles (Borbas, 2009). Ils sont utilisés pour corriger les effets de l'atmosphère affectant les T_B de AMSR-E acquises à haute fréquence. Les fichiers journaliers contiennent des paramètres comme la pression, la température, le point de rosée et le contenu en vapeur d'eau à 20 altitudes différentes. Ces données ne sont pas projetées et elles ont une résolution spatiale de 5 km. Chaque fichier correspond à cinq minutes de l'orbite de MODIS.

4.2 Analyse des données

L'analyse des données se fait en plusieurs étapes. Dans un premier temps, les données de $T_{s\,MODIS}$, celles de température du sol à la surface (T_{surf}) mesurées par les sondes d'Environnement Canada dans les champs d'étude, et les données de température de l'air (T_{air}) mesurées à la station Elbow d'Environnement Canada, sont comparées. Le but est de vérifier s'il est justifié d'utiliser le $T_{s\,MODIS}$ lors de l'analyse et du traitement des données, car ce dernier est disponible pour chaque pixel AMSR-E. L'épaisseur du couvert nival mesurée à la station Elbow d'Environnement Canada est aussi comparée au EEN de AMSR-E, pour

évaluer la consistance de ces séries de données.

Par la suite, les températures de brillance prétraitées (section 5.1.1) sont analysées pour vérifier si leur comportement temporel est en accord avec la théorie, la littérature et l'évolution des différentes données auxiliaires. Il s'agit aussi d'essayer de trouver un nouvel indicateur du gel dans le sol.

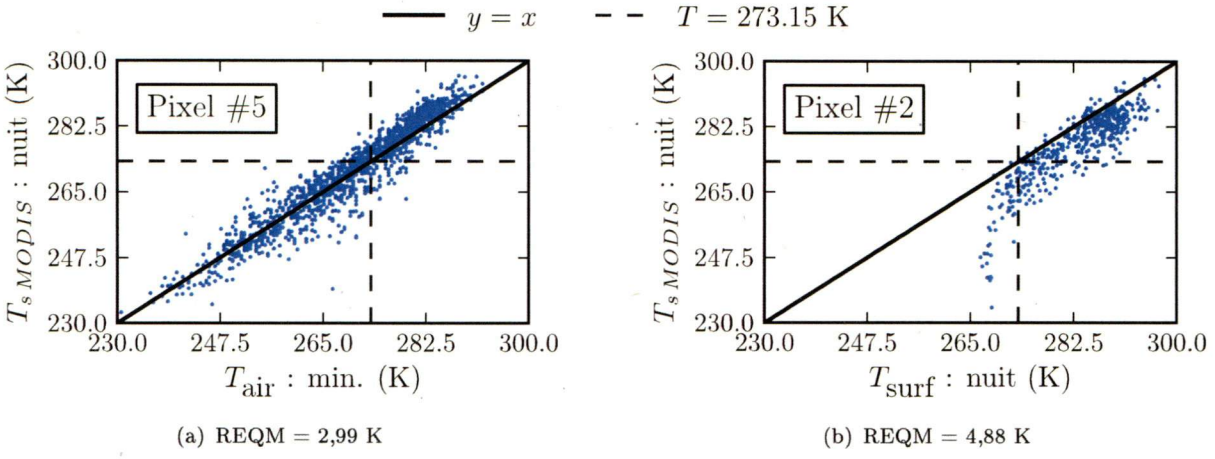
Les données de terrain sont ensuite étudiées afin de déterminer les conditions au sol au moment des acquisitions RADARSAT-2 ne correspondant pas aux campagnes de mesures (30/11/2008 et 11/11/2009).

Dans un dernier temps, à partir des données RADARSAT-2 prétraitées (section 5.2.1), le comportement de la puissance rétrodiffusée pour les quatre canaux de polarisation (HH, HV, VH et VV) est analysé en relation avec les conditions au sol lors des acquisitions RADARSAT-2.

4.2.1 Comparaison des données *in situ* et satellitaires

La figure 4.4a compare le $T_{s\,MODIS}$ nocturne à la température minimale de l'air. Les données de $T_{s\,MODIS}$ correspondant au pixel AMSR-E #5 sont employées, car la station Elbow d'Environnement Canada est localisée dans ce pixel. La racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM) est assez faible (environ 3 K), ce qui indique une bonne corrélation entre les deux températures. REQM est plus élevée (entre 5 et 12 K) lorsque le $T_{s\,MODIS}$ est comparé avec les valeurs maximale et moyenne de T_{air}.

La figure 4.4b compare le $T_{s\,MODIS}$ nocturne à la température de surface moyenne des champs durant la nuit. Dans ce cas, ce sont les données de $T_{s\,MODIS}$ du pixel AMSR-E #2 qui sont utilisées, car tous les champs d'étude sont contenus à l'intérieur de ce pixel. La figure indique que $T_{s\,MODIS}$ est en général légèrement inférieur à T_{surf} moyen des champs. Par contre, dès que la température tombe sous 0 °C (273,15 K), T_{surf} cesse de décroître, ce qui est vraisemblablement dû à l'isolation thermique du sol par la couverture de neige. Une telle stabilisation n'est pas observée avec le $T_{s\,MODIS}$, puisque, durant l'hiver, c'est la température à la surface de la neige (interface air-neige) qui est mesurée. La conséquence de ces observations est une REQM plus élevée (près de 5 K) que pour la comparaison entre $T_{s\,MODIS}$ et T_{air} (figure 4.4a).



(a) REQM = 2,99 K

(b) REQM = 4,88 K

Figure 4.4 – $T_{s\,MODIS}$ nocturne en fonction de (a) la température de l'air (T_{air}) minimale et (b) la température de surface moyenne dans les champs (T_{surf}). Dans chaque cas, la valeur de la racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM) entre les deux températures est aussi indiquée.

Ces observations permettent de conclure que l'utilisation de $T_{s\,MODIS}$ pour l'analyse des données de T_B est appropriée. L'avantage majeur, par rapport à T_{air} et T_{surf}, est qu'il est disponible pour chaque pixel AMSR-E et durant toute la période d'étude 2003 à 2009. Il faut toutefois garder en tête que $T_{s\,MODIS}$ cause une petite sous-estimation de la température réelle du sol durant la nuit (figure 4.4b).

La variation temporelle du EEN de AMSR-E est comparée à celle de l'épaisseur du couvert nival SD mesurée à la station Elbow d'Environnement Canada, dans la figure 4.5. Comme il y a beaucoup de données de SD manquantes en 2008 et 2009, la comparaison est limitée aux années 2003 à 2007. D'un point de vue quantitatif, le EEN et le SD montrent un comportement variable. Cependant, il est difficile de comparer les valeurs de ces deux paramètres sans connaître plus précisément l'état du couvert nival (type de neige, densité, etc.) à chaque jour. La comparaison est d'autant plus difficile que l'échelle de la mesure n'est pas la même (pixel de 25 km de résolution pour le EEN versus mesure ponctuelle pour le SD). Aussi, des valeurs non nulles de EEN sont notées durant l'été. En 2005 et 2007, elles forment des pics assez élevés qui sont vraisemblablement des erreurs d'estimation.

Pour toutes les années considérées, la figure 4.5 montre que les dates de début et de fin

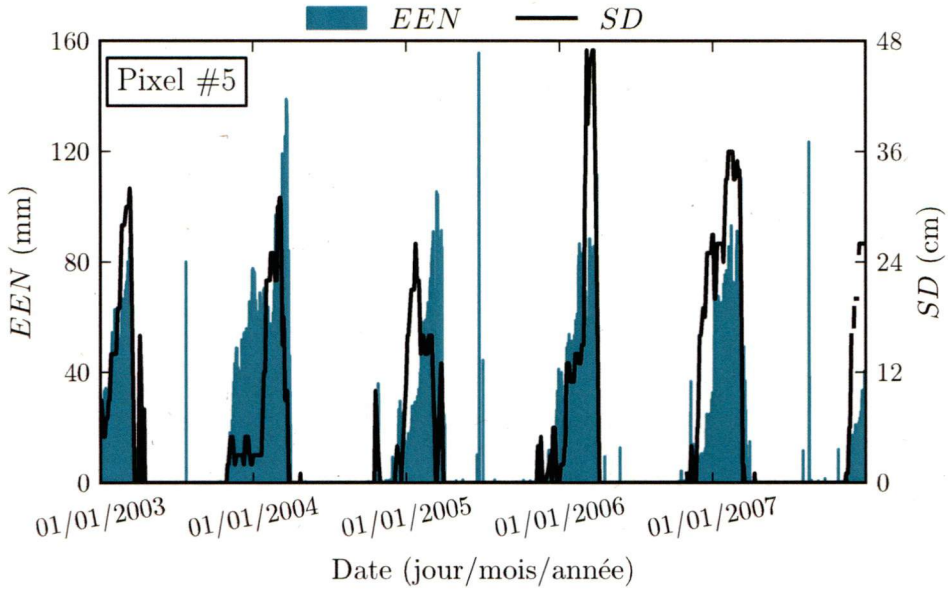


Figure 4.5 – Variation temporelle du EEN de AMSR-E et de l'épaisseur du couvert nival (SD) mesuré à la station Elbow d'Environnement Canada.

de la période de neige sont très similaires pour les deux séries de données. Le EEN semble donc adapté pour détecter la présence de neige, ce qui est pratique puisqu'il est disponible pour chaque pixel AMSR-E et pour toute la période d'étude 2003 à 2009.

4.2.2 Comportement des températures de brillance d'AMSR-E

La variation des températures de brillance d'un pixel à l'autre est illustrée dans la figure 4.6, à l'aide de graphiques en boîte à moustaches [1]. Seules les fréquences de 6,9 et 36,5 GHz sont montrées, car le comportement est similaire à 10,7 et 18,7 GHz. Il ressort que les statistiques de T_B sont très semblables pour tous les pixels, à l'exception des #4 et #5. Ces derniers, surtout le pixel #4, ont des valeurs de T_B inférieures aux autres pixels, probablement en raison de la présence du lac (figure 4.1). Les points situés dans la partie inférieure des graphiques, correspondent à des données acquises à la fin de l'hiver ou au printemps. Aux basses fréquences, elles semblent être associées à de brefs épisodes de fonte de la neige suivis d'un regel. Aux hautes fréquences, le couvert nival explique probablement ces valeurs, considérées comme aberrantes, malgré qu'aucune tendance nette ne peut être dégagée de l'analyse.

1. Graphique en boîte à moustaches : la ligne horizontale rouge (dans la boîte) correspond à la médiane ; la hauteur de la boîte et la longueur des moustaches informent sur la dispersion des données ; les points situés en dehors des moustaches sont des données possiblement aberrantes.

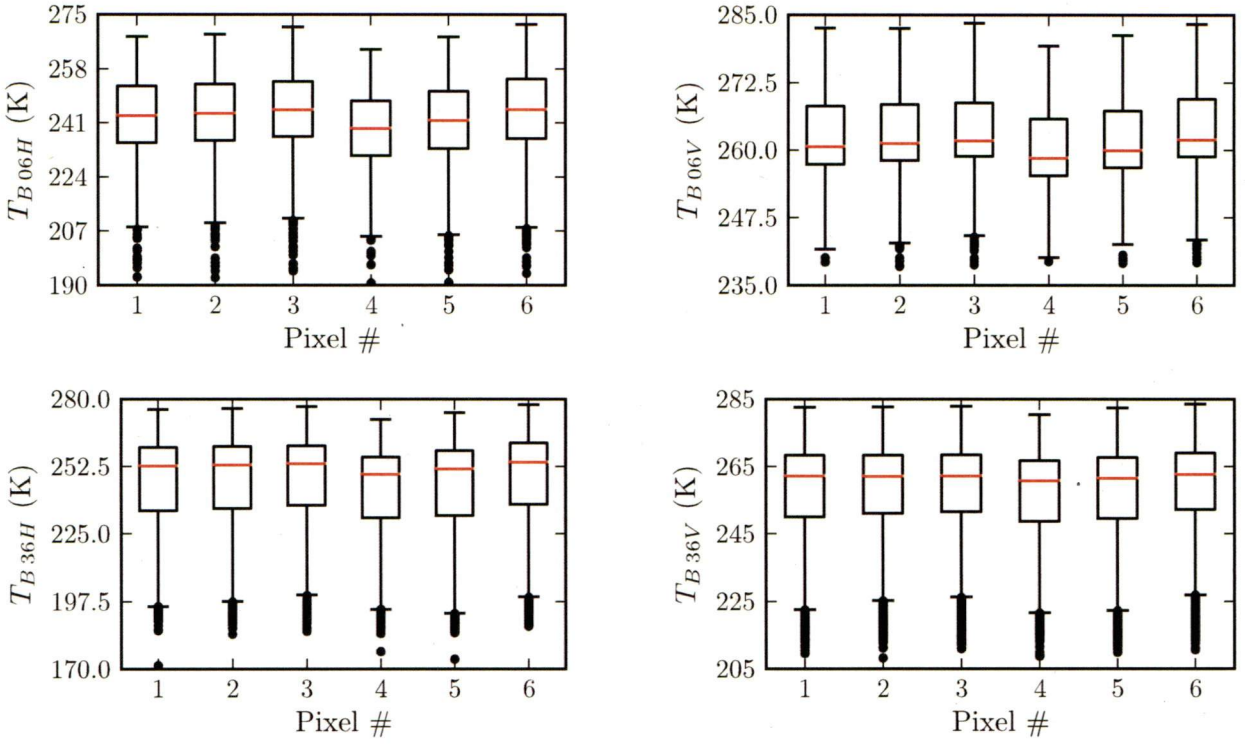


Figure 4.6 – Graphiques en boîte à moustaches illustrant, pour chaque pixel AMSR-E, la variabilité des données de température de brillance (passage descendant) de 2003 à 2009.

Il sera donc justifié de faire l'analyse en utilisant la température de brillance moyenne des pixels, mais en retirant les pixels #4 et #5 pour éliminer l'effet du lac. Par ailleurs, pour faciliter la visualisation des séries temporelles des données de T_B, celles-ci sont lissées à l'aide d'un filtre triangulaire glissant (fenêtre de 11 jours). La figure 4.7 montre un exemple de la variation temporelle de T_B (6,9 GHz, polarisation H) lissée et non lissée durant l'année 2007. Le comportement temporel observé en rapport avec les modifications saisonnières des paramètres de surface sera discuté à travers la figure 4.9.

Pour appuyer l'analyse des données, la figure 4.8 illustre la variation, au cours de l'année 2007, du ISF moyen calculé sur les pixels AMSR-E. Les faibles différences de ce paramètre d'un pixel à l'autre justifient le moyennage. La variation est aussi semblable d'une année à l'autre. Le maximum du ISF est naturellement durant l'été, au mois de juillet. Il coïncide avec celui de T_B.

La figure 4.9 présente l'évolution temporelle des températures de brillance lissées aux

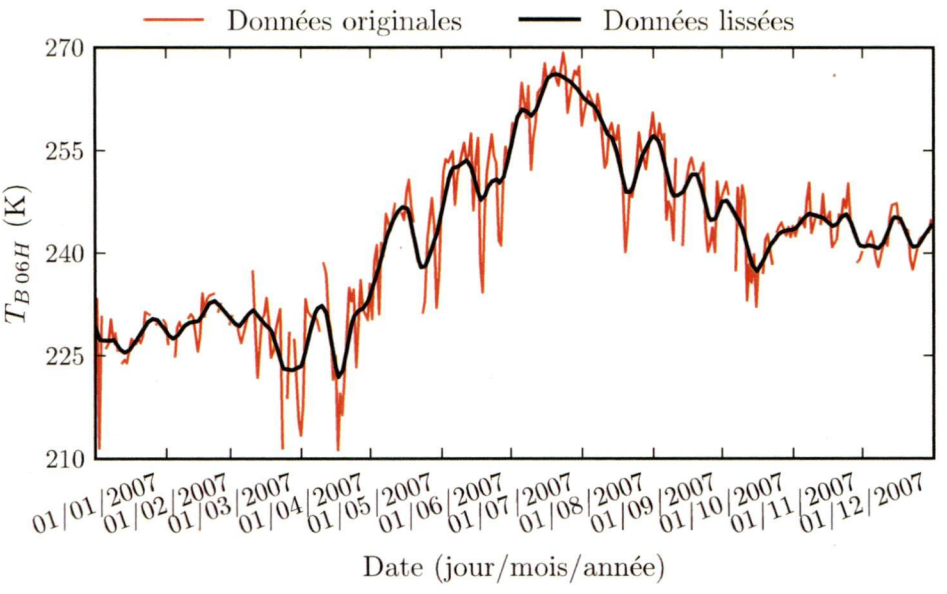


Figure 4.7 – Effet du lissage sur les données de température de brillance à 6,9 GHz, en polarisation H. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée.

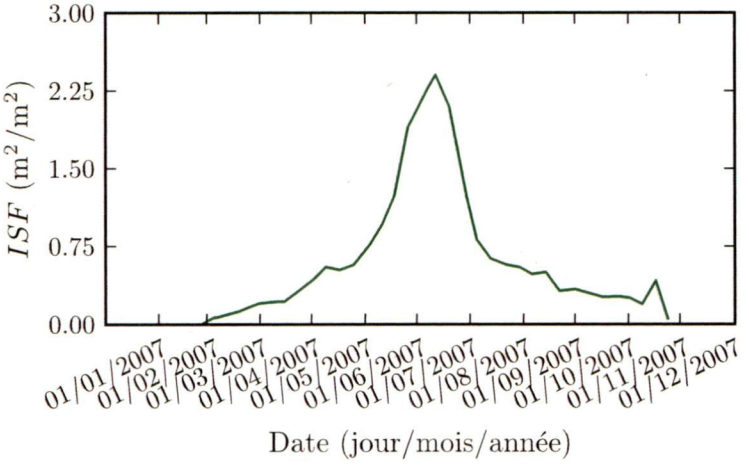


Figure 4.8 – Variation typique du ISF au cours d'une année. Les données des pixels ont été moyennées.

quatre fréquences et aux deux polarisations (H et V). Les précipitations journalières de pluie et de neige sont incluses, pour montrer leur effet sur le signal. La hauteur de neige mesurée à la station d'Environnement Canada apporte des renseignements similaires aux précipitations de neige et n'est donc pas montrée.

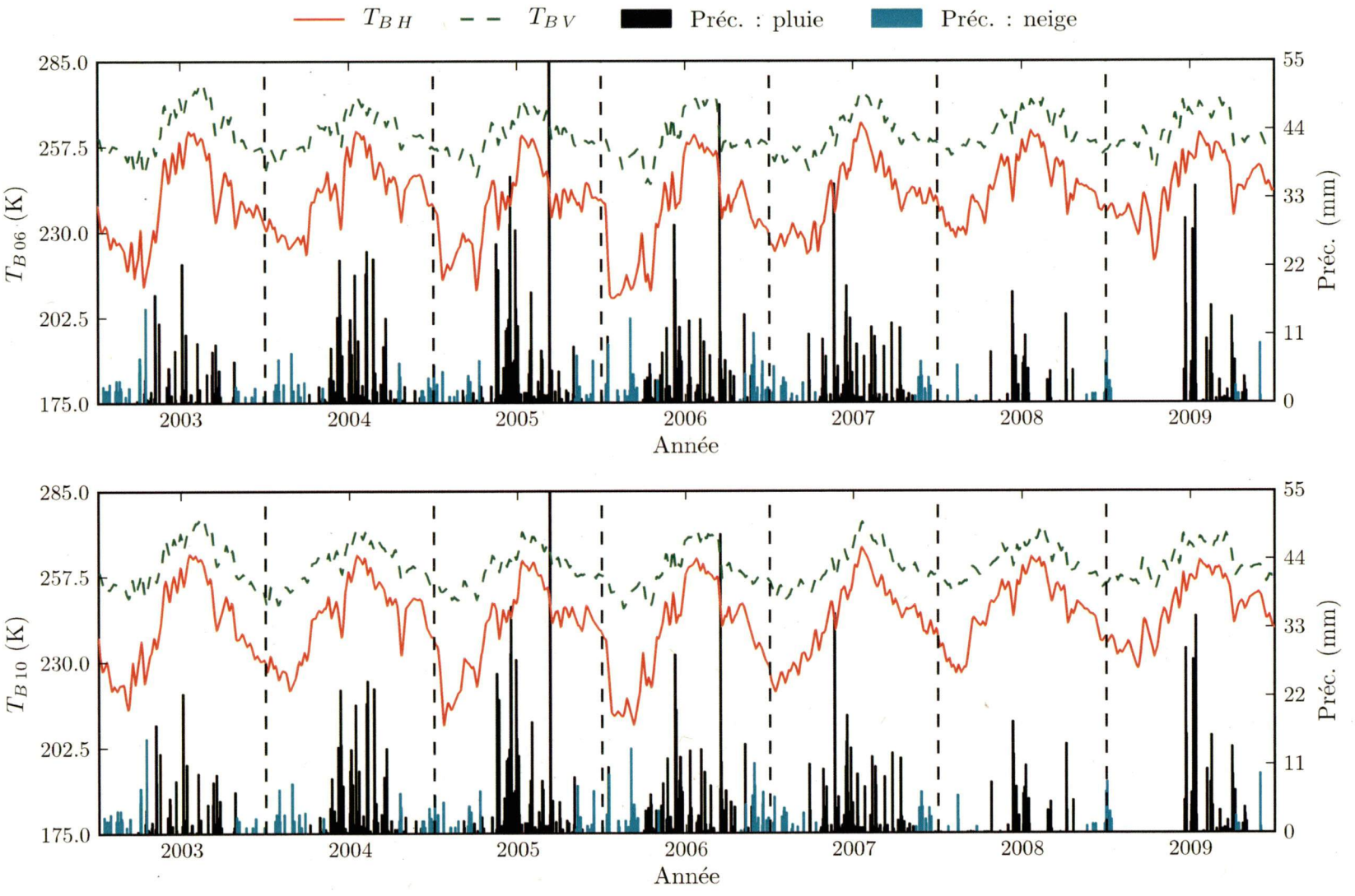


Figure 4.9 – Variation temporelle de la température de brillance aux quatre fréquences et aux polarisations H et V. Les précipitations mesurées à la station météorologique Elbow d'Environnement Canada sont aussi tracées. T_B est la valeur moyenne des pixels AMSR-E.

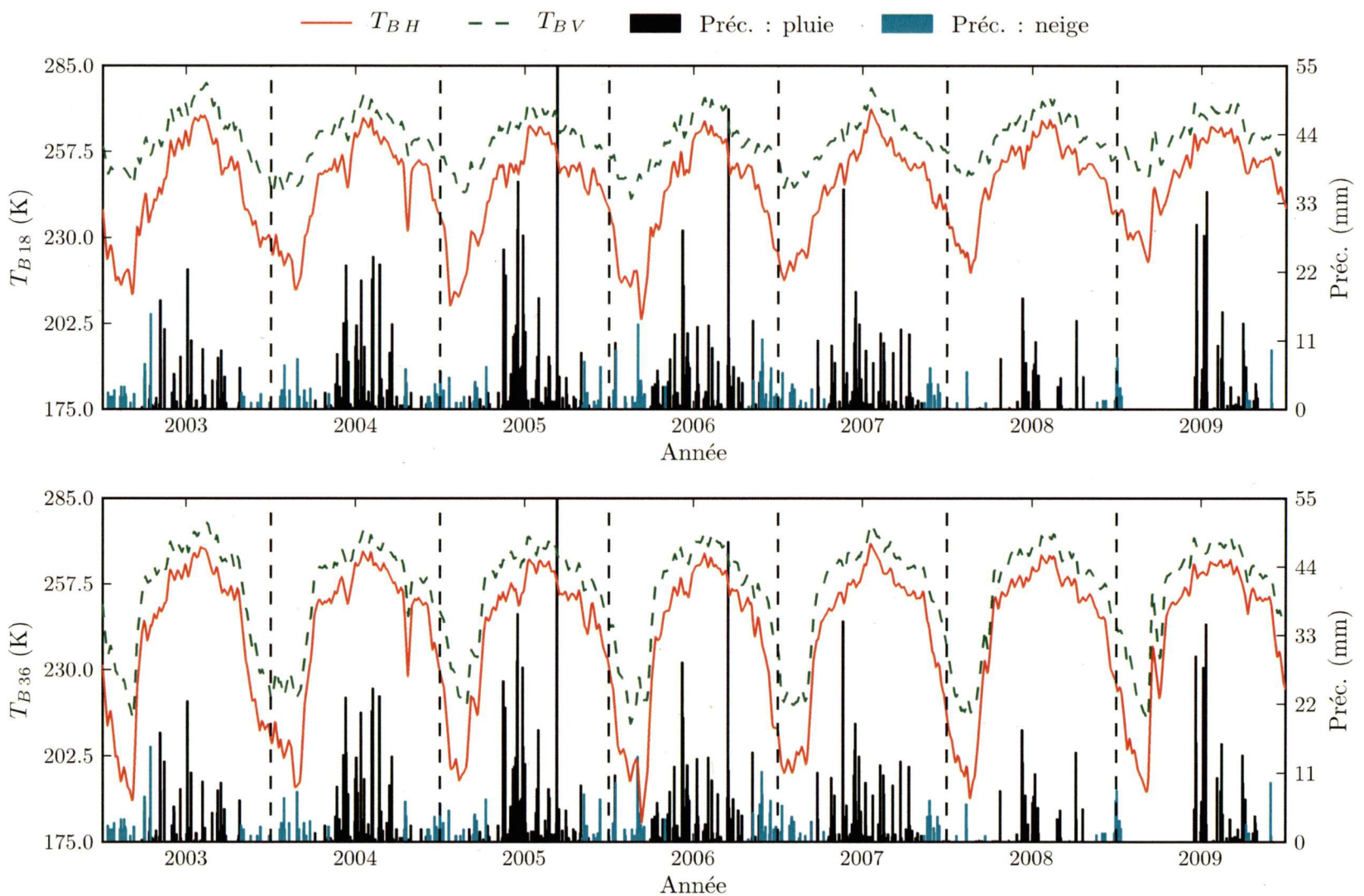


Figure 4.9 – Variation temporelle de la température de brillance aux quatre fréquences et aux polarisations H et V. Les précipitations mesurées à la station météorologique Elbow d'Environnement Canada sont aussi tracées. T_B est la valeur moyenne des pixels AMSR-E. (suite)

L'augmentation de T_B l'été est due à la végétation (température et diffusion), puisque le maximum de T_B coïncide avec celui du ISF (au cours du mois de juillet, voir figure 4.8), mais aussi à l'augmentation de la température de l'air et du sol (non montrées). L'effet dépolarisant de la végétation présente dans les champs durant l'été amène aussi une réduction de l'écart entre les signaux aux polarisations verticale et horizontale (Prigent *et al.*, 1997; Jones *et al.*, 2007).

Comme la neige est un milieu diffusant, elle entraîne plutôt une diminution de T_B, visible sur la figure 4.9 au moment des premières précipitations de neige. Les valeurs minimales de T_B sont ainsi atteintes au début de l'hiver. C'est d'ailleurs à ce moment que l'écart entre les signaux aux deux polarisations est le plus grand, ce qui est causé par l'atténuation plus importante de H-pol par les différentes couches de neige et de glace (Mätzler, 1994; Grody and Basist, 1996; Ashcraft and Long, 2005). L'augmentation du contenu en eau liquide dans la neige, lors de la fonte au printemps, cause une augmentation rapide de T_B, ce qui complique grandement l'analyse durant cette période (Ashcraft and Long, 2005; Kohn and Royer, 2010). Les événements importants de pluie s'accompagnent généralement d'une diminution soudaine et brève de T_B, surtout aux basses fréquences et en polarisation horizontale.

La température de brillance à 36,5 GHz est beaucoup plus affectée par la présence de neige (diffusion de volume) que les fréquences plus basses, ce qui explique la plus grande variation annuelle (Choudhury, 1993; Grody and Basist, 1996; Njoku and Li, 1999; Kohn and Royer, 2010; Ferrazzoli *et al.*, 2010). De même, la polarisation horizontale est plus sensible au contenu en eau du sol et de la végétation, ce qui cause une dynamique temporelle plus importante que celle en polarisation verticale.

Pour plusieurs années (ex. : 2006, 2009), T_B augmente légèrement à l'automne, avant l'arrivée de la neige. Il semble aussi y avoir un petit rapprochement des courbes aux deux polarisations. Pour mieux visualiser l'évolution de T_B durant cette période, les figures 4.10 et 4.11 présentent un zoom entre les mois de septembre et décembre de chaque année. Le $T_{s\,MODIS}$ est aussi tracé, afin d'avoir une idée du moment où les conditions météorologiques deviennent propices au gel. La figure 4.10 compare les signaux aux quatre fréquences, alors que la figure 4.11 compare les deux polarisations pour chaque fréquence.

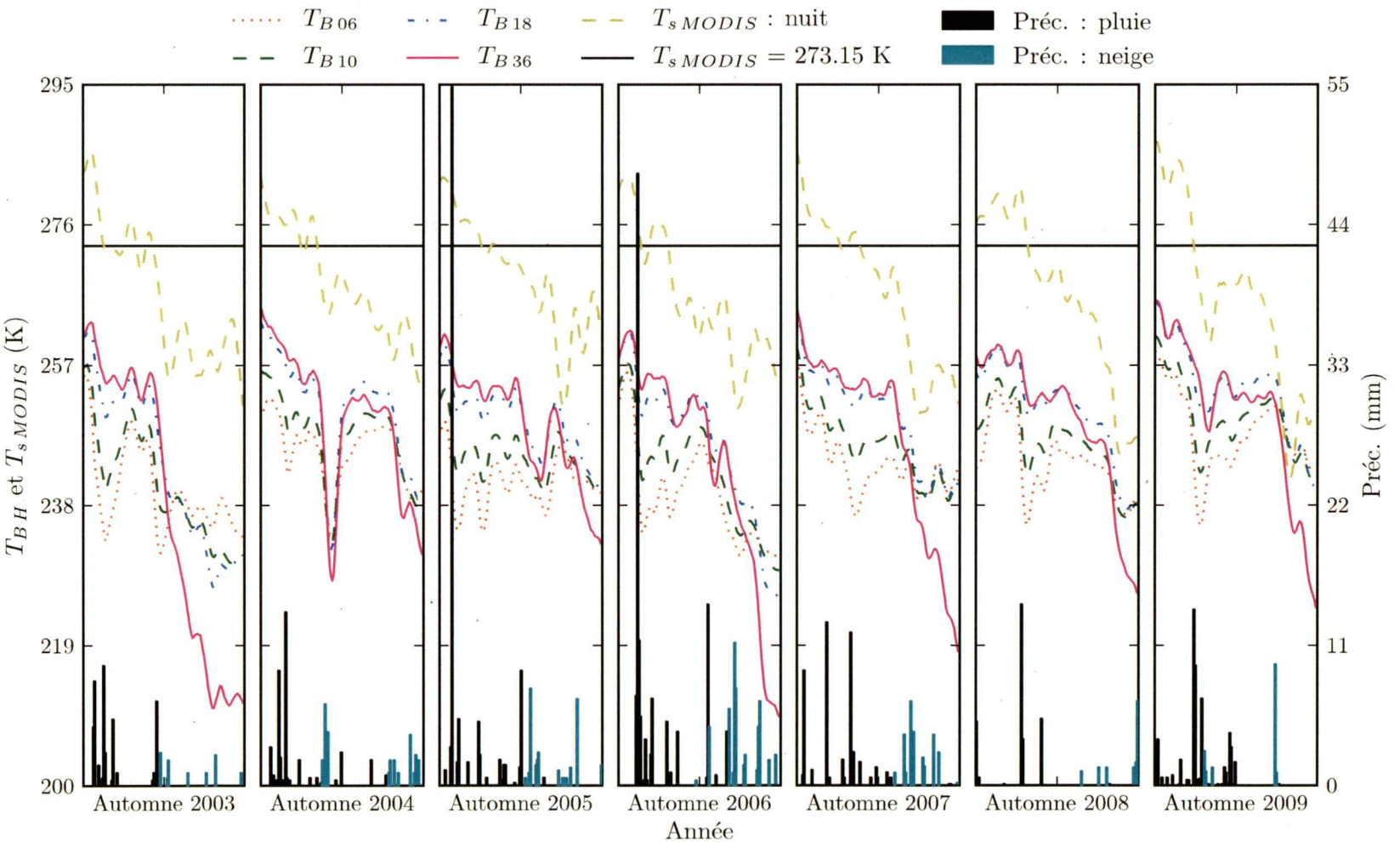


Figure 4.10 – Variation temporelle des températures de brillance aux quatre fréquences entre septembre et décembre de chaque année, pour les polarisations H et V. Le $T_{s\,MODIS}$ nocturne et les précipitations mesurées à la station météorologique Elbow d'Environnement Canada sont aussi tracées. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée pour T_B et $T_{s\,MODIS}$.

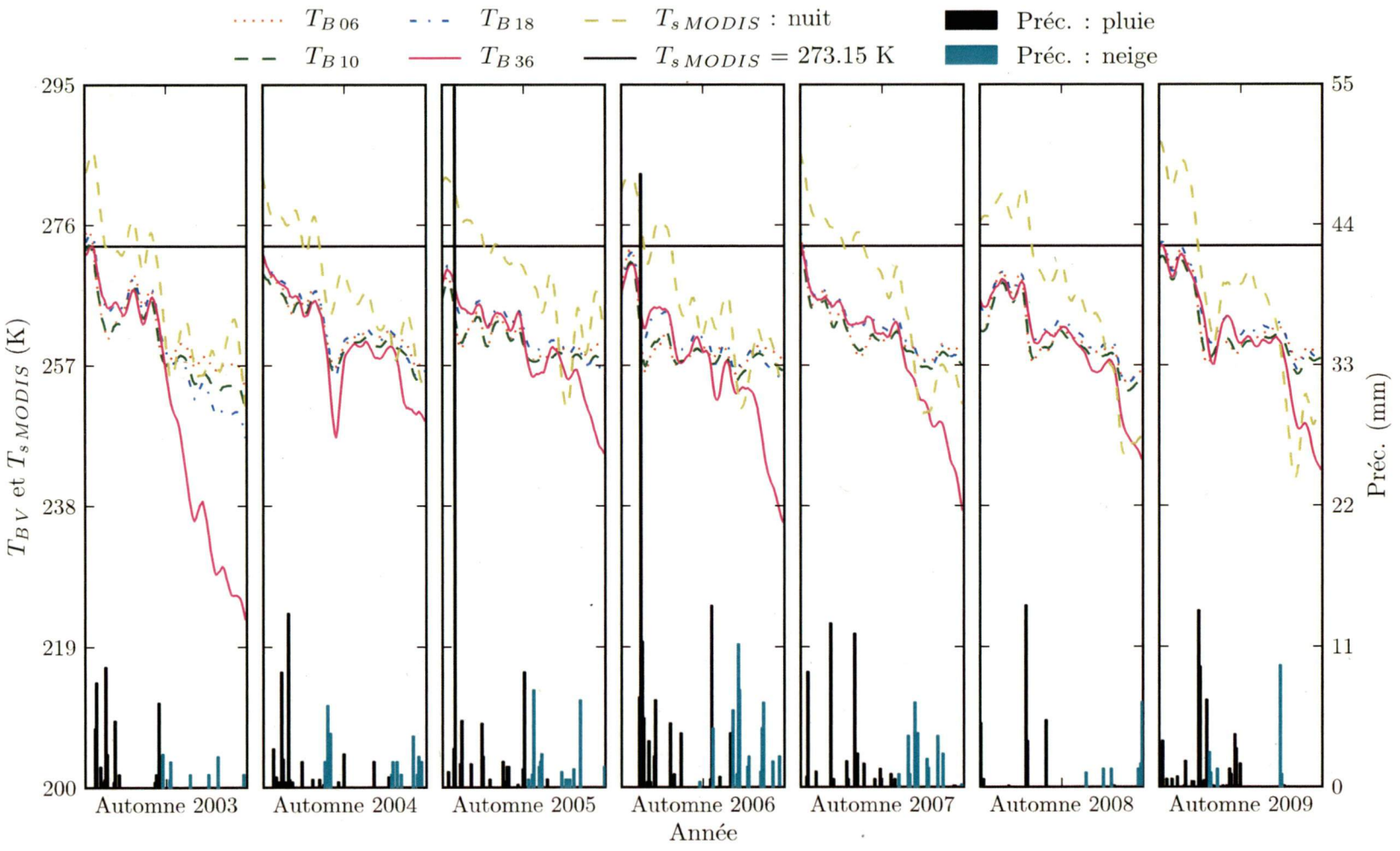


Figure 4.10 – Variation temporelle des températures de brillance aux quatre fréquences entre septembre et décembre de chaque année, pour les polarisations H et V. Le $T_{s\,MODIS}$ nocturne et les précipitations mesurées à la station météorologique Elbow d'Environnement Canada sont aussi tracées. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée pour T_B et $T_{s\,MODIS}$. (suite)

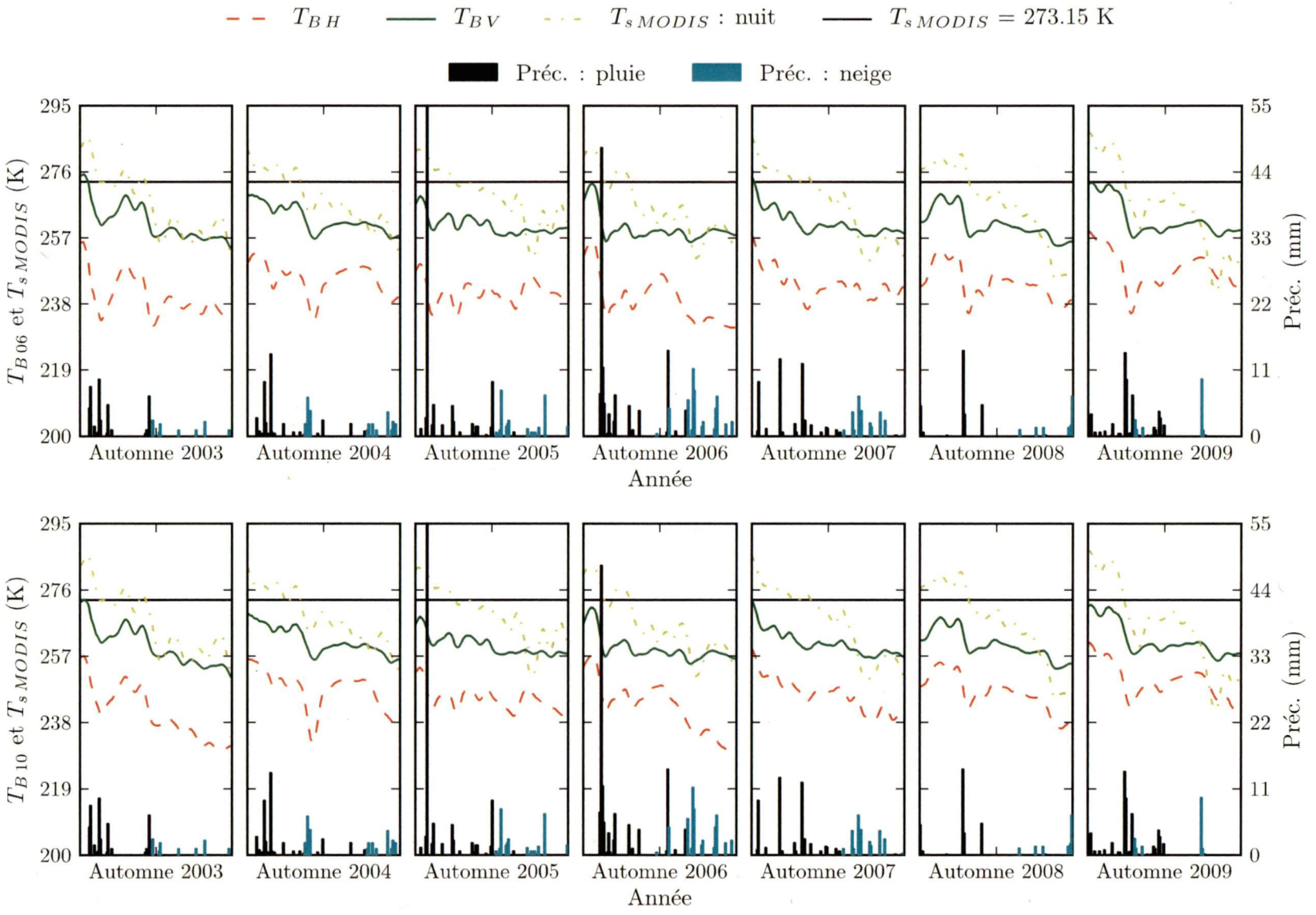


Figure 4.11 – Variation temporelle des températures de brillance aux deux polarisations entre septembre et décembre de chaque année, pour les fréquences de 6,9, 10,7, 18,7 et 36,5 GHz. Le $T_{s\,MODIS}$ nocturne et les précipitations mesurées à la station météorologique Elbow d'Environnement Canada sont aussi tracées. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée pour T_B et $T_{s\,MODIS}$.

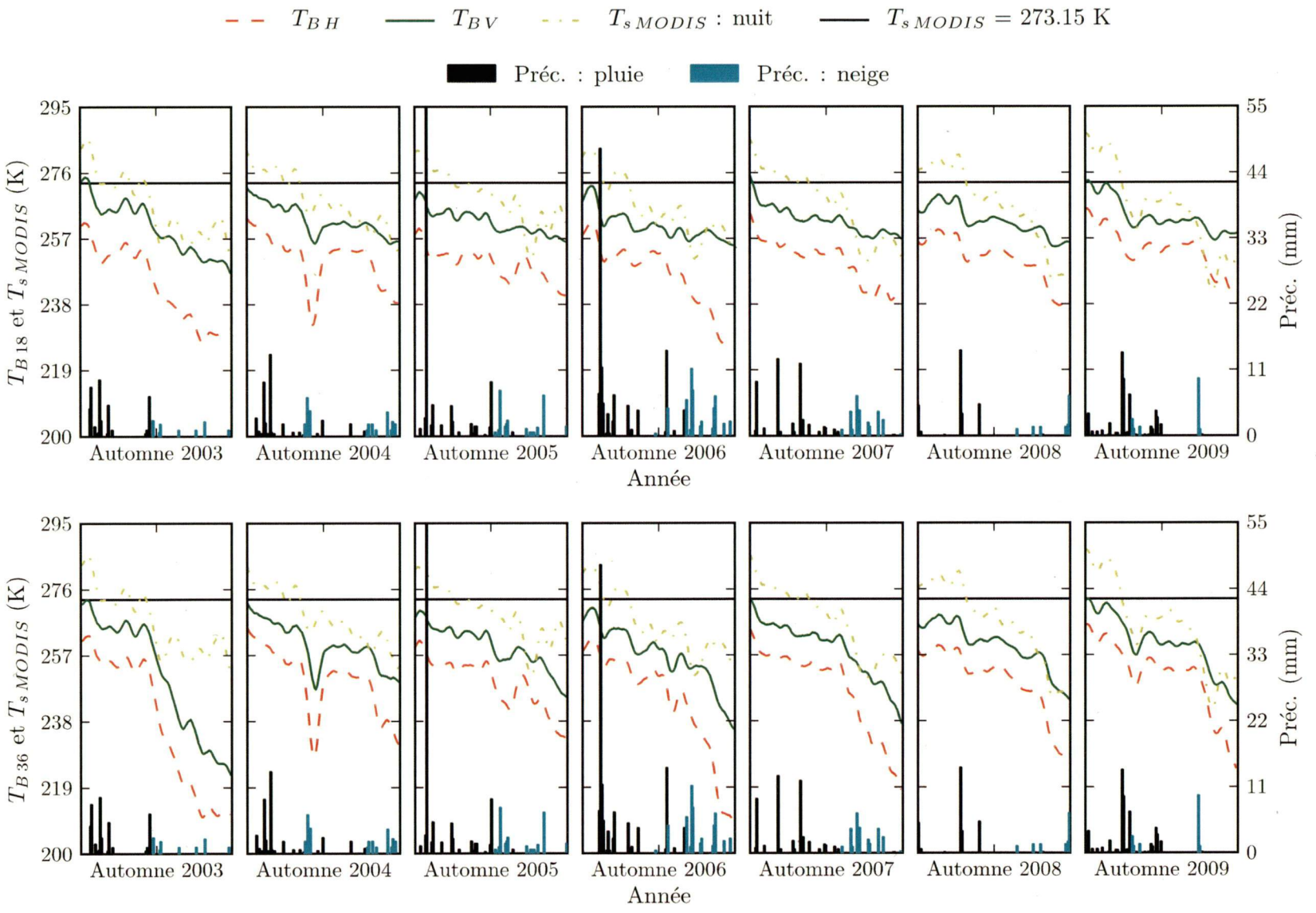


Figure 4.11 – Variation temporelle des températures de brillance aux deux polarisations entre septembre et décembre de chaque année, pour les fréquences de 6,9, 10,7, 18,7 et 36,5 GHz. Le $T_{s\,MODIS}$ nocturne et les précipitations mesurées à la station météorologique Elbow d'Environnement Canada sont aussi tracées. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée pour T_B et $T_{s\,MODIS}$. (suite)

À l'automne, les dernières précipitations importantes de pluie sont souvent suivies d'une période de croissance de T_B. Puisque le $T_{s\,MODIS}$ est inférieur à 273,15 K à ce moment, cette augmentation est probablement due au gel de l'eau dans le sol. La figure 4.10 montre une inversion de l'ordre des courbes temporelles de T_B lors des premières précipitations de neige. Ce comportement indique une inversion du signe du gradient spectral de T_B, ce qui est conforme à la théorie (Zuerndorfer *et al.*, 1990; Zuerndorfer and England, 1992; Ashcraft and Long, 2005). Lors de la période de gel, les courbes aux quatre fréquences sont très rapprochées, surtout en polarisation verticale, ce qui complique l'analyse. Cependant, il semble y avoir une inversion de l'ordre des courbes de $T_{B\,18}$ et $T_{B\,36}$ durant cette période, indiquant une certaine sensibilité au gel du sol.

Dans la figure 4.11, un rapprochement des courbes aux deux polarisations est visible pour certaines années (2004, 2006 et 2009, par exemple) lors de la période de gel, surtout à 6,9 et 10,7 GHz. Il sera donc intéressant de vérifier si la différence de polarisation peut être utilisée dans un nouvel algorithme pour détecter le gel dans le sol. Cela répondrait au deuxième objectif spécifique de cette étude.

Pour répondre au premier objectif spécifique de cette étude, c'est-à-dire évaluer l'aptitude des gradients spectraux de T_B calculés à plusieurs fréquences à détecter le gel du sol, il est nécessaire de trouver un seuil pour $T_{B\,36}$ qui délimiterait les conditions de gel et de non-gel du sol. Quelques études (Chang and Cao, 1996; Zhang *et al.*, 2003; Jin *et al.*, 2009) ont déterminé ce seuil à partir d'une relation linéaire assez forte obtenue entre la température du sol à 5 cm de profondeur et la température de brillance à 37 GHz de SSM/I. Étant donné le peu de données de température du sol disponibles pour cette étude, il est intéressant de voir si la température de surface ($T_{s\,MODIS}$) pourrait être utilisée à cette fin. Il faut toutefois garder à l'esprit que l'utilisation de $T_{s\,MODIS}$ plutôt que la température du sol peut introduire un biais dans le seuil de $T_{B\,36V}$.

La figure 4.12 présente donc la variation de T_B à toutes les fréquences et polarisations en fonction de $T_{s\,MODIS}$. Chaque point représente un couple de valeurs de T_B et $T_{s\,MODIS}$.

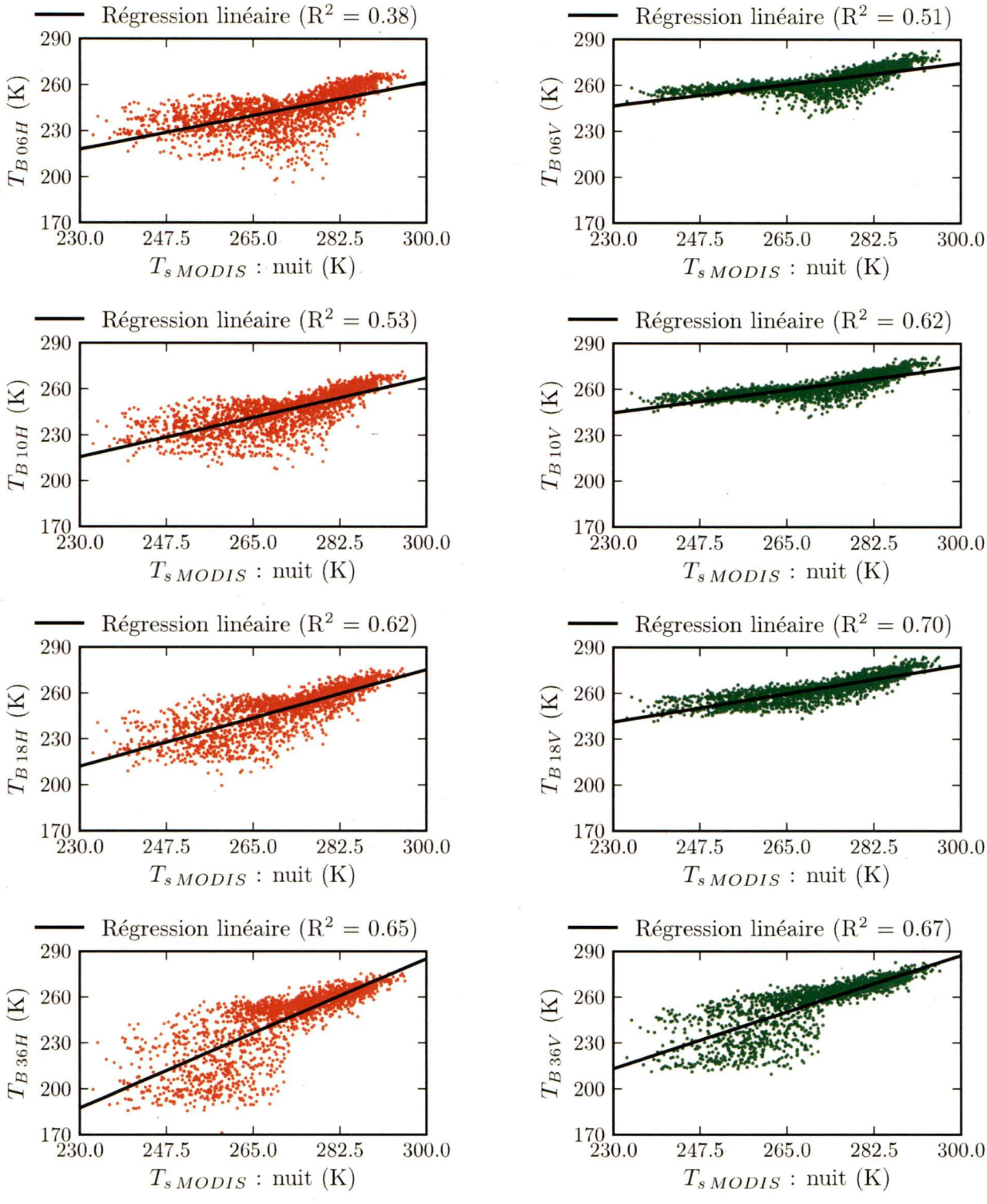


Figure 4.12 – Variation de T_B à chaque fréquence et polarisation en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne. Les points correspondent à des couples de valeurs de T_B (moyenne journalière des pixels AMSR-E) et $T_{s\,MODIS}$, pour les années 2003 à 2009.

Le nuage de points est plus dispersé en polarisation horizontale que verticale, puisque cette dernière est plus sensible à la température de surface et moins affectée par les changements dans l'humidité du sol ou de la végétation (Njoku and Li, 1999; Jones *et al.*, 2007; Kohn and Royer, 2010; Judge *et al.*, 1997). Les coefficients de détermination en polarisation H sont par conséquent plus bas que ceux en polarisation V. La dispersion des données est surtout visible dans la région où $T_{s\,MODIS}$ est inférieur à 273,15 K, probablement à cause de la variabilité des propriétés du couvert nival. À 36,5 GHz, la neige affecte même la polarisation verticale, ce qui est conforme aux observations faites plus haut lors de l'analyse de la figure 4.9. Pour cette raison, le coefficient R^2 à cette fréquence est plus faible que celui à 18,7 GHz.

Sur la figure 4.12, le gel du sol est susceptible d'être la cause du coude observé à toutes les fréquences sauf à 36,5 GHz. En effet, l'émissivité du sol augmente lors du gel, ce qui contrebalance la diminution de sa température (voir chapitre 2). Le résultat est une augmentation de T_B, plus forte aux basses fréquences. À 36,5 GHz, l'effet est présent, mais assez faible, ce qui explique la diminution presque linéaire avec $T_{s\,MODIS}$. II est à noter que le comportement observé sur la figure 4.12 est aussi retrouvé lorsque les nuages de points sont tracés pour chaque année en considérant chaque pixel individuellement.

Ces observations indiquent que la température de brillance à 36,5 GHz en polarisation verticale est celle qui suit le mieux les variations dans la température du sol. Cependant, comme $T_{s\,MODIS}$ n'est pas représentatif de la température du sol en présence de neige, il est nécessaire de détecter et, éventuellement, de retirer les données où le sol est recouvert de neige. Le EEN de AMSR-E sera utilisé à cet escient. Mais afin de conserver le maximum de données, il faudra d'abord trouver au préalable un seuil optimal de EEN qui minimiserait l'effet de la neige sur le signal T_B. La figure 4.13 montre les coefficients de détermination de la régression linéaire entre $T_{B\,36V}$ et $T_{s\,MODIS}$ obtenus en variant le seuil du EEN.

Le meilleur coefficient de détermination est autour de 0,75, avec un seuil de EEN compris entre 20 et 30 mm. Mais, pour conserver le maximum de données, le seuil de 30 mm a été utilisé. Les coefficients de détermination maximaux pour les autres fréquences et polarisations sont inférieurs à cette valeur de 0,75 (environ 0,7 pour $T_{B\,18V}$). Notons que le seuil de 30 mm a aussi le coefficient R^2 le plus élevé lorsque, pour chaque année, les données des pixels sont considérées individuellement. Bien que ce seuil de 30 mm soit élevé, il permet de

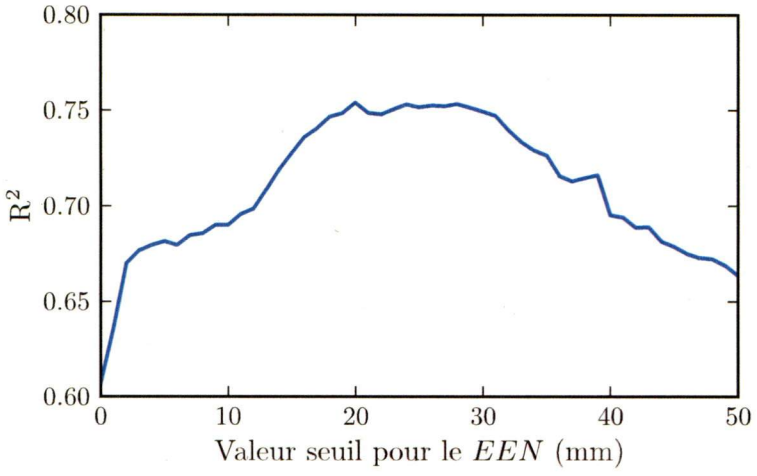


Figure 4.13 – Coefficient de détermination de la régression linéaire entre $T_{B\,36V}$ et $T_{s\,MODIS}$ en fonction du seuil du EEN pour le retrait des données de neige.

conserver le maximum de données de $T_{B\,36V}$ qui soit moins affecté par la neige. Cependant, l'impact de ce seuil de EEN non nul sur les résultats de discrimination des sols gelés et dégelés n'a pas été évalué dans cette étude.

Dans cette sous-section, des observations intéressantes sont décrites sur le comportement des températures de brillance de AMSR-E en fonction du temps et des données auxiliaires ($T_{s\,MODIS}$, ISF, EEN). Elles confirment que, lors du gel du sol, le signe du gradient spectral de T_B est effectivement inversé et que la différence de polarisation diminue légèrement. De plus, elles indiquent que la température de brillance à 36,5 GHz en polarisation verticale est bien corrélée avec la température du sol lorsque le couvert nival n'est pas trop épais. Ces observations seront utilisées afin de répondre aux deux premiers objectifs spécifiques de l'étude (p. 8).

4.2.3 Conditions au sol au moment des acquisitions RADARSAT-2 polarimétriques

Afin de comparer adéquatement les différents signaux rétrodiffusés ainsi que les résultats des différentes techniques polarimétriques appliquées aux acquisitions de RADARSAT-2, il est important d'analyser les conditions au sol lors du passage du satellite. En raison de leur influence sur le signal radar, les conditions d'humidité et de rugosité du sol, l'état des résidus des champs et de la neige au sol seront discutés.

Humidité du sol

La figure 4.14 montre la variation temporelle de la moyenne de l'humidité des champs à 5 cm de profondeur ($m_{v\,5}$) et de la température du sol à la surface (T_{surf}) au cours des mois de novembre 2008 et 2009.

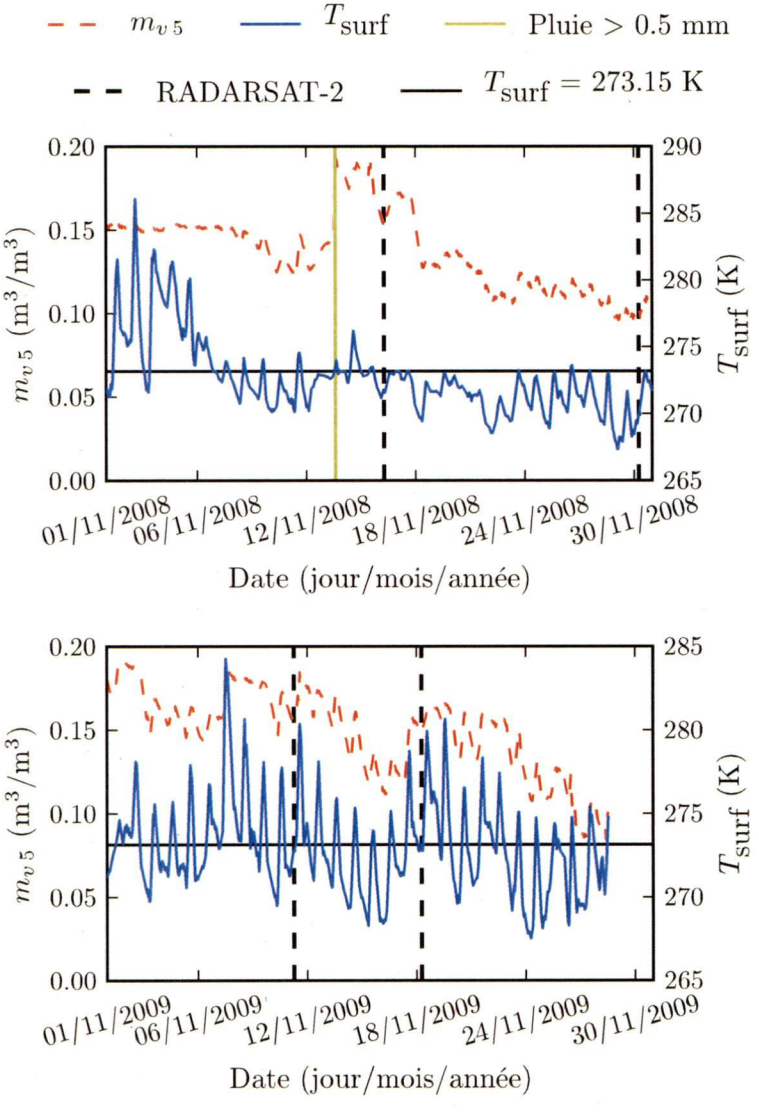


Figure 4.14 – Variation temporelle de l'humidité du sol à 5 cm de profondeur ($m_{v\,5}$) et de la température à la surface (T_{surf}) au cours des mois de novembre 2008 et 2009. La moyenne des données dans les champs d'étude est utilisée.

Les deux campagnes de mesures sur le terrain ont eu lieu au moment des acquisitions du 16 novembre 2008 et du 18 novembre 2009. Dans le premier cas, le sol était gelé, ce qui est

visible sur la figure 4.14 ($T_{\text{surf}} < 273{,}15$ K). La variation temporelle de T_{surf} et de $m_{v\,5}$ entre le 14 et le 16 novembre laisse cependant penser que l'épaisseur de sol gelé était plutôt faible lors du passage de RADARSAT-2 le 16 novembre. En effet, les données indiquent qu'il y a eu des précipitations de pluie importantes autour du 14 novembre, résultant en une augmentation de près de 0,05 m^3/m^3 de $m_{v\,5}$. Il y a eu par la suite une augmentation subite de T_{surf}. Le sol était alors clairement dégelé et il ne semble pas y avoir eu de regel avant la veille de l'acquisition RADARSAT-2. L'épaisseur de gel n'a malheureusement pas pu être confirmée lors des mesures dans les champs. Tout indique que le sol était gelé lors de l'acquisition du 30 novembre 2008. En effet, T_{surf} est inférieur à 273,15 K depuis le 16 novembre et $m_{v\,5}$ diminue progressivement durant ce temps.

Le 18 novembre 2009, le sol était dégelé dans tous les champs visités. D'après la figure 4.14, T_{surf} est très près du point de congélation, ce qui est en accord avec les observations. Il semble toutefois y avoir eu une période de gel durant les jours précédents, visible aussi par la diminution de $m_{v\,5}$. Pour l'image du 11 novembre 2009, par contre, il est plus difficile de se faire une idée. T_{surf} est très près du point de congélation de l'eau, mais l'humidité du sol est parmi les plus élevées du mois. Il faut remarquer que les variations diurnes des données de 2009 sont beaucoup plus importantes que celles de 2008. L'analyse des données d'Environnement Canada indique des changements diurnes importants de la température de l'air en novembre 2008 et 2009. Cependant, les valeurs maximales de T_{air} sont souvent près de 0 °C en 2008 (sauf au début du mois), alors qu'elles sont en majorité supérieures à 5 °C en 2009. Cela laisse penser que l'influence des variations diurnes sur T_{surf} est moins importante en condition de gel (2008) qu'en condition de dégel (2009). À cause de cette variabilité de la température de surface en 2009 et de la valeur très près de 273,15 K, il est préférable d'éliminer l'image du 11 novembre 2009 des analyses futures.

Rugosité du sol et présence de résidus de végétation

La figure 4.15 montre la rugosité (écart type des hauteurs et longueur de corrélation) mesurée sur les champs en 2008 et 2009. Une comparaison du degré de rugosité des champs en 2008 et 2009 est effectuée à partir des mesures prises sur sept champs (IDs 1 à 6 et P, tableau 3.1).

Comme le montre la figure 4.15, les champs sont en général un peu plus rugueux en 2008, la différence n'étant toutefois pas très grande. Le critère de Fraunhofer stipule qu'un sol est

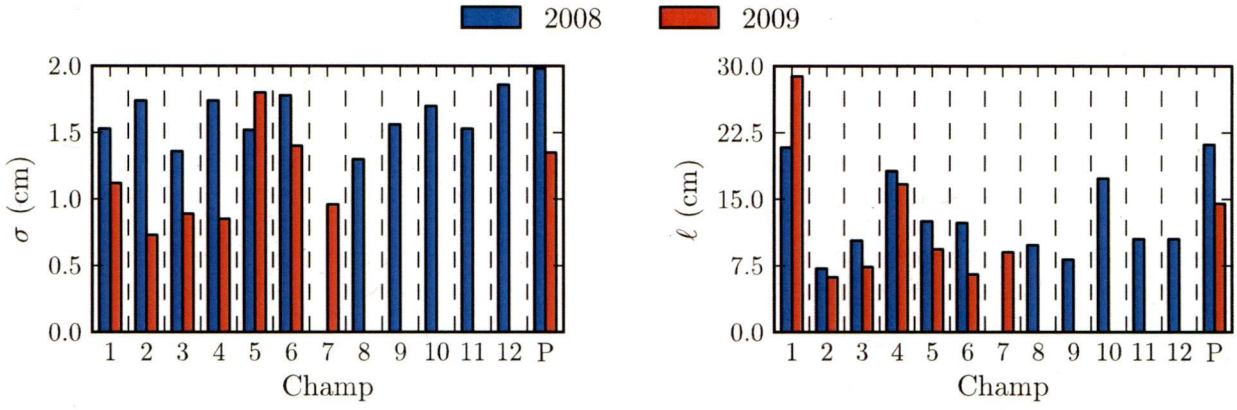


Figure 4.15 – Écart type des hauteurs (σ) et longueurs de corrélation (ℓ) mesurés dans chaque champ d'étude en 2008 et 2009.

considéré comme rugueux par rapport à un signal radar (longueur d'onde λ et angle d'incidence θ) si $\sigma < \lambda/32\cos\theta$ (Ulaby *et al.*, 1982). Ainsi, pour RADARSAT-2 ($\lambda = 5{,}5$ cm) et aux angles d'incidence des trois acquisitions (*S1*, *S2* et *S4*), le sol est rugueux si σ est supérieur à environ 0,2 cm. Les rugosités mesurées sont bien au-delà de cette valeur, de sorte que les champs sont très rugueux du point de vue du signal radar. La rugosité sera supposée constante entre les deux acquisitions de 2008 (16 et 30 novembre).

Quant aux résidus de végétation, ils sont plus importants en 2009. Des mesures de contenu en eau indiquent que les résidus étaient secs au moment des trois acquisitions de RADARSAT-2 (16 et 30 novembre 2008, 18 novembre 2009). Par conséquent, leur influence sur le signal radar est supposée négligeable (McNairn *et al.*, 2001).

Concernant les données sur la rugosité du sol et l'état des résidus de végétation, cinq classes de caractéristiques des champs sont définies (tableau 4.3) afin de mieux analyser les données radar et de renseigner sur l'influence de la rugosité du sol et l'état des résidus de végétation sur le signal radar (section 4.2.4).

Il est à noter que le champ 4 n'est assigné à aucune classe, malgré qu'il ait été visité lors des campagnes de terrain en 2008 et en 2009, puisqu'il a des caractéristiques intermédiaires de rugosité ($\Delta_\sigma \approx 0.9$ cm) et de résidus de végétation (moyennement denses pour les deux années). Ainsi, son comportement radar devrait être similaire à celui d'un ou plusieurs des six champs utilisés pour définir les classes du tableau 4.3.

Tableau 4.3 – Description de cinq classes de caractéristiques des champs.

Classe	Description
Cl-1	$\Delta\sigma < 0.5$ cm, sol nu en 2008 et résidus de végétation denses en 2009 (champs 1 et 5).
Cl-2	$\Delta\sigma \approx 1.0$ cm, sol nu en 2008 et résidus de végétation denses en 2009 (champ 2).
Cl-3	$\Delta\sigma < 0.5$ cm, faible densité de résidus de végétation en 2008 et 2009 (champ 6).
Cl-4	$\Delta\sigma < 0.5$ cm, résidus de végétation denses en 2008 et 2009 (champ 3).
Cl-5	Pâturage.

$\Delta\sigma$: différence de rugosité de surface entre les années 2008 et 2009.

Neige au sol

Elle était présente sous forme de trace lors de la campagne terrain de 2008 (figure 3.3) et sèche au moment de l'acquisition RADARSAT-2 du 16 novembre 2008. Selon les données de EEN de AMSR-E, la couverture nivale était aussi de faible épaisseur (moins de 10 mm) et sèche lors de l'acquisition du 30 novembre 2008. L'influence de la neige sur le signal des images de 2008 devrait donc être minime.

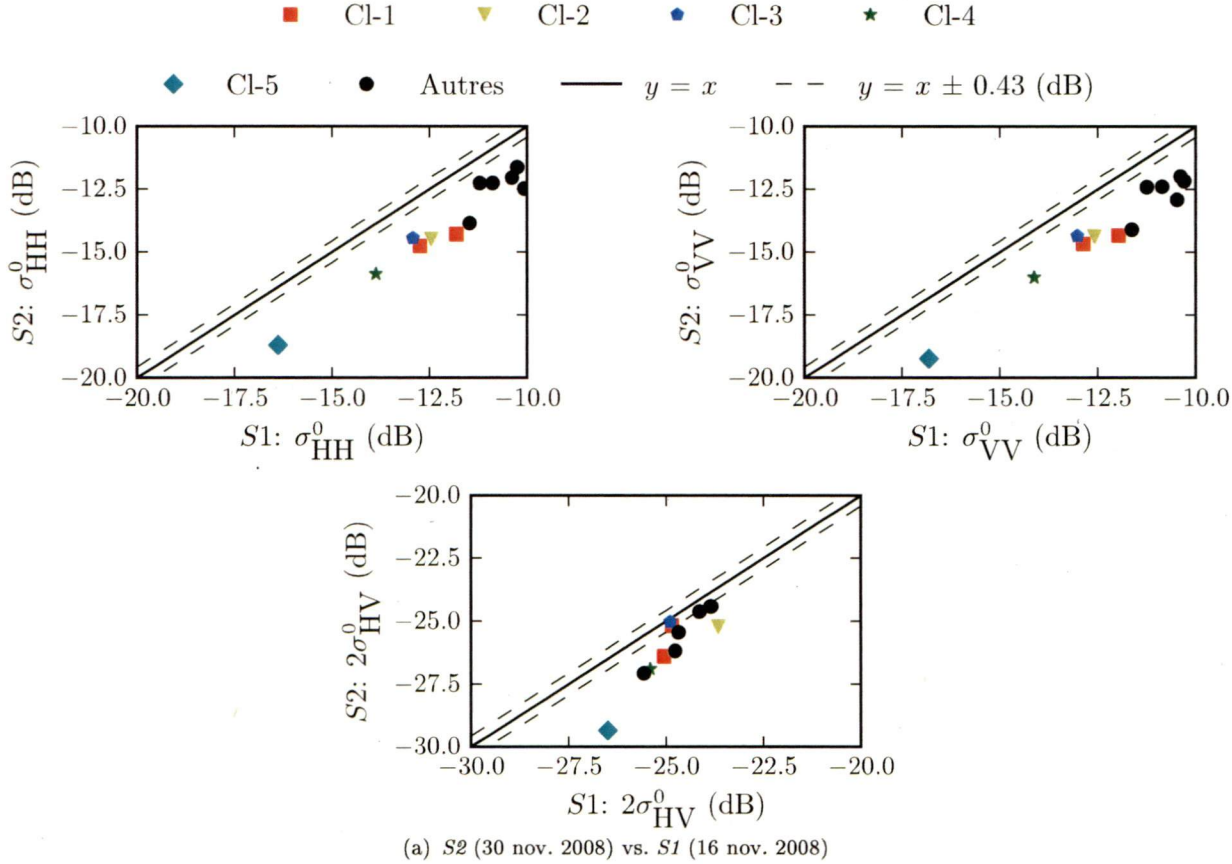
4.2.4 Puissance rétrodiffusée pour les différents canaux de polarisation

Afin d'analyser adéquatement les résultats obtenus pour les différents paramètres et techniques polarimétriques par rapport à la possibilité de discriminer le gel dans le sol, il est important de bien comprendre comment varie la puissance rétrodiffusée en fonction des conditions au sol. Ainsi, le comportement des quatre canaux de puissance dans les bases linéaire et circulaire sera étudié en fonction de l'état des différents champs d'étude (gelé/dégelé, rugosité de surface, résidus de végétation), et ce, pour chaque acquisition RADARSAT-2.

Les rétrodiffusions (σ^0) moyennes dans les champs pour les trois acquisitions RADARSAT-2 sont comparées dans la figure 4.16. Comme il est possible de le voir, le comportement et les valeurs de σ^0_{HH} et σ^0_{VV} sont très similaires et les variations observées d'une image RADARSAT-2 à une autre sont semblables pour tous les champs. La seule exception est

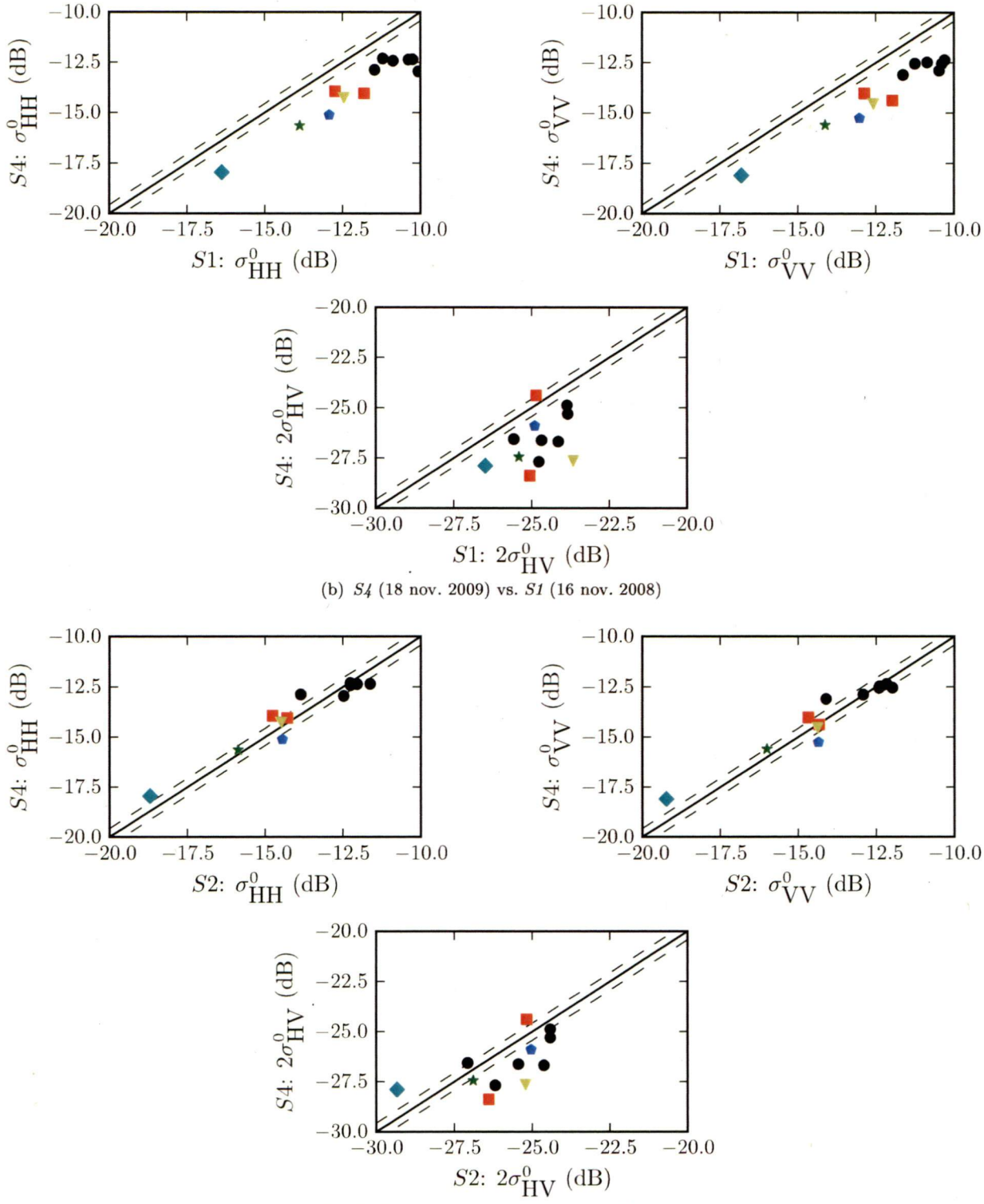
le pâturage (classe Cl-5), dont le comportement semble parfois diverger de celui des autres. C'est d'ailleurs ce dernier qui a la plus faible rétrodiffusion, en raison probablement de la végétation plutôt dense et hétérogène, mais sénescente, qui atténue le signal. Le champ qui contenait des résidus de végétation denses en 2008 et en 2009 (classe Cl-4) a des valeurs de σ^0_{HH} et σ^0_{VV} un peu plus faibles que les autres champs. La présence de résidus de végétation sèche dans les champs (peu importe la densité) n'a donc qu'une influence négligeable sur la puissance rétrodiffusée.

Dans la figure 4.16a, une diminution de la rétrodiffusion entre 1 dB et 2,5 dB est observée pour HH et VV, en comparant les acquisitions du 16 et du 30 novembre 2008 prises en condition de gel, selon les données de terrain.



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

Figure 4.16 – Comparaison image à image de la puissance rétrodiffusée en base linéaire (HH, HV et VV), pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.



(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 4.16 – Comparaison image à image de la puissance rétrodiffusée en base linéaire (HH, HV et VV), pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)

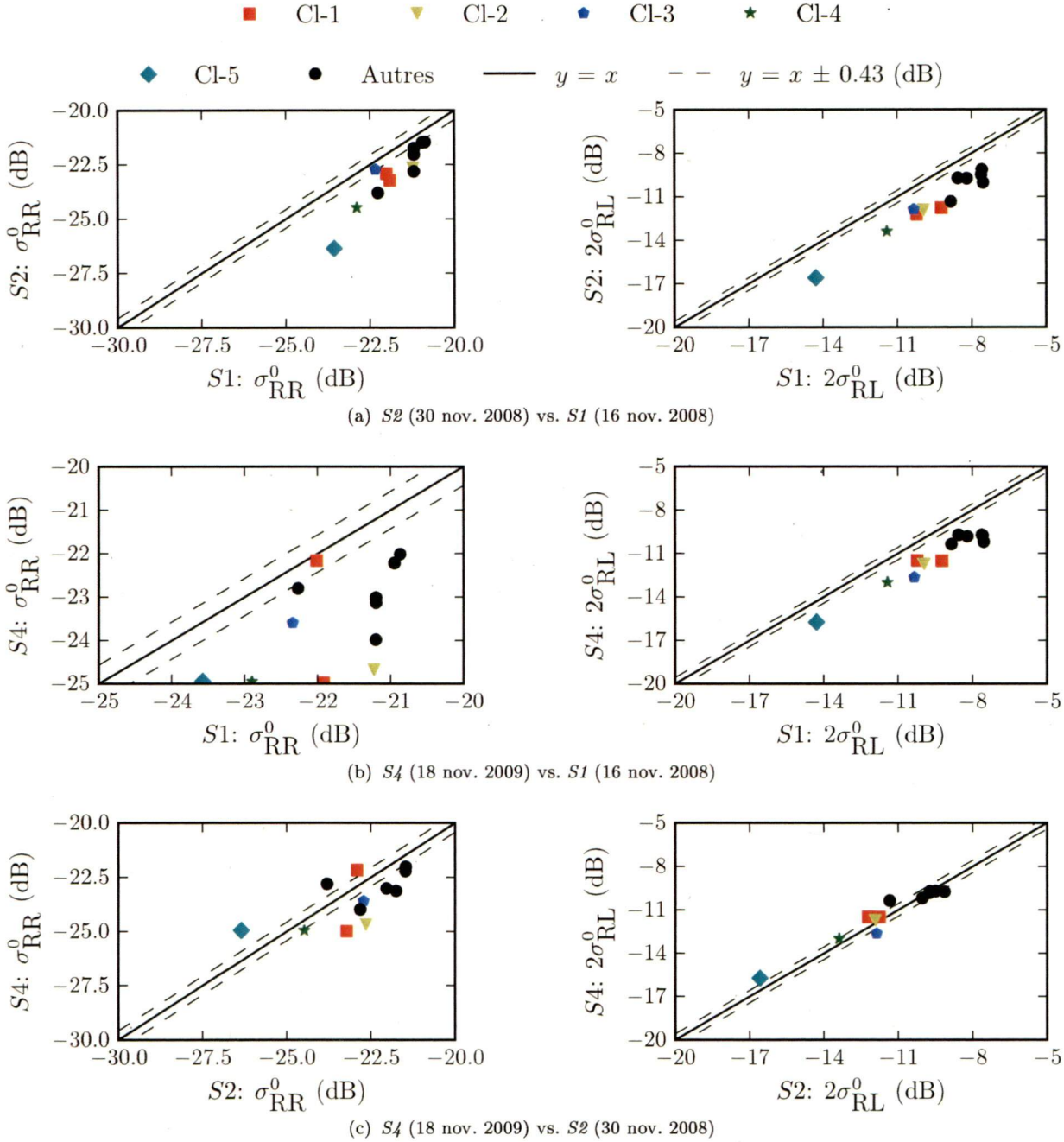
Comme l'erreur radiométrique sur les données RADARSAT-2 est de 0,43 dB (lignes pointillées), ces changements peuvent être considérés comme étant significatifs. Les seuls paramètres qui diffèrent entre ces deux images sont l'angle d'incidence et l'humidité du sol en raison du gel du sol (la rugosité du sol et les caractéristiques des résidus de végétation sont supposés constants). La différence d'angle d'incidence (30° vs. 38°) ne peut expliquer à elle seule cette diminution de σ^0_{HH} et σ^0_{VV} entre les deux dates. En effet, pour des sols nus rugueux, comme c'est le cas des champs d'étude à Saskatoon, la dynamique angulaire de la rétrodiffusion est très faible, surtout aux forts angles d'incidence (Ulaby *et al.*, 1982). C'est donc fort probablement l'augmentation de l'amplitude du gel, donc de la baisse de la constante diélectrique entre les deux dates d'acquisitions des données RADARSAT-2, qui entraîne cette décroissance de σ^0.

L'amplitude du changement n'est toutefois pas si grande, comparé à certaines observations dans la littérature (voir la section 1.2), ce qui est certainement dû au fait que le sol est déjà gelé en surface le 16 novembre, comme constaté lors des mesures sur le terrain. La variation de σ^0_{HV} entre les acquisitions *S1* et *S2* est assez faible (moins de 1,5 dB), sauf pour le pâturage (classe Cl-5). En théorie, la rétrodiffusion HV est plus influencée par les modifications dans la rugosité de surface et les caractéristiques de la végétation que par les changements dans l'humidité du sol, contrairement à σ^0_{HH} (Ulaby *et al.*, 1986). Cela tend donc à confirmer qu'il n'y a pas de changements majeurs dans la rugosité du sol d'une image à l'autre. De même, la faible variation de la rugosité d'un champ à l'autre (maximum de 0,5 cm pour σ) explique sûrement le fait que les points soient assez groupés. Pour le pâturage, des modifications dans les caractéristiques de la végétation, auxquelles est très sensible σ^0_{HV}, pouraient expliquer la plus forte décroissance.

L'analyse des figures 4.16b et 4.16c, comparant des conditions gelées et dégelées, fait ressortir un élément qui peut paraître surprenant : les rétrodiffusions HH et VV du 18 novembre 2009 (conditions de dégel) sont inférieures à celles du 16 novembre 2008 (conditions de gel) et très similaires à celles du 30 novembre 2008 (conditions de gel). Dans le premier cas, l'écart peut être supérieur à 2,5 dB. L'humidité du sol à 5 cm de profondeur est semblable pour les acquisitions *S1* et *S4* (autour de 0,15 m^3/m^3, voir la figure 4.14), tandis qu'elle est évidemment plus faible pour *S2*. Pour la figure 4.16b, ce sont donc les changements dans la rugosité de surface qui expliquent le comportement observé. Cela est particulièrement apparent pour σ^0_{HV}, où la diminution est plus grande lorsque l'écart entre

la rugosité en 2008 et 2009 est plus important (jusqu'à 4 dB pour la classe Cl-2). Le faible rapprochement des points par rapport à la diagonale dans la figure 4.16c, comparé à ceux de la figure 4.16b, est quant à lui dû à l'effet combiné des changements dans la rugosité et dans l'humidité du sol, qui tendent à se contre-balancer. Les sols plus lisses en 2009 devraient avoir pour effet de diminuer σ^0 comparativement à 2008, mais l'augmentation de m_{v5} entre les deux images devrait au contraire augmenter la rétrodiffusion (Ulaby *et al.*, 1986).

Les changements observés entre les trois images RADARSAT-2 pour la rétrodiffusion en base linéaire sont donc en accord avec la théorie et montrent que le signal réagit effectivement au gel du sol. Il est donc pertinent de voir si des variations sont aussi apparentes pour les différentes techniques polarimétriques. La figure 4.17 montre les rétrodiffusions RR et RL, dans la base circulaire. σ^0_{LL} n'est pas incluse, car son comportement est presque identique à celui de σ^0_{RR}. Il est possible de remarquer que σ^0_{RR} (et σ^0_{LL}) réagit de façon similaire à σ^0_{HV}, alors que σ^0_{RL} est semblable à σ^0_{HH} et σ^0_{VV}. Le signal de puissance rétrodiffusée en base circulaire n'apporte donc aucune nouvelle information par rapport à la base linéaire.



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 4.17 – Comparaison image à image de la puissance rétrodiffusée en base circulaire (RR et RL), pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

Chapitre 5

Méthodologie

La méthodologie est divisée en deux parties distinctes ; la première est basée sur l'utilisation des données AMSR-E, tandis que la seconde porte sur l'utilisation des données polarimétriques RADARSAT-2.

5.1 Utilisation des données AMSR-E

L'organigramme de la figure 5.1 montre les étapes méthodologiques pour la partie AMSR-E. Les deux objectifs principaux sont la comparaison des performances du gradient spectral calculé avec différentes combinaisons de fréquences de T_B pour la détection du gel dans le sol, et la recherche d'un nouvel indicateur du gel du sol avec les données AMSR-E de température de brillance.

5.1.1 Prétraitement des données de T_B et calcul de GS et DP

Le prétraitement des données de température de brillance de AMSR-E se fait en deux parties. La première est le retrait des données affectées par les interférences radio (RFI). Parmi les indicateurs de qualités inclus avec les données AMSR-E, l'indice indiquant la présence de RFI est utilisé pour filtrer les données de T_B contaminées. Le RFI provient d'antennes qui émettent un signal à des fréquences proches de la bande C (6,9 GHz) du capteur AMSR-E. Cela entraîne de très fortes valeurs de température de brillance AMSR-E et même, dans les pires cas, une saturation du signal mesuré (Li *et al.*, 2004). Il est à noter que la fiabilité de l'indicateur de RFI inclus avec les données AMSR-E n'est pas garantie. Il est néanmoins utilisé, puisqu'il dépasse le cadre de ce travail d'utiliser des méthodes plus poussées de détection

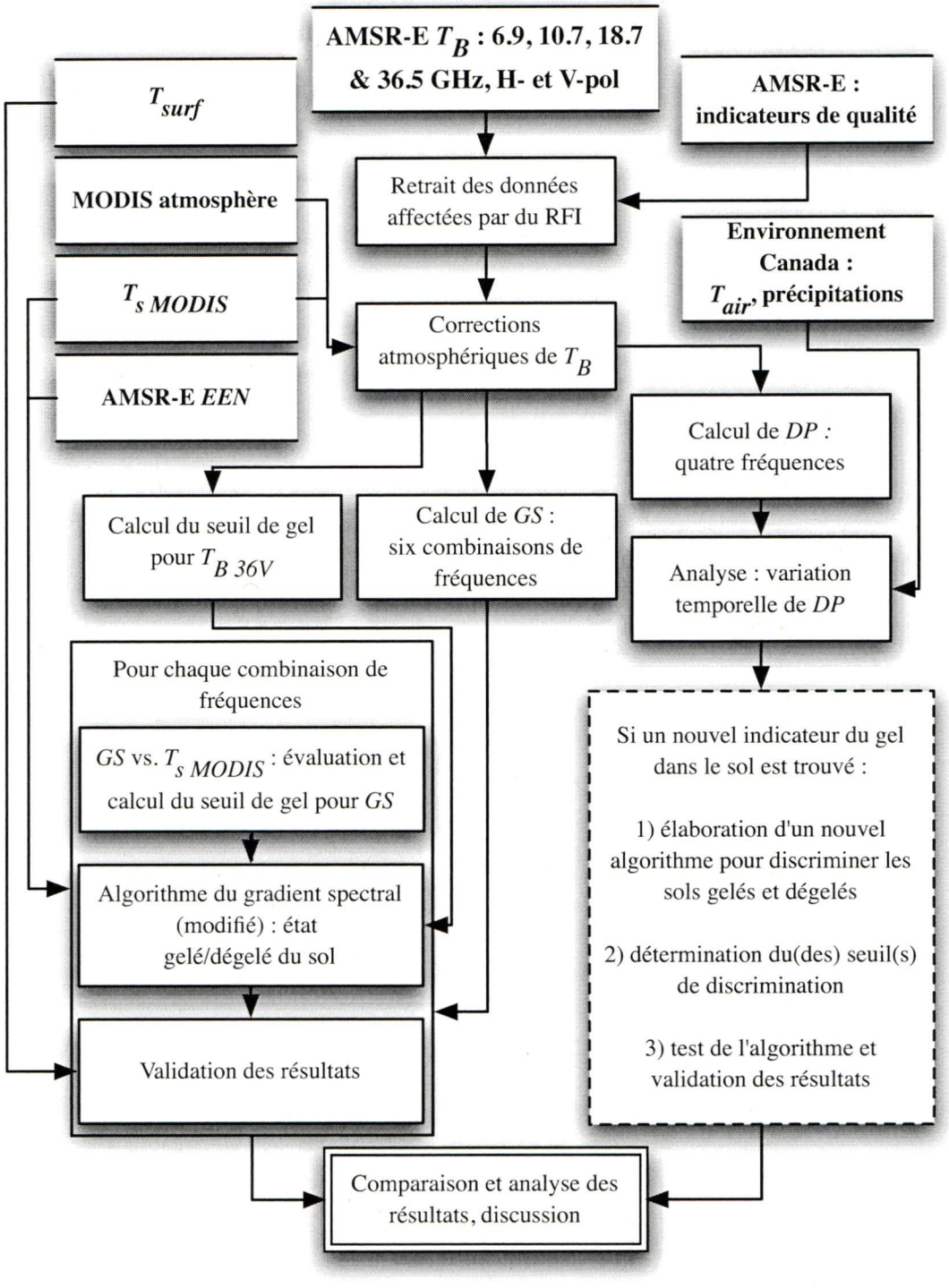


Figure 5.1 – Organigramme méthodologique pour la partie AMSR-E.

du RFI. De plus, les résultats obtenus par Njoku *et al.* (2005) indiquent que la contamination n'est pas si importante en Saskatchewan. Des tests sommaires, réalisés par l'auteur et inspirés de la méthodologie de Li *et al.* (2004) et Njoku *et al.* (2005), vont d'ailleurs dans le sens d'une faible contamination.

La deuxième étape du prétraitement est la correction des effets de l'atmosphère, basée sur les équations de (Ulaby *et al.*, 1981). Seules les données aux fréquences de 18,7 et 36,5 GHz sont corrigées, car l'effet de l'atmosphère est minime aux fréquences inférieures à 15 GHz (Ulaby *et al.*, 1981). L'algorithme de correction utilisé est basé sur le transfert radiatif. Outre les données de température de brillance, il requiert des données de température de surface et de profil d'atmosphère. Pour plus de détails, se référer à l'annexe B.

5.1.2 Algorithme du gradient spectral modifié

Les températures de brillance corrigées sont d'abord utilisées pour calculer le gradient spectral de T_B, afin de déterminer si le sol est gelé ou dégelé. Pour évaluer l'effet des basses fréquences sur la détection du gel dans le sol, six combinaisons de fréquences sont testées et comparées (voir tableau 5.1). Le calcul de GS se fait à l'aide de l'équation 2.4 (section 2.3.2), pour chaque polarisation (H et V), ainsi que pour la moyenne des deux polarisations. Cela permettra de comparer les résultats obtenus avec ceux des études antérieures qui faisaient usage de la moyenne.

Tableau 5.1 – Combinaisons de fréquences utilisées pour le calcul du gradient spectral.

ID	Fréquences (GHz)
$GS1$	6.9 & 10.7
$GS2$	10.7 & 18.7
$GS3$	18.7 & 36.5
$GS4$	6.9, 10.7 & 18.7
$GS5$	10.7, 18.7 & 36.5
$GS6$	6.9, 10.7, 18.7 & 36.5

Cependant, une modification a été apportée à l'algorithme décrit dans le chapitre 2 (section 2.3.2) afin d'exclure, à l'aide du EEN, les données où de la neige est présente sur le sol. La figure 5.2 montre l'algorithme modifié. Chaque donnée en entrée peut être catégorisée comme étant de la neige, un sol dégelé ou un sol gelé. Dans la sous-section 4.2.2 du chapitre

précédent, il a été montré que la neige n'a pas une grande influence sur T_B à 36,5 GHz pour des valeurs de EEN inférieures à 30 mm. Puisque les fréquences plus basses sont moins affectées par le couvert nival, il est justifié d'utiliser cette valeur (30 mm) pour fixer le seuil S_N pour quatre fréquences. De cette façon, toutes les données où la neige a un effet minime seront conservées.

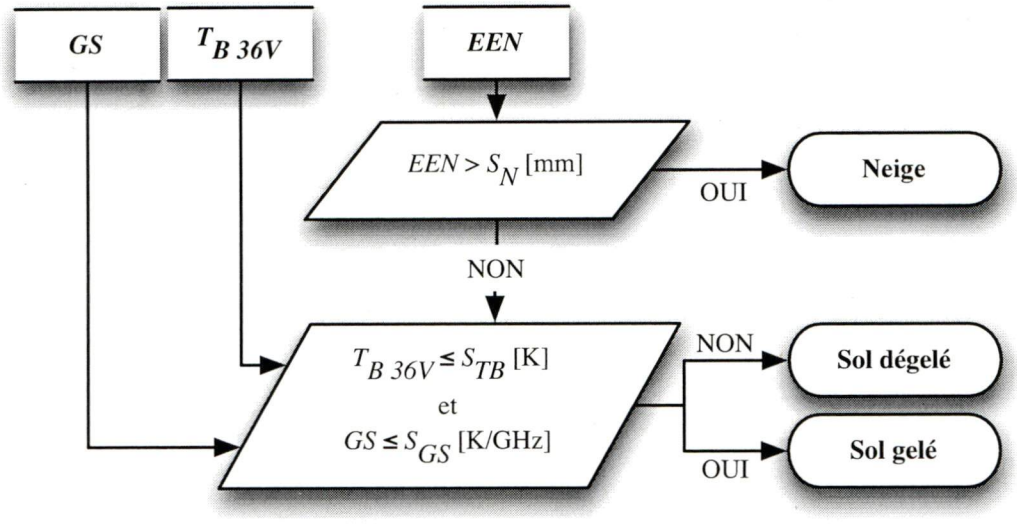


Figure 5.2 – Algorithme du gradient spectral modifié.

Puisque c'est $T_{B\,36V}$ qui est le mieux corrélé avec $T_{s\,MODIS}$ et, par extension, à la température du sol, il est employé comme premier discriminant dans l'algorithme. Le seuil S_{TB} est déterminé, pour chaque pixel AMSR-E, à l'aide de quatre méthodes :

Méthode	**Description**
TB-Ureg	Régression linéaire de $T_{B\,36V}$ en fonction de $T_{s\,MODIS}$, tracée à partir des données des années 2003 à 2009.
TB-Areg	Régression linéaire de $T_{B\,36V}$ en fonction de $T_{s\,MODIS}$, tracée à partir des données de l'année courante utilisée dans l'algorithme.
TB-Amoy1	Moyenne annuelle de $T_{B\,36V}$, calculée après avoir retiré les données sous couvert nival (seuil S_N pour le EEN).
TB-Amoy2	Moyenne annuelle de $T_{B\,36V}$, calculée après avoir exclu les données s'éloignant de plus d'un écart type de la moyenne annuelle initiale.

Les deux premières méthodes sont basées sur les observations de la section 4.2.2 et sur la méthodologie employée dans plusieurs études antérieures (Zhang *et al.*, 2003; Jin *et al.*, 2009), tandis que l'utilisation de la moyenne annuelle (*TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*) comme valeur seuil de T_B est inspirée de Chang and Cao (1996). Pour les régressions linéaires (*TB-Ureg* et *TB-Areg*), les données où de la neige est présente sur le sol sont au préalable retirées à l'aide du EEN (seuil S_N). La valeur seuil de T_B (S_{TB}) est déterminée en fixant $T_{s\,MODIS}$ à 273,15 K dans l'équation de régression. Par ailleurs, la comparaison des résultats obtenus avec les deux dernières méthodes (*TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*) permettra de vérifier si les statistiques annuelles peuvent remplacer efficacement les données de EEN pour le "filtrage" des données de neige. En raison de la forte et rapide diminution de T_B due à la neige dans la figure 4.9, il est vraisemblable de supposer qu'il va y avoir plus de données sous couvert nival que de données de végétation (durant l'été) qui sont éloignées de plus d'un écart type de la moyenne annuelle. En éliminant ces données, une nouvelle moyenne annuelle devrait donc être un peu plus élevée que l'ancienne valeur, d'où la méthode *TB-Amoy2*.

Pour déterminer le seuil de GS (S_{GS}) et évaluer le potentiel de chaque combinaison de fréquences pour la détection du gel du sol, la variation de GS en fonction de $T_{s\,MODIS}$ est analysée. Cela permettra de voir si la neige a aussi un grand effet sur GS et si un seuil S_{GS} de 0 K/GHz, couramment employé dans la littérature (ex. : Chang and Cao (1996), Judge *et al.* (1997), Zhang *et al.* (2003)), est adéquat. Il est cependant nécessaire de se limiter aux gradients spectraux nuls ou négatifs, car les seuils positifs ne sont pas en accord avec les bases physiques de l'algorithme du gradient spectral (section 2.3.2). De plus, $T_{B\,36V}$ est essentiel pour éliminer les données ayant un GS négatif durant l'été, et un critère est requis pour identifier les données correspondant à de la neige. Comme pour $T_{B\,36V}$, les statistiques des données de GS sont utilisées afin de fournir des seuils efficaces. Pour chaque pixel pris individuellement, la moyenne (μ) et l'écart type (STD) annuels de GS seront calculés pour chaque combinaison de fréquences. Pour le filtrage des données enneigées, trois méthodes dont deux identiques à celles utilisées pour $T_{B\,36V}$ seront utilisées :

Préfixe	Description
S	Retirer les données de GS sous couvert nival (seuil S_N pour le EEN).
M	Retirer les données de GS s'éloignant de plus d'un écart type de la moyenne annuelle initiale (incluant les données de neige).
C	Retirer les données de GS sous couvert nival (seuil S_N pour le EEN), calculer la moyenne et l'écart type annuels et exclure les données s'éloignant de plus d'un écart type de cette moyenne.

La méthode S retire les données de GS pour lesquelles la valeur de EEN de AMSR-E dépasse le seuil S_N. La méthode M s'appuie sur la même logique que la méthode *TB-Amoy2* pour le seuil de T_B (S_{TB}), c'est-à-dire qu'il devrait y avoir plus de données enneigées que de données de végétation qui soient éloignées de plus d'un écart type de la moyenne annuelle. La méthode C pour le seuil de GS (S_{GS}) est quant à elle une combinaison des méthodes S et M. Ces trois méthodes sont testées et comparées afin de vérifier si les statistiques de GS (méthode M) ou les données de EEN de AMSR-E (méthode S) sont individuellement suffisantes pour éliminer les données enneigées ou s'il est nécessaire de les combiner (méthode C). Par la suite, le préfixe S, M ou C sera utilisé pour différencier les seuils obtenus avec ces trois méthodes.

Afin de s'assurer de seuils de GS négatifs, les méthodes suivantes basées sur les statistiques annuelles seront testées :

ID	*GS-0*	*GS-ϒmoy*	*GS-ϒstd1*	*GS-ϒstd2*
Seuil S_{GS}	0	μ_Υ	$\mu_\Upsilon - \mathrm{STD}_\Upsilon$	$\mu_\Upsilon - \mathrm{STD}_\Upsilon/2$

$$\Upsilon \in \{S, M, C\}$$

L'indice Υ réfère à la méthode de filtrage de la neige pour GS (S, M ou C) utilisée pour calculer les statistiques annuelles (μ et STD) et les seuils pour GS. Dans tous les cas, si le seuil calculé est positif, il est ramené à zéro afin de respecter les bases physiques de l'algorithme du gradient spectral.

Le seuil *GS-ϒstd2* est inspiré de ce qui est fait par Smith *et al.* (2004). Comme mentionné au chapitre 1, leur méthodologie implique d'estimer les dates de début du gel à l'automne

et du dégel au printemps à l'aide d'un plateau qui apparaît durant l'été dans la variation temporelle de la différence de température de brillance entre 37 et 19 GHz. Pour ce faire, ils calculent d'abord la hauteur du plateau estival à l'aide d'une régression linéaire moindre carrés. Ensuite, il éliminent tous les points éloignés de plus d'un écart type de cette valeur, et calculent une deuxième hauteur pour le plateau. C'est ce second plateau qui est utilisé pour estimer la période de gel durant une année.

5.1.3 Validation des résultats

La validation des résultats obtenus avec l'algorithme du gradient spectral modifié est faite à l'aide des données de température du sol collectées aux stations fixes installées en bordure des champs par Environnement Canada. Plusieurs études (Chang and Cao, 1996; Zhang *et al.*, 2003; Jin *et al.*, 2009; Han *et al.*, 2010) emploient la température du sol à une profondeur d'environ 5 cm. Cependant, comme mentionné dans la section 4.1.3, les sondes dans les champs d'étude ne mesurent que la température à la surface du sol (T_{surf}), ainsi qu'à 20 cm et 50 cm de profondeur. L'utilisation de ces deux dernières entraînerait une sous-évaluation des conditions de gel, car il faut souvent plusieurs jours au front de gel pour atteindre une telle profondeur. Au contraire, la température de la surface du sol (T_{surf}) lors du passage du satellite n'est pas suffisante pour dire si le sol est gelé (ou dégelé) en profondeur.

Un critère de gel, basé sur l'évolution temporelle de T_{surf}, a donc été élaboré. Nous postulons que le sol est considéré comme étant gelé sur les premiers centimètres si la moyenne de T_{surf} durant la nuit précédant le passage de AMSR-E est inférieure à 0 °C. Sinon, il est considéré comme étant dégelé. La moyenne nocturne est calculée entre 18h et 2h, pour se limiter à la période où il n'y a plus ou peu d'ensoleillement, avant le passage d'AMSR-E (environ 1h30 à l'équateur). Les données sous couvert nival sont ignorées de la validation à l'aide du seuil S_N du EEN. Les données de T_{surf} des champs d'étude sont moyennées, puisque ces derniers sont tous contenus dans le pixel #2 de AMSR-E. La validation est donc limitée à ce pixel et aux années 2007 à 2009, car les données des stations ne sont disponibles que pour cette période temporelle. Il aurait été souhaitable de pouvoir faire une validation plus étoffée, couvrant plus d'un pixel. Cependant, la figure 4.6, de même que d'autres tests où les courbes temporelles de T_B pour les six pixels ont été superposées, montrent que les propriétés temporelles et spectrales des pixels #1, #2, #3 et #6 sont très similaires. Cela suggère que l'application de l'algorithme du gradient spectral aux différents pixels devrait mener à des performances semblables.

La comparaison des résultats de l'algorithme du gradient spectral avec le critère de gel permet de créer une matrice de confusion et de calculer quatre paramètres de qualité (tableau 5.2).

Tableau 5.2 – Matrice de confusion et paramètres de qualité utilisés pour la validation des résultats.

		Algo. du GS		
	Sol	**Dégelé**	**Gelé**	$PGlob = (A+D)/(A+B+C+D)$
Critère	**Dégelé**	A	B	$PDG = D/(C+D)$
de gel	**Gelé**	C	D	$FA = 1 - D/(B+D)$
				$PErr = (B+C)/(A+B+C+D)$

$PGlob$ est la précision globale de l'algorithme du GS et indique la proportion des données correctement assignées à un sol gelé ou dégelé. $PErr$, le pourcentage d'erreurs, prend au contraire en compte toutes les erreurs (omission et commission). PDG est la probabilité de détection du gel et donne une indication sur la capacité de l'algorithme à bien identifier les données où le sol est gelé, mais ne tient pas compte de celles où le sol est dégelé. Le taux de fausses alarmes, FA, donne une idée du nombre de données de sol dégelé que l'algorithme considère comme étant gelé. Selon Chang and Cao (1996), pour être significative, une probabilité de détection du gel élevée doit être accompagnée d'un FA faible. Il est cependant préférable de tenir compte des quatre paramètres lors de l'analyse des résultats.

Les paramètres de qualité obtenus pour les différentes combinaisons de fréquences, ainsi qu'avec les différents seuils utilisés, seront comparés. Pour évaluer quantitativement les différences observées, des statistiques sont requises pour les quatre paramètres. Or, la validation des résultats avec toutes les données résulte en une seule valeur pour chaque paramètre de qualité. Pour contrer ce problème, la méthode suivante est employée (*bootstrap*[1]) :

1. Faire la validation avec l'ensemble des données de validation (critère de gel avec T_{surf}) et calculer les paramètres de qualité ;
2. Générer aléatoirement et avec remise un ensemble de données de validation de la même taille que l'ensemble original ;
3. Faire la validation et calculer les paramètres de qualité pour cet ensemble ;

1. Les techniques de *bootstrap* sont des méthodes qui permettent d'estimer les propriétés statistiques d'une population à l'aide d'un échantillon réduit de données provenant de cette population.

4. Répéter les deux étapes précédentes à plusieurs reprises, afin d'avoir un échantillon statistique pour chaque paramètre de qualité.

La remise dans l'étape 2 fait en sorte que la même donnée peut se retrouver plus d'une fois dans l'ensemble généré. Il y a donc une multitude de combinaisons possibles. À l'étape 4, 5000 répétitions ont été choisies, car c'est un compromis raisonnable entre le temps de calcul et la taille de l'échantillon statistique. À la fin du processus, la moyenne et l'intervalle de confiance à 95% sont calculés pour chacun des paramètres de qualité. La comparaison des résultats est faite à partir de l'intervalle de confiance. En effet, s'il y a chevauchement des intervalles de confiance, les différences observées entre les paramètres de qualité pour les différentes combinaisons de fréquences de GS ou les différents seuils pour T_B (S_{TB}) et GS (S_{GS}) ne sont pas significatives.

5.1.4 Nouvel indicateur du gel du sol

L'analyse des données de T_B dans le chapitre précédent a fait ressortir que l'écart entre les signaux aux polarisations H et V diminue au cours de l'automne. Afin d'investiguer l'utilisation de cette information pour discriminer les sols gelés et dégelés, la différence de polarisation ($DP = T_{BV} - T_{BH}$) est calculée pour chaque fréquence à partir des températures de brillance corrigées des effets de l'atmosphère. Pour déterminer ce nouvel indicateur du gel dans le sol, la variation de la différence de polarisation en fonction du temps et en fonction de $T_{s\,MODIS}$ est d'abord analysée. Par la suite, un algorithme de seuillage est élaboré à partir de ce nouvel indicateur pour discriminer les sols gelés des sols dégelés. Il sera testé, et les résultats validés à l'aide d'une méthode similaire à celle utilisée pour le gradient spectral.

La figure 5.3 présente la variation temporelle de DP (moyenne des pixels de AMSR-E) pour les quatre fréquences de AMSR-E ainsi que celle de $T_{s\,MODIS}$. En raison de la dépolarisation du signal par la végétation abondante l'été, la différence de polarisation est à son minimum durant l'été (sous-section 4.2.2, figure 4.9). Elle est élevée durant l'hiver (figure 4.9) à cause de l'atténuation plus importante de la polarisation H par les différentes couches de neige et de glace que la polarisation V (Mätzler, 1994; Grody and Basist, 1996; Ashcraft and Long, 2005). Les pics temporaires, surtout visibles aux basses fréquences, sont causés par des précipitations importantes de pluie (données non montrées). Les premières précipitations de neige à l'automne causent une augmentation rapide de DP à toutes les fréquences.

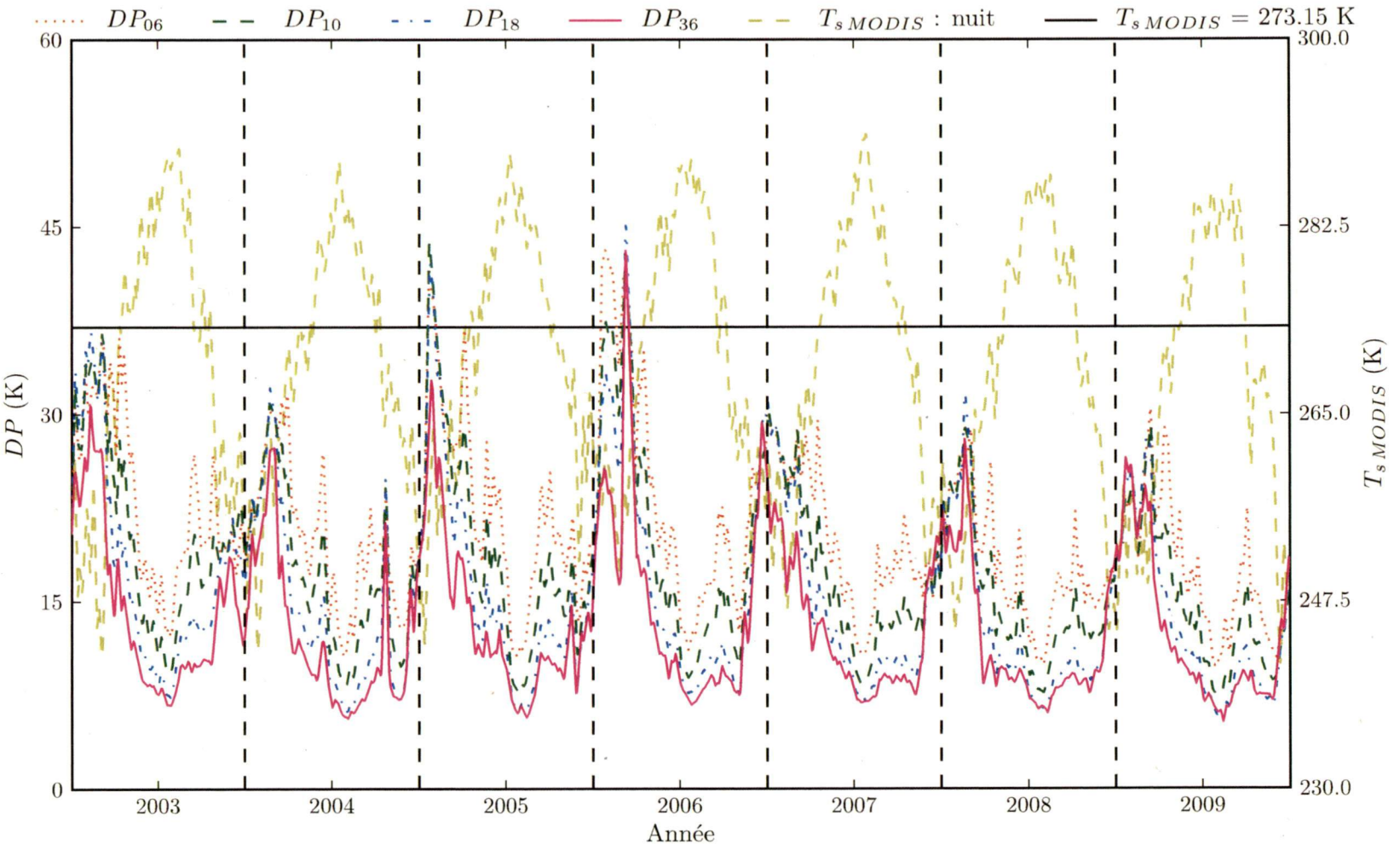


Figure 5.3 – Variation temporelle de la différence de polarisation (DP) aux quatre fréquences et de $T_{s\,MODIS}$. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée.

Durant l'hiver, le comportement est plus variable ; les courbes à 6,9, 10,7 et 18,7 GHz sont en général très rapprochées les unes des autres (sauf en 2006), alors que la courbe pour la fréquence de 36,5 GHz est dans la majorité des cas (2009 est une exception) plus basse. La variabilité est peut-être due à la variabilité des propriétés (densité, présence de couches de glace, etc.) du couvert nival d'une année à l'autre. Au cours de l'automne, entre le moment où $T_{s\,MODIS}$ devient inférieur à 273,15 K et l'accumulation de la neige au sol, DP décroît. Il convient donc d'analyser la variation de DP en fonction de $T_{s\,MODIS}$ (figure 5.4), pour voir s'il existe un seuil permettant de séparer les conditions de gel et de dégel.

La figure 5.4 montre que si $T_{s\,MODIS}$ est supérieur à 273,15 K, DP augmente légèrement lorsque la température diminue, surtout aux basses fréquences. En condition de gel ($T_{s\,MODIS}$ < 273,15 K), les données sont très dispersées, ce qui est en partie dû à la neige (les "x" dans la figure 5.4). Il est cependant possible de déceler une certaine tendance de décroissance des valeurs de DP lorsque que $T_{s\,MODIS}$ diminue. En dehors de la période de transition, soit

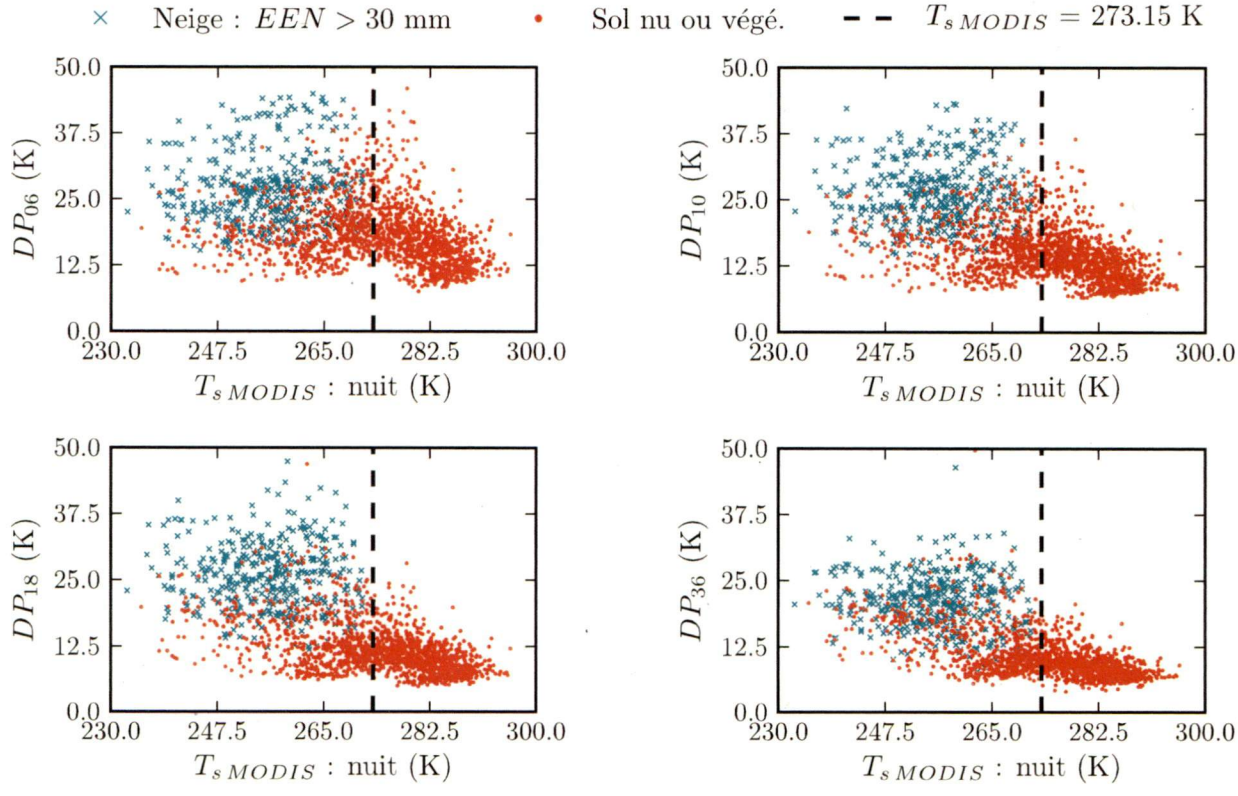


Figure 5.4 – Variation de DP à chaque fréquence en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée et les données de toutes les années sont incluses.

pour $T_{s\,MODIS} < 265$ K et $T_{s\,MODIS} > 280$ K, les valeurs de DP durant l'été et à l'automne sont similaires. Donc, la différenciation entre ces deux périodes temporelles (ou entre les sols gelés et dégelés) sur la base d'un seuil pour DP serait difficile. Des tests n'ont d'ailleurs pas permis de trouver un tel seuil permettant de séparer efficacement les sols gelés et dégelés.

Un élément intéressant ressort cependant dans la variation de DP en fonction de $T_{s\,MODIS}$ (figure 5.4). En faisant abstraction de la dispersion des points, autour de $T_{s\,MODIS} = 273{,}15$ K, DP diminue à mesure que la fréquence augmente. Pour les températures plus basses (265 K et moins) et plus hautes (280 K et plus), DP est au contraire similaire à toutes les fréquences. Cela signifie que l'écart entre les valeurs de DP aux quatre fréquences est plus grand pour $T_{s\,MODIS} \approx 273{,}15$ K que pour des valeurs de $T_{s\,MODIS}$ qui lui sont inférieures ou supérieures. Par conséquent, la différence entre les valeurs de DP aux quatre fréquences devrait diminuer au cours de l'automne et durant l'été. Cette différence entre DP aux quatre fréquences est représentée quantitativement par le gradient spectral de DP (GS_{DP}), qui est pressenti comme un nouvel indicateur du gel du sol. Celui-ci peut être calculé à l'aide d'une régression linéaire moindres carrés, tout comme le gradient spectral de T_B (GS). Pour fins de comparaison avec ce dernier, de même que pour évaluer l'apport des basses fréquences, les mêmes combinaisons de fréquences que celles utilisées dans l'algorithme du GS sont testées (tableau 5.3).

Tableau 5.3 – Combinaisons de fréquences utilisées pour le calcul du gradient spectral de DP (GS_{DP}).

ID	Fréquences (GHz)
$GS1_{DP}$	6.9 & 10.7
$GS2_{DP}$	10.7 & 18.7
$GS3_{DP}$	18.7 & 36.5
$GS4_{DP}$	6.9, 10.7 & 18.7
$GS5_{DP}$	10.7, 18.7 & 36.5
$GS6_{DP}$	6.9, 10.7, 18.7 & 36.5

Un seuil permettant de discriminer les sols gelés des sols dégelés pourrait donc fort probablement être calculé à partir de la variation du gradient spectral de DP (GS_{DP}) en fonction de $T_{s\,MODIS}$. Cependant, avant d'appliquer ce nouvel algorithme de seuillage pour la détection des sols gelés, il est important de réduire les erreurs en intégrant un critère sur la température et d'éviter les confusions dues à la neige en retirant les données enneigées.

5.1.5 Algorithme de discrimination du gel dans le sol avec GS_{DP}

La figure 5.5 présente cet algorithme basé sur le nouvel indicateur du gel du sol, GS_{DP}. Ce dernier est assez similaire à l'algorithme utilisé pour GS (figure 5.2 de la sous-section 5.1.2), en ce qui a trait à l'utilisation de $T_{B\,36V}$ comme critère de température et au retrait de la neige à l'aide des données de EEN.

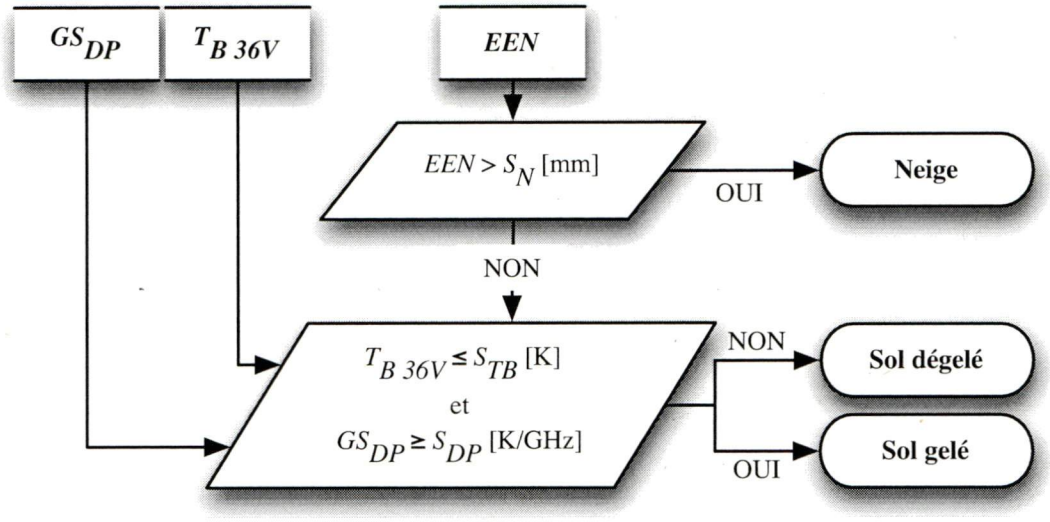


Figure 5.5 – Algorithme de discrimination du gel dans le sol basé sur GS_{DP}.

Le seuil S_N est le même que celui utilisé auparavant, soit 30 mm. Le seuil S_{TB}, quant à lui, est calculé à l'aide des quatre méthodes employées pour GS et décrites dans la sous-section 5.1.2. Le calcul du seuil du gradient spectral de DP (S_{DP}) est fait à partir des statistiques annuelles de GS_{DP}. Bien entendu, le seuil de 0 K/GHz est aussi testé. Comme dans le cas de GS, la neige est d'abord filtrée avant le calcul des statistiques annuelles en utilisant les trois méthodes de filtrage S, M et C présentées dans la section 5.1.2. Par ailleurs, contrairement à GS, aucune condition n'est fixée quant au signe du seuil du gradient spectral de DP (S_{DP}). Cela élargit l'intervalle de variation des valeurs de S_{DP} par rapport à au seuil pour le gradient spectral (S_{GS}). Différents seuils S_{DP} sont calculés sur la base des statistiques annuelles (μ_Υ et STD_Υ sont respectivement la moyenne et l'écart type annuels de GS_{DP}, calculés après le filtrage de la neige avec la méthode Υ), comme suit :

ID	*DP-0*	*DP-ϒmoy*	*DP-ϒstd1*	*DP-ϒstd2*	*DP-ϒstd3*	*DP-ϒstd4*
Seuil S_{DP}	0	μ_Υ	$\mu_\Upsilon - \mathrm{STD}_\Upsilon$	$\mu_\Upsilon + \mathrm{STD}_\Upsilon$	$\mu_\Upsilon - \mathrm{STD}_\Upsilon/2$	$\mu_\Upsilon + \mathrm{STD}_\Upsilon/2$

$$\Upsilon \in \{S, M, C\}$$

La performance de ces seuils sera testée ultérieurement (section 6.2) pour la détection du gel du sol.

5.2 Utilisation des données RADARSAT-2

L'utilisation des données RADARSAT-2 polarimétriques a pour but de tester différents paramètres et techniques polarimétriques quant à leur capacité à discriminer le gel dans le sol. L'organigramme méthodologique est présenté dans la figure 5.6. Le traitement pour cette partie se fait à l'aide de la matrice de Sinclair (équation 2.5).

5.2.1 Prétraitement des données radar polarimétriques

Le prétraitement des données est réalisé à l'aide du logiciel *PolSARpro* (European Space Agency, 2011). Afin de rendre les pixels de chaque acquisition RADARSAT-2 plus ou moins carrés, un *multi-looking* est d'abord effectué dans la direction azimuth des images (deux pixels). Cette opération a aussi pour effet de réduire légèrement le chatoiement. Par la suite, pour chaque pixel, les matrices de covariance (C) et de cohérence (T) (équations 2.6 et 2.7) sont extraites à partir de la matrice de Sinclair. Les matrices à trois composantes sont utilisées, car des tests ont montré que l'hypothèse de réciprocité est vérifiée ($\sigma^0_{HV} \approx \sigma^0_{VH}$). Un filtre de Lee amélioré avec une fenêtre de 7×7 pixels est ensuite appliqué sur les données pour réduire le chatoiement. Ce type de filtre est avantageux car il utilise les statistiques de l'image afin de préserver les zones où il y a des changements brusques dans la rétrodiffusion (bords) (Lee and Pottier, 2009). Une synthèse de polarisation circulaire est aussi réalisée, à partir de la matrice C filtrée.

5.2.2 Techniques polarimétriques

Les paramètres et techniques polarimétriques choisis pour cette étude sont :

- Les paramètres polarimétriques dans les bases linéaire et circulaire :
  - Rapports de co-polarisation (r_{copol}) et de dépolarisation (r_{depol}) ;

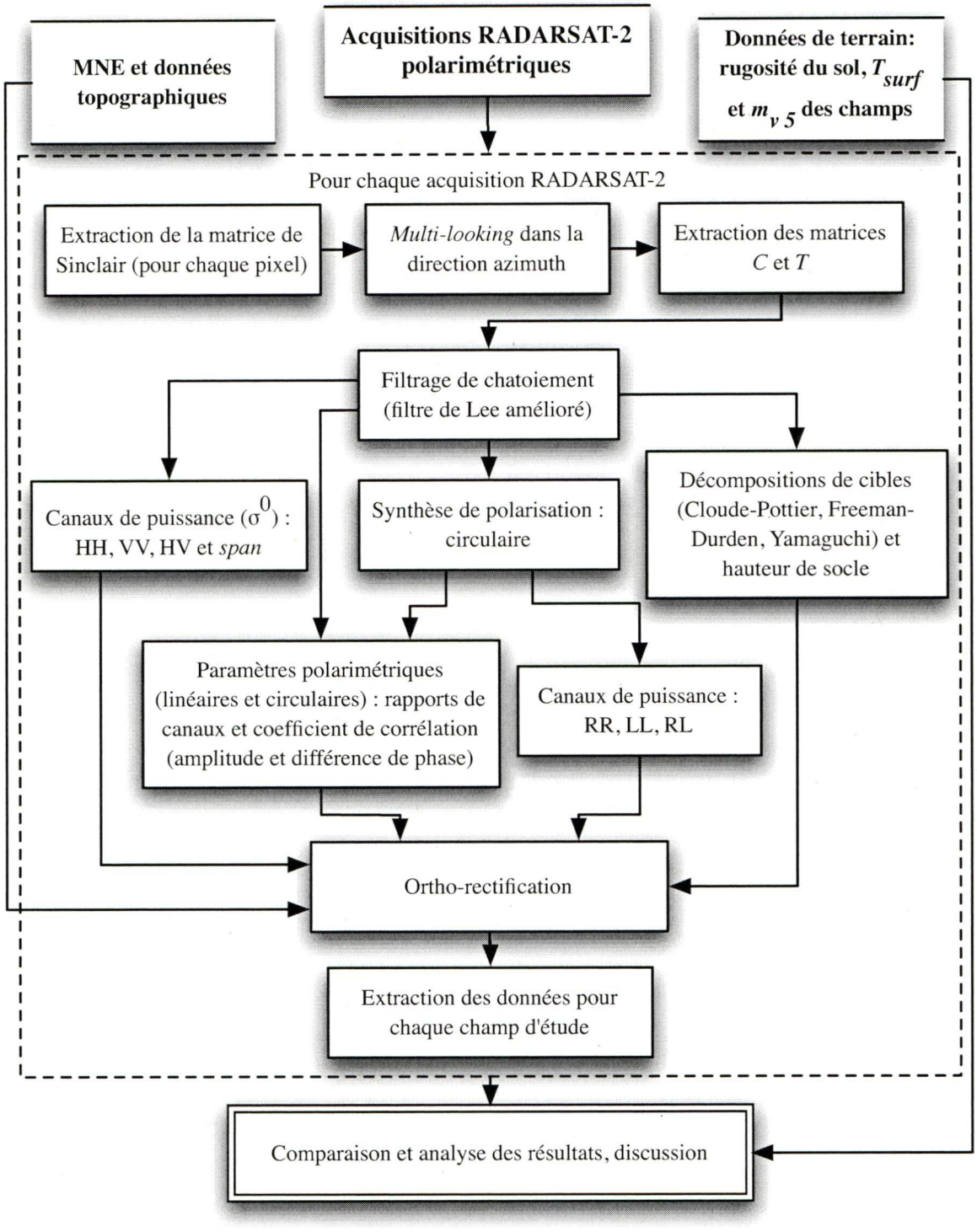


Figure 5.6 – Organigramme méthodologique pour la partie RADARSAT-2.

- Coefficients de corrélation (co- et ortho-polarisés) : amplitude (ρ) et différence de phase (ϕ) ;
- Les décompositions de cibles de Freeman-Durden et de Yamaguchi ;
- La décomposition de cibles de Cloude-Pottier ;
- La hauteur de socle.

Les paramètres polarimétriques (r_{copol}, r_{depol}, ρ et ϕ) sont calculés à partir des éléments de la matrice de covariance, dans les bases linéaire et circulaire (voir la sous-section 2.4.3).

Comme il est décrit aux sous-sections 2.4.4 et 2.4.5, une diagonalisation de la matrice de cohérence permet de calculer la hauteur de socle ainsi que les paramètres $\bar{\alpha}$, H et A de la décomposition de Cloude-Pottier. Quant aux décompositions de Freeman-Durden et Yamaguchi (sous-section 2.4.6), les puissances de diffusion surface (P_S), de volume (P_V), double bond (P_D) et en hélice (P_H) sont dérivées de la matrice de covariance C.

En plus de ces différentes techniques, les canaux de puissance dans les bases linéaire (HH, VV et HV) et circulaire (RR, LL et RL) sont analysés.

5.2.3 Ortho-rectification et extraction des données des champs d'étude

Les résultats obtenus pour chaque technique polarimétrique et les canaux de puissance sont ortho-rectifiés à l'aide du logiciel *PCI Geomatica*. Afin de faciliter la comparaison des données des différentes images RADARSAT-2, elles sont ré-échantillonnées à la même résolution spatiale. Une résolution de 6 m a été choisie, une valeur environ à mi-chemin entre les résolutions dans les directions azimuth et range des images RSO (voir le tableau 4.2). Des données topographiques de routes sont utilisées pour la sélection des points de contrôle. Un DEM est aussi requis pour le traitement.

Une fois la correction géométrique effectuée, les données correspondant à chaque champ d'étude sont extraites. Ainsi, les pixels contenus dans un champ sont les mêmes d'une image RADARSAT-2 à l'autre, ce qui facilite la comparaison.

5.2.4 Comparaison et analyse des résultats

Cette partie de l'étude se limitera à une analyse qualitative des résultats faite de façon visuelle, en comparant les rétrodiffusions moyennes des champs pour les différentes acquisitions RADARSAT-2. La moyenne de la rétrodiffusion dans les champs d'étude est couramment utilisée dans la littérature. À Saskatoon, son utilisation est davantage justifiée par l'homogénéité des champs en termes de relief, de rugosité de surface et de résidus de végétation, et ce, malgré leur grandes dimensions (800 m$\times$ 800 m).

Chapitre 6

Résultats

La présentation des résultats de recherche est séparée en trois sections. Les deux premières concernent les résultats obtenus avec les données AMSR-E, en ce qui a trait à l'algorithme du gradient spectral et au nouvel indicateur du gel dans le sol. La troisième section traite des résultats obtenus avec les données polarimétriques RADARSAT-2 pour la détection du gel du sol.

6.1 Comparaison de différentes combinaisons de fréquences pour l'algorithme du gradient spectral

Le premier objectif de l'étude consiste à comparer différentes combinaisons de fréquences pour le calcul du gradient spectral quant à leur capacité à discriminer les sols gelés de ceux qui ne le sont pas. Les résultats obtenus pour les seuils de $T_{B\,36V}$ (S_{TB}) et de GS (S_{GS}) sont d'abord présentés avant ceux de l'algorithme du gradient spectral.

6.1.1 Seuils pour $T_{B\,36V}$ (S_{TB})

Les résultats des quatre méthodes de calcul du seuil S_{TB} (section 5.1.2) sont évalués pour le pixel #2 de AMSR-E (validation limitée à ce pixel, voir section 5.1.3) et pour les années 2007–2009, pour lesquelles les sondes d'Environnement Canada sont disponibles.

Les tableaux 6.1(a) et 6.1(b) montrent que dans l'ensemble, les valeurs seuils S_{TB} issues des quatre méthodes sont très similaires (moins de 2 K d'écart). Le tableau 6.1(a) montre que les régressions linéaires annuelles ont un meilleur coefficient de détermination que la

Tableau 6.1 – Valeurs seuils S_{TB} obtenues pour le pixel AMSR-E #2, à partir (a) des régressions linéaires unique (*TB-Ureg*) et annuelles (*TB-Areg*) et (b) de la moyenne annuelle de $T_{B\,36V}$ (*TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*). Les coefficients de détermination pour les régressions linéaires sont aussi inclus dans (a).

(a) **TB-Ureg et TB-Areg**

	Unique	*2007*	*2008*	*2009*
S_{TB} [K]	262.64	261.99	263.41	263.61
R^2	0.73	0.74	0.82	0.77

(b) **TB-Amoy1 et TB-Amoy2**

	2007	*2008*	*2009*
1 : S_{TB} [K]	263.22	264.26	263.29
2 : S_{TB} [K]	262.02	263.23	261.63

régression unique, mais ce n'est pas nécessairement vrai pour les autres années (2003 à 2006). Le tableau 6.1(b), quant à lui, indique que les deux méthodes de "filtrage" de la neige mènent à des seuils similaires pour $T_{B\,36V}$. Il reste à savoir si les faibles différences observées entre les seuils issus des quatre méthodes auront une influence importante sur les résultats de l'algorithme du GS (sous-section 6.1.3).

6.1.2 Seuils pour GS (S_{GS})

La détermination du seuil S_{GS} requis pour chaque combinaison de fréquences est effectuée à partir de la variation de GS en fonction de $T_{s\,MODIS}$ (figure 6.1). La moyenne journalière des données pour les pixels AMSR-E (sauf les pixels #4 et #5, qui contiennent des lacs, sous-section 4.1.1) est utilisée et toutes les années sont considérées dans la figure 6.1.

Pour les six combinaisons de fréquences (sous-section 5.1.2), la figure 6.1 montre une diminution (souvent modeste) des valeurs de GS lorsque $T_{s\,MODIS}$ tombe en dessous de 273,15 K. Comme attendu, la neige est caractérisée par un gradient spectral purement négatif, particulièrement pour les combinaisons $GS3$, $GS5$ et $GS6$, qui incluent la fréquence de 36,5 GHz, et ce, dans les deux polarisations.

La figure 6.1 révèle aussi que le nombre de points ayant un gradient spectral négatif en condition de gel ($T_{s\,MODIS} < 273{,}15$ K), outre ceux correspondant à de la neige (les "x"), est plus faible pour la polarisation horizontale que verticale. La seule exception est la combinaison $GS3$. Cela laisse présager que, pour toutes les combinaisons sauf $GS3$, la polarisation horizontale performera moins bien que la polarisation verticale pour discriminer les sols gelés et dégelés. Pour $GS2$ et $GS4$, aux deux polarisations, il y a très peu de don-

nées non enneigées avec un GS négatif (pour $T_{s\,MODIS} < 273{,}15$ K), signifiant que ces deux combinaisons discrimineront probablement mal les sols gelés de ceux qui sont dégelés. Pour les autres combinaisons, au moins une partie des données ayant un gradient spectral négatif, et qui ne correspondent pas à de la neige, doivent être dues à un sol gelé. La plus grande

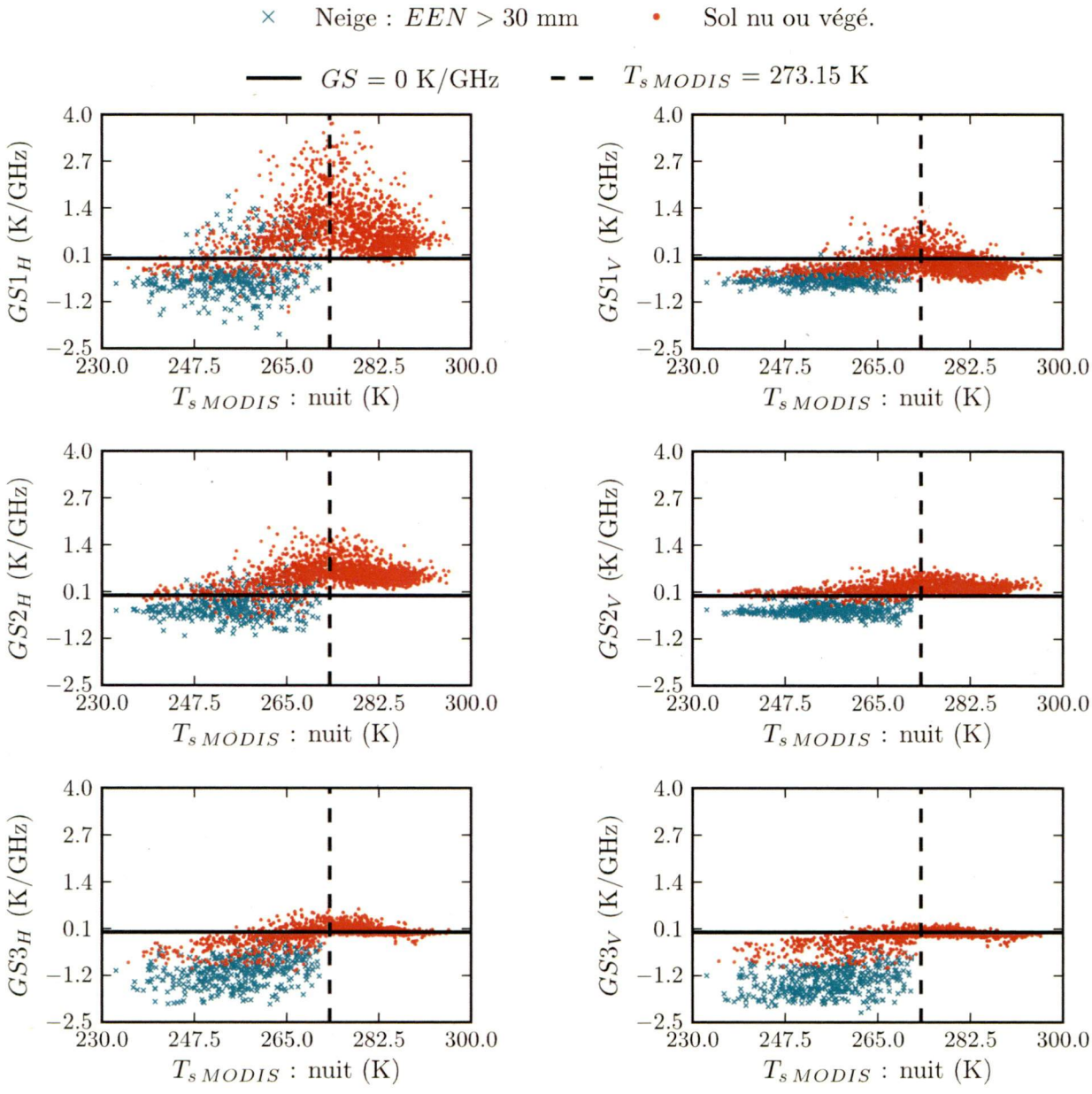


Figure 6.1 – Variation de GS en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, pour chaque combinaison de fréquences aux polarisations H et V. La moyenne journalière des pixels AMSR-E est utilisée et les données de toutes les années sont incluses.

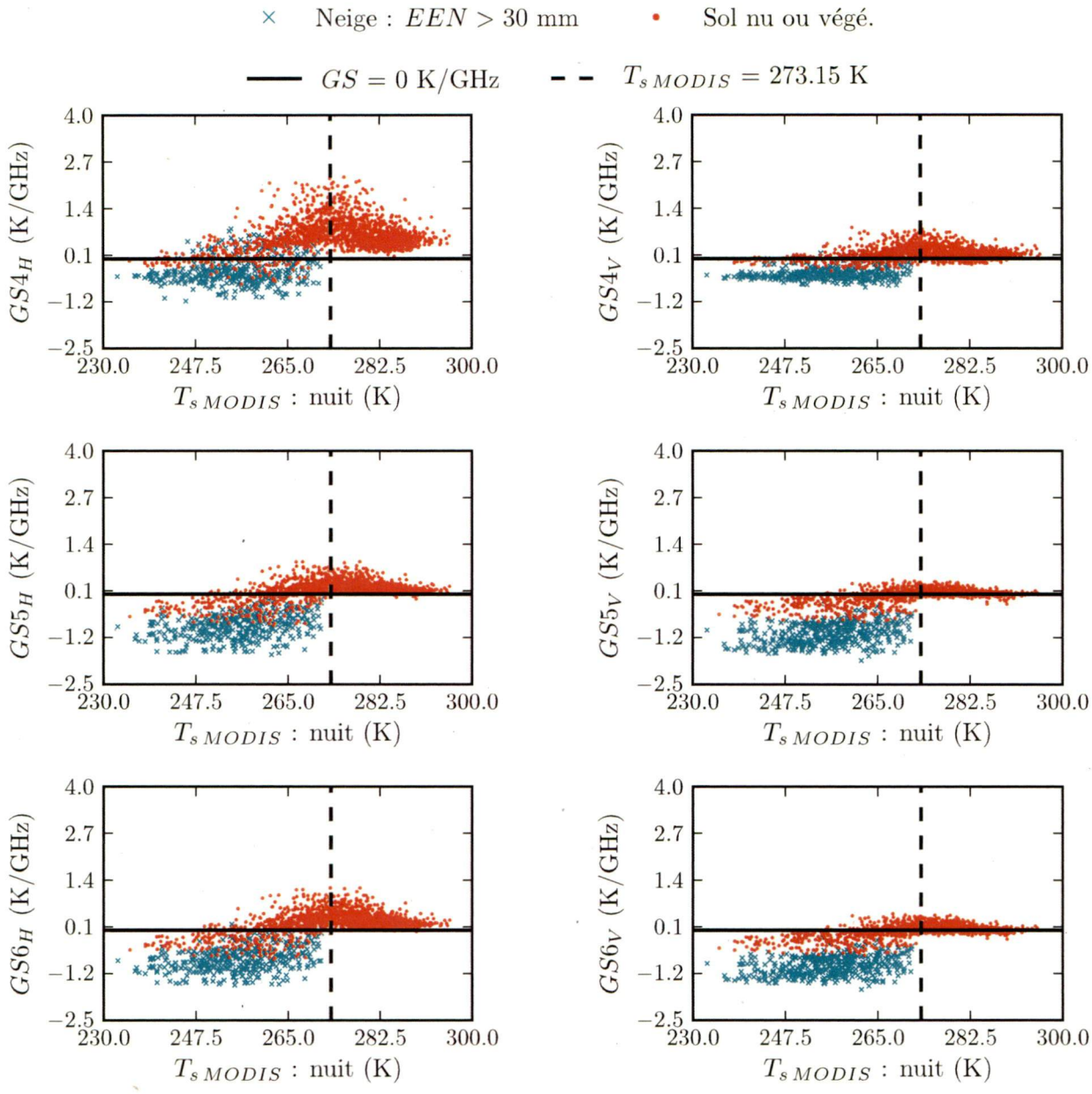


Figure 6.1 – Variation de GS en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, pour chaque combinaison de fréquences aux polarisations H et V. La moyenne journalière des pixels AMSR-E est utilisée et les données de toutes les années sont incluses. (suite)

dispersion des points autour de $T_{s\,MODIS} = 273,15$ K, surtout en polarisation horizontale, peut être une conséquence de l'effet important des précipitations (pluie et neige) sur le sol, qui est généralement nu à ce moment (à l'automne et au printemps).

En polarisation verticale, la plupart du temps, des valeurs négatives apparaissent même en condition de dégel ($T_{s\,MODIS} > 273,15$ K). Pour $GS3_V$, la diffusion volumique dans la végétation ayant un faible contenu en eau (durant l'automne et l'hiver) explique ce comportement (Zuerndorfer and England, 1992; Choudhury, 1993). Pour $GS1_V$, composé de basses fréquences, cela peut être dû à la plus grande influence des gradients de température dans le sol, alors que l'effet de la végétation et de la surface du sol reste faible. En effet, les gradients thermiques sont positifs durant la nuit, ce qui cause un gradient spectral négatif (Zuerndorfer *et al.*, 1990; Zuerndorfer and England, 1992; England, 1990). Les valeurs négatives observées en condition de dégel pour les combinaisons $GS4_V$, $GS5_V$ et $GS6_V$, qui incluent les hautes et les basses fréquences, sont certainement dues à l'effet combiné de la diffusion dans la végétation (comme pour $GS3_V$) et des gradients de température (comme pour $GS1_V$).

La figure 6.1 fait ressortir l'importance des seuils dans l'algorithme du gradient spectral. Elle montre qu'un seuil unique de 0 K/GHz pour le gradient spectral n'est pas optimal pour toutes les combinaisons de fréquences.

La figure 6.1 montre que la neige diminuerait la moyenne annuelle de GS et augmenterait son écart type. Afin d'éviter des seuils qui seraient trop bas, les méthodes S, M et C sont utilisées pour filtrer les données sous couvert nival (sous-section 5.1.2), avant de calculer les statistiques annuelles (moyenne et écart type) qui servent à déterminer les seuils de GS (S_{GS}).

Pour chaque combinaison de fréquences, la figure 6.2 montre les moyennes annuelles et l'écart type de GS, après le retrait des données sous couvert nival en utilisant le EEN (méthode S, section 5.1.2). Lorsque la moyenne des polarisations H et V est employée pour le calcul de GS, le seuil requis se situe entre ceux obtenus aux polarisations séparées.

Les moyennes (μ) et les écarts types (STD) sont plus grands en polarisation horizontale que verticale. Lorsque $\mu - \text{STD}$ est supérieur à 0 K/GHz, cela signifie que la majorité des données ont des valeurs positives, donc que beaucoup de données où le sol est gelé risquent d'être considérées comme étant dégelées avec un seuil S_{GS} nul ou négatif. C'est le cas pour $GS2$ (H, V et moyenne) et pour $GS4_H$ et $GS4_M$. Pour $GS1_H$, c'est vrai pour 2007 et 2008, mais pas pour 2009. À cause de l'écart type particulièrement grand dans ce cas, il est probable que l'algorithme du GS ne donne pas de très bons résultats (avec un seuil S_{GS} nul ou négatif).

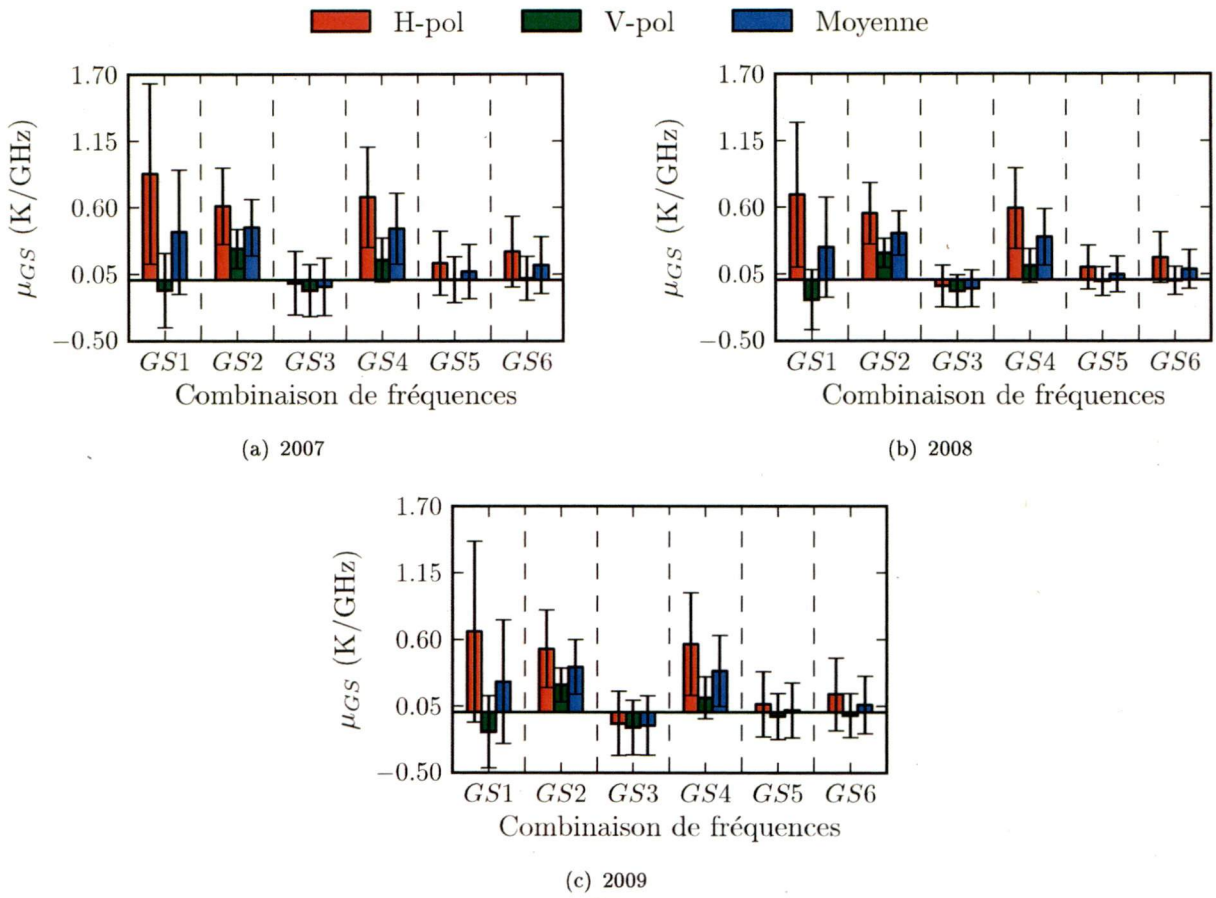


Figure 6.2 – Moyennes (μ_{GS}) annuelles du gradient spectral pour chacune des combinaisons de fréquences de GS. Les barres d'erreur correspondent à un écart type. Ces valeurs sont pour le pixel #2 d'AMSR-E, après le retrait des données sous couvert nival en utilisant le EEN (méthode S).

Lorsque la méthode M de filtrage de la neige est utilisée, les moyennes obtenues sont, dans la plupart des cas, légèrement plus basses que celles obtenues avec la méthode S. Elles sont légèrement plus hautes avec la méthode C, en raison certainement du "double filtrage". Les écarts types sont aussi plus faibles pour cette dernière.

Pour chaque combinaison de fréquences, à l'exception de $GS2$ et $GS4$, au moins un seuil pour GS (S_{GS}) est susceptible de permettre une bonne discrimination des sols gelés et dégelés. Les quatre seuils S_{GS} décrits dans la sous-section 5.1.2, *GS-0*, *GS-ϒmoy*, *GS-ϒstd1* et *GS-ϒstd2*, seront donc testés, en utilisant les trois méthodes de filtrage des données enneigées ($\Upsilon \in S, M, C$).

6.1.3 Résultats obtenus avec l'algorithme du gradient spectral

En raison de la disponibilité des données de validation, les résultats de l'algorithme du gradient spectral, appliqué uniquement aux données du pixel #2 de AMSR-E acquises entre 2007 et 2009, sont présentés. Les résultats obtenus en utilisant le seuil S_{TB} *TB-Ureg* sont présentés dans l'annexe C.1, en ordre décroissant de probabilité de détection du gel (PDG). Puisque les résultats sont très similaires pour *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2* (et par souci d'espace), ceux-ci ne sont pas inclus.

L'analyse de l'annexe C.1 révèle deux premières observations dignes d'intérêt :

- La précision globale (*PGlob*, tableau 5.2) est toujours supérieure à 85%, même lorsque la probabilité de détection du gel est très faible ou le taux de fausses alarmes (FA) est élevé ;
- Les combinaisons $GS1_{\{H,M\}}$, $GS2_{\{H,V,M\}}$, $GS4_{\{H,V,M\}}$ et $GS6_H$ présentent une probabilité de détection du gel (PDG) inférieure à 50%.

La première est quelque peu surprenante et s'explique par le fait que les données de validation contiennent beaucoup plus de données de sol dégelé que gelé (492 et 83, respectivement). Cela signifie que l'algorithme est globalement bon pour reconnaître les sols dégelés. Afin d'évaluer la performance des différentes combinaisons et seuils, un intérêt particulier doit donc être porté sur PDG et FA.

La deuxième observation montre que plusieurs combinaisons de fréquences pour GS apparaissent inadéquates pour discriminer le gel et le dégel du sol, car le PDG est inférieur à 50%. Cela va dans le sens de l'analyse du comportement de GS en fonction de $T_{s\,MODIS}$ (figure 6.1). Ces combinaisons sont par conséquent écartées, pour n'en conserver que neuf qui seront utilisées dans les analyses subséquentes.

Pour les neuf combinaisons de fréquences restantes, le meilleur seuil S_{GS} est sélectionné pour chaque méthode de filtrage de la neige ($\Upsilon \in \{S, M, C\}$). Parmi GS-Υ*moy*, GS-Υ*std1*, et GS-Υ*std2*, le meilleur seuil correspond à celui qui mène à la plus haute précision globale. Dans le cas où deux ou plusieurs seuils ont des précisions globales similaires, le choix est fait à partir du meilleur compromis entre un PDG élevé et un FA faible. De plus, certains résultats sont exclus, puisque le seuil calculé était positif. Il a donc été ramené à zéro avant le calcul des paramètres de qualité, ce qui fait que les performances sont identiques à celles du seuil

nul, *GS-0*. Le tableau 6.2 montre les seuils S_{GS} sélectionnés pour les neuf combinaisons de fréquences restantes et pour chaque méthode de filtrage de la neige. Notons que les mêmes résultats sont obtenus pour les trois autres seuils de température de brillance, S_{TB}. Pour les quatre seuils S_{TB}, la figure 6.3 compare les performances de ces différents seuils S_{TB} sélectionnés, en plus du seuil nul de 0 K/GHz. Pour les combinaisons $GS5_H$ et $GS6_M$, il n'a pas été possible de trouver un seuil inférieur à zéro avec la méthode de filtrage de la neige *C* (tableau 6.2), de sorte que les résultats pour cette méthode ne sont pas présentés (ils sont identiques à ceux du seuil nul *GS-0*).

Tableau 6.2 – Seuils S_{GS} sélectionnés pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les neuf combinaisons des fréquences restantes. Les mêmes résultats sont obtenus pour les quatre méthodes de calcul du seuil S_{TB}.

GS	Υ		
	S	**M**	**C**
$GS1_V$	*GS-Smoy*	*GS-Mmoy*	*GS-Cmoy*
$GS3_H$	*GS-Smoy*	*GS-Mmoy*	*GS-Cstd2*
$GS3_V$	*GS-Smoy*	*GS-Mmoy*	*GS-Cstd2*
$GS3_M$	*GS-Smoy*	*GS-Mmoy*	*GS-Cstd2*
$GS5_H$	*GS-Sstd1*	*GS-Mstd1*	$(S_{GS} > 0)$
$GS5_V$	*GS-Smoy*	*GS-Mmoy*	*GS-Cstd2*
$GS5_M$	*GS-Sstd2*	*GS-Mstd2*	*GS-Cstd1*
$GS6_V$	*GS-Smoy*	*GS-Mmoy*	*GS-Cstd2*
$GS6_M$	*GS-Sstd1*	*GS-Mstd2*	$(S_{GS} > 0)$

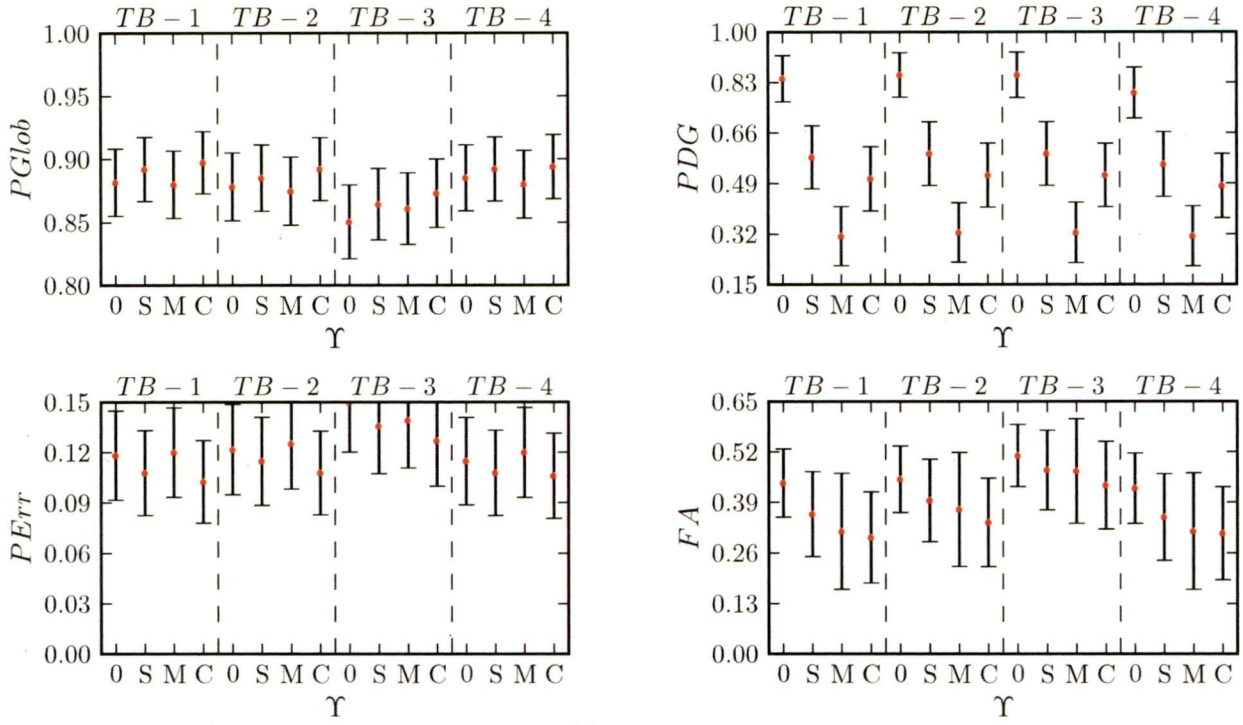
Un premier point intéressant qui ressort de l'analyse des sous-figures 6.3a à 6.3i est que les quatre seuils S_{TB} ont des performances similaires, indépendamment du seuil S_{GS} et de la combinaison de fréquences choisis. En effet, pour chaque indicateur de qualité, il y a chevauchement des intervalles de confiance des quatre seuils S_{TB}. Cela veut dire que le choix de la méthode de calcul du seuil S_{TB} n'a pas une influence statistiquement significative sur les résultats. Ce qui est certainement justifié par la faible différence (moins de 3 K) entre les valeurs des seuils S_{TB} obtenus par les méthodes *TB-Ureg*, *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2* (section 6.1.1).

Un autre élément à remarquer est que les seuils pour le gradient spectral *GS-Sstd1* et

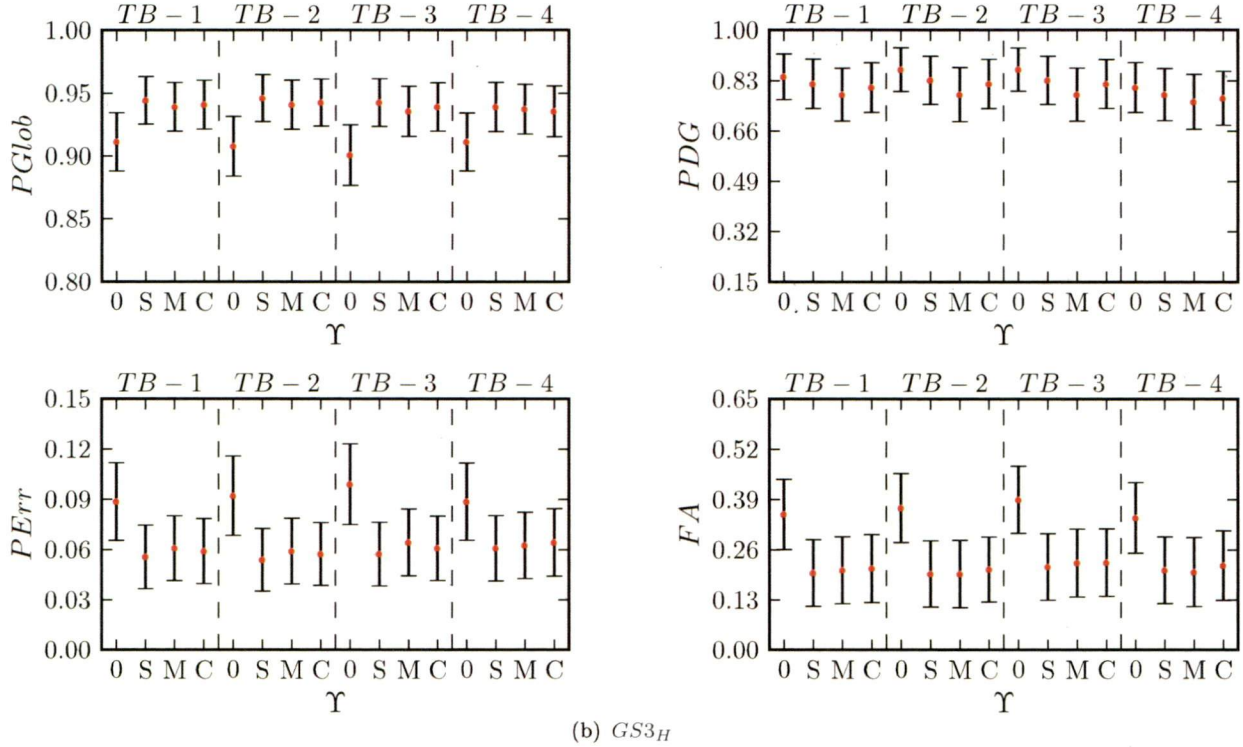
GS-Mstd1 (combinaisons $GS5_H$ et $GS6_M$ dans le tableau 6.2) mènent généralement à une probabilité de détection inférieure à 40%, ce qui est très faible (sous-figures 6.3e et 6.3i et annexe C.1). Le PDG a aussi tendance à être faible pour les combinaisons $GS5_M$ et $GS6_M$ lorsque les seuils *GS-Sstd2* et *GS-Mstd2* sont utilisés, comme le montrent les sous-figures 6.3g et 6.3i. Ces résultats indiquent qu'un sol gelé est souvent classifié comme étant dégelé avec les seuils *GS-Sstd1*, *GS-Mstd1*, *GS-Sstd2* et *GS-Mstd2*, donc qu'ils sont trop bas. Cela indique que le filtrage de la neige avec les méthodes S et M est inadéquat si le seuil est calculé en combinant la moyenne et l'écart type, ce qui n'est pas nécessairement le cas avec la méthode de filtrage C.

Pour la combinaison $GS1_V$ (sous-figure 6.3a), il est clairement avantageux d'utiliser le seuil S_{GS} de 0 K/GHz, car elle a alors une probabilité de détection du gel significativement supérieure à celle des autres seuils. Son taux de fausses alarmes reste toutefois très élevé (supérieur à 40%). Pour $GS5_H$ (sous-figure 6.3e), le seuil S_{GS} nul mène aussi à un PDG plus élevé, même si sa valeur est assez faible (inférieure à 60%). Dans le cas de $GS5_M$ (sous-figure 6.3g) et $GS6_M$ (sous-figure 6.3i), la méthode *GS-0* donne des performances statistiquement similaires aux seuils *GS-Cstd1* et *GS-Mstd2*, respectivement. Les valeurs obtenues pour PDG ne sont pas très élevées, surtout dans le cas de $GS6_M$; elles sont légèrement supérieures pour le seuil nul.

Pour les combinaisons $GS3_H$, $GS3_V$ et $GS3_M$, les sous-figures 6.3b, 6.3c et 6.3d font ressortir un point important : la diminution significative du taux de fausses alarmes avec l'utilisation d'un seuil S_{GS} inférieur au seuil nul 0 K/GHz. Elle est d'environ 15% pour $GS3_H$, 20% pour $GS3_M$ et va même jusqu'à 25% pour $GS3_V$, ce qui mène à une nette augmentation de la précision globale et à une diminution conséquente du pourcentage d'erreurs (environ 3% pour $GS3_H$, 5% pour $GS3_M$ et plus de 6% pour $GS3_V$). Dans les trois cas, la probabilité de détection du gel pour les seuils négatifs est légèrement, mais pas significativement, plus basse que celle du seuil nul, ce qui est souhaitable.

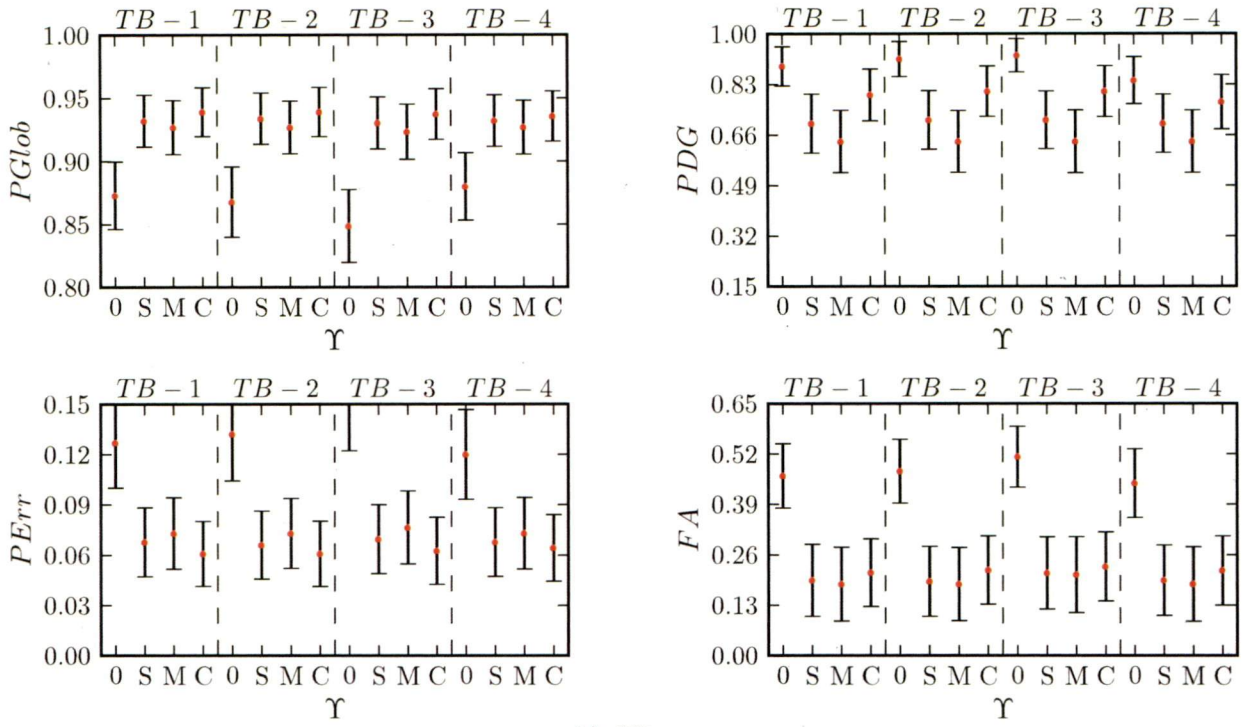


(a) $GS1_V$

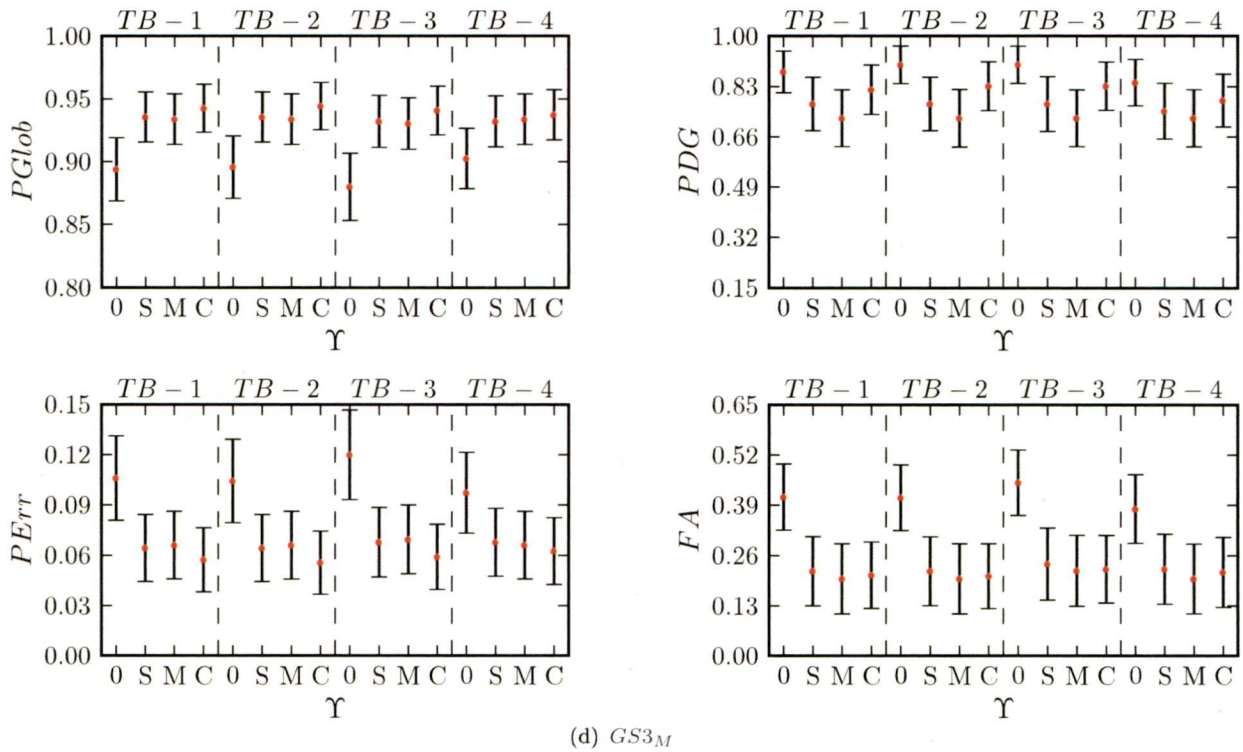


(b) $GS3_H$

Figure 6.3 – Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés (tableau 6.2), pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*).

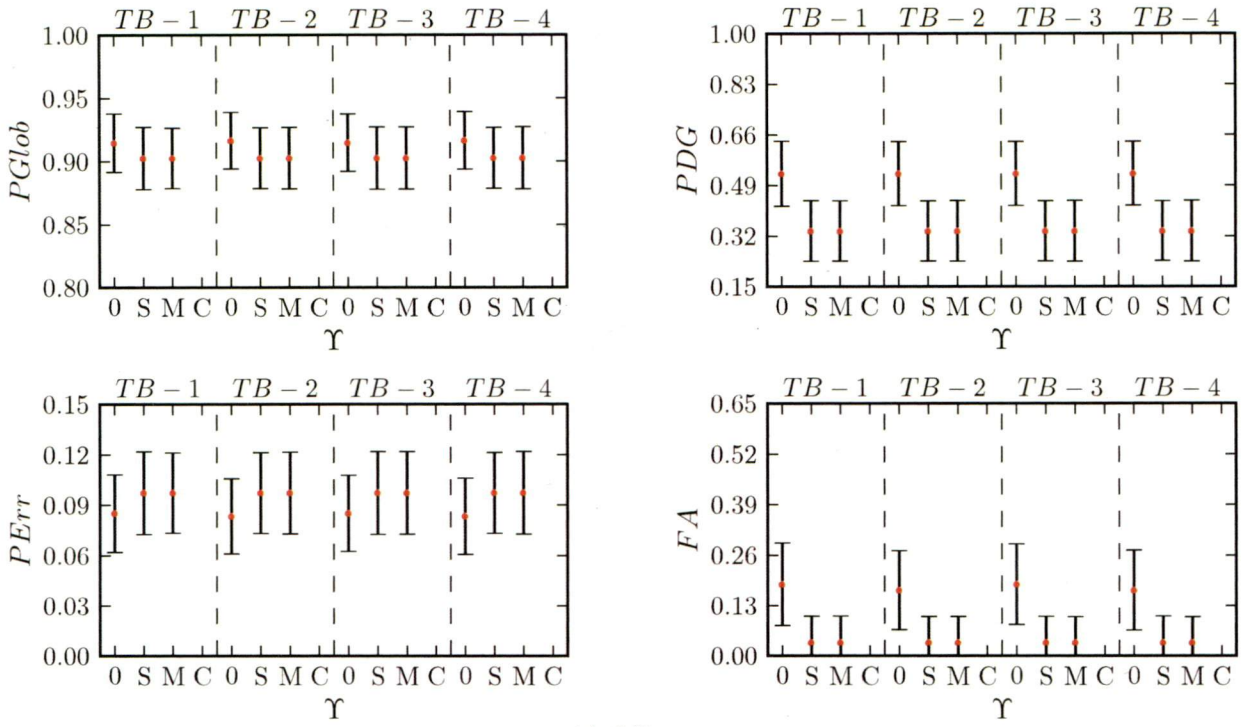


(c) $GS3_V$

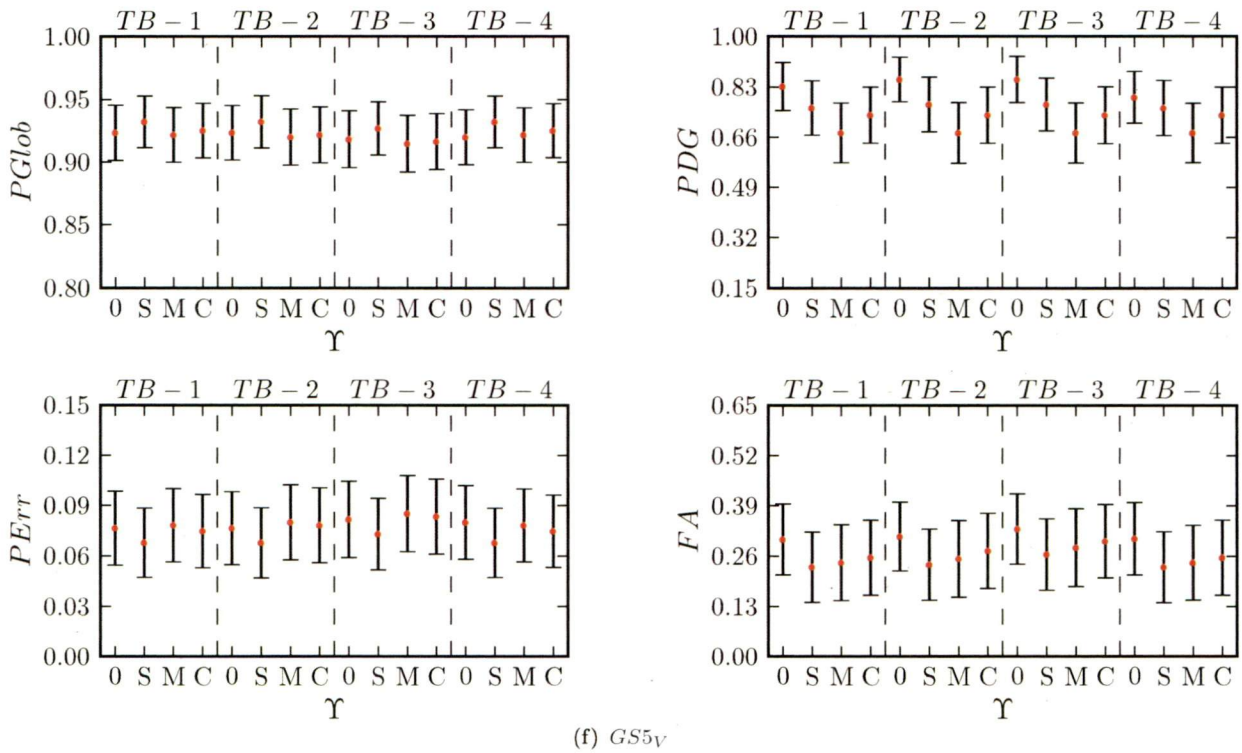


(d) $GS3_M$

Figure 6.3 – Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés (tableau 6.2), pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*). (suite)

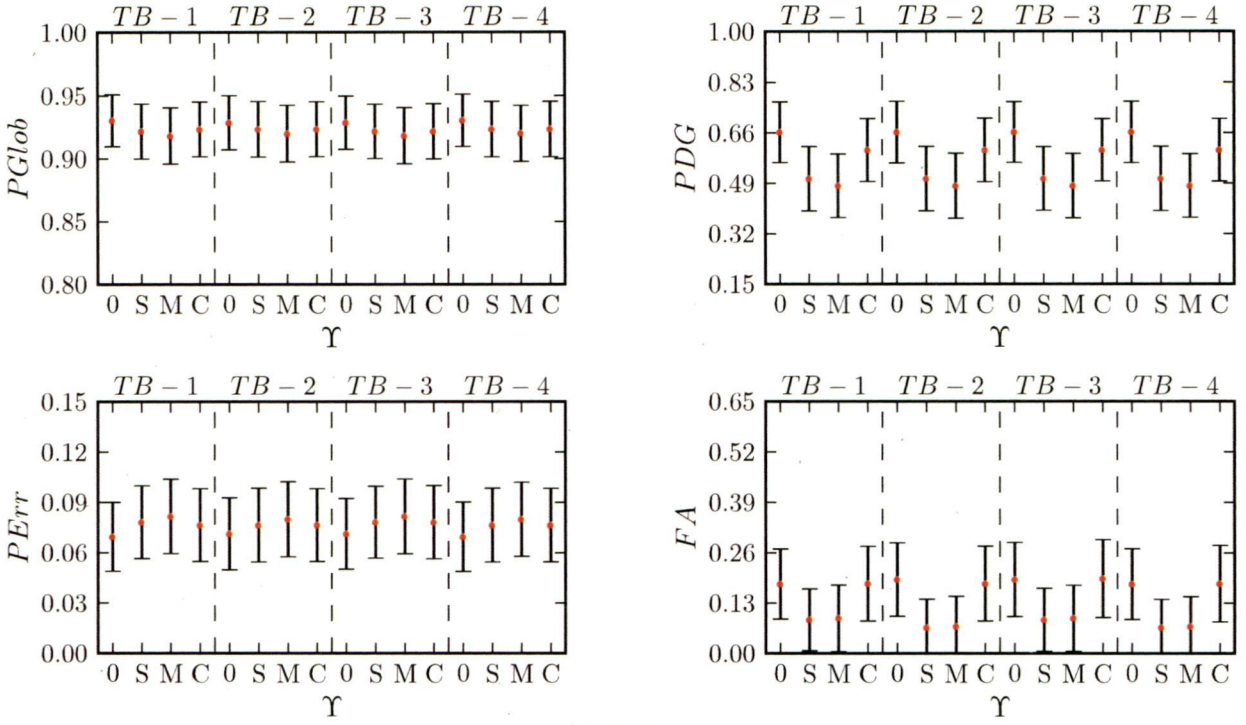


(e) $GS5_H$

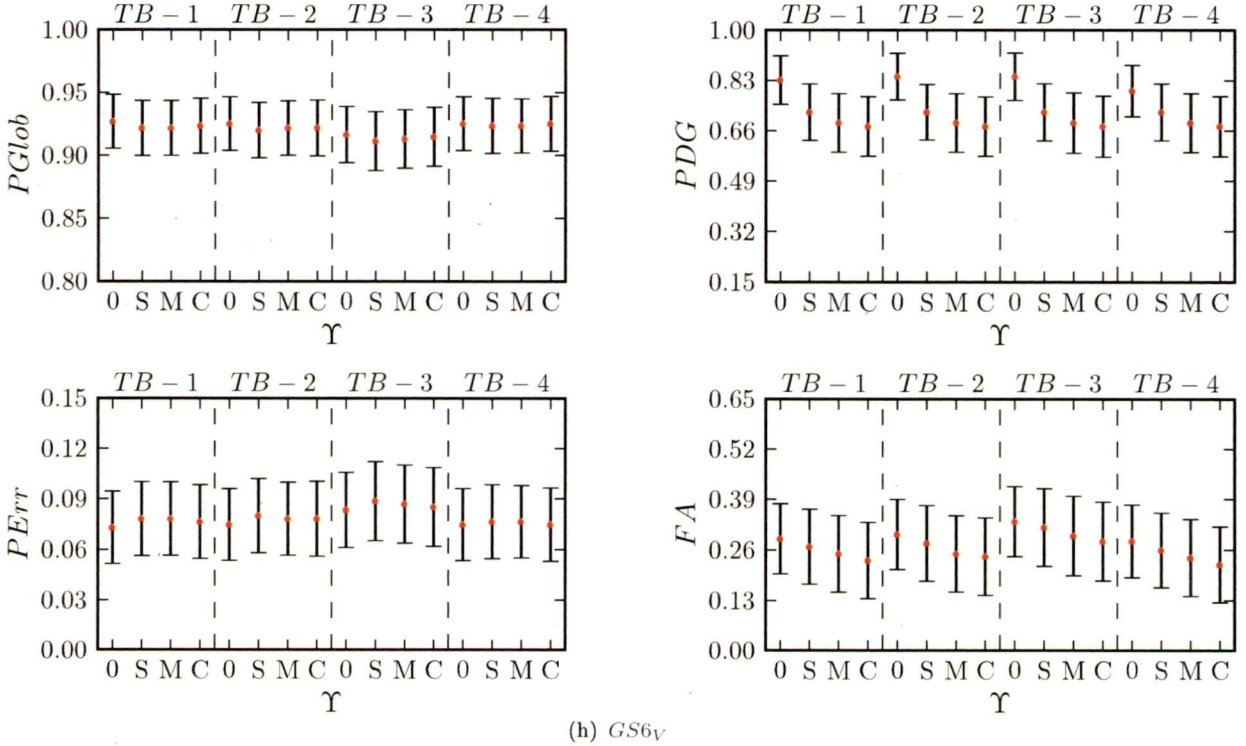


(f) $GS5_V$

Figure 6.3 – Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés (tableau 6.2), pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*). (suite)

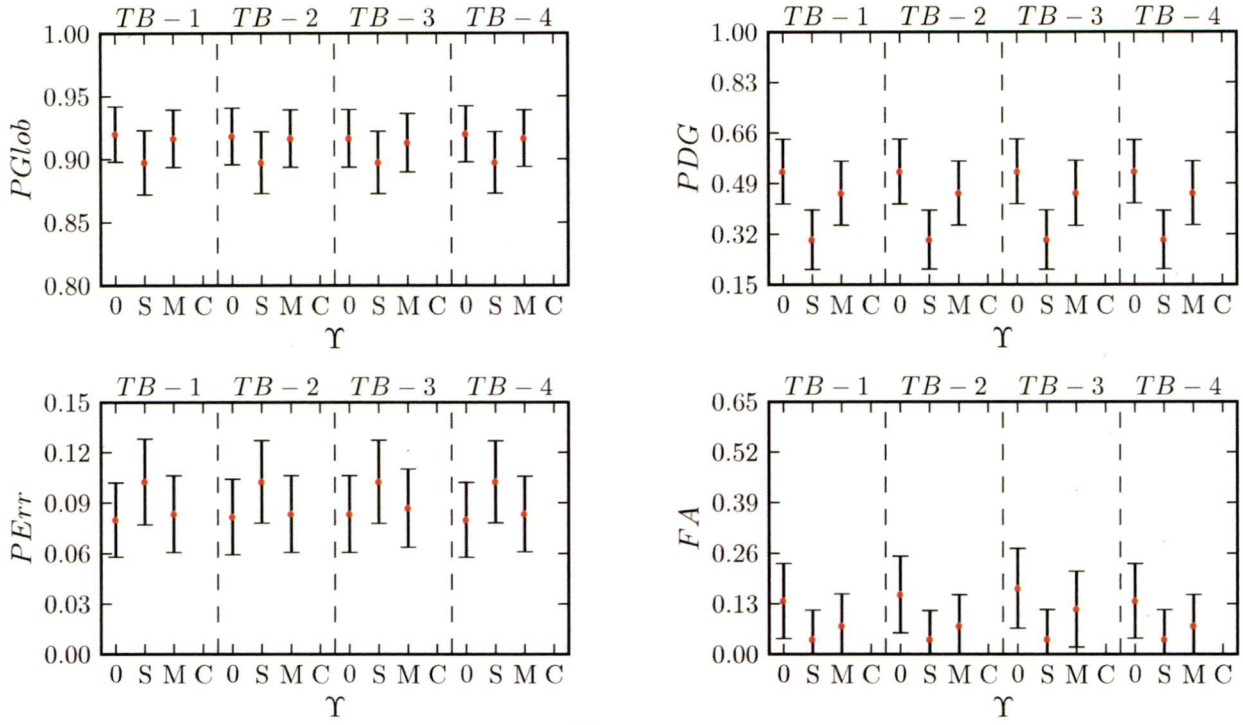


(g) $GS5_M$



(h) $GS6_V$

Figure 6.3 – Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés (tableau 6.2), pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*). (suite)



(i) $GS6_M$

Figure 6.3 – Paramètres de qualité du seuil S_{GS} nul et des seuils sélectionnés (tableau 6.2), pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les neuf combinaisons de fréquences restantes. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*). (suite)

Pour les combinaisons $GS5_V$ (sous-figure 6.3f) et $GS6_V$ (sous-figure 6.3h), il est montré que le seuil S_{GS} de 0 K/GHz permet d'obtenir une bonne probabilité de détection du gel, tout en ayant un taux de fausses alarmes acceptable (inférieur à 30%). Dans les deux cas, un PDG non significativement différent de celui du seuil nul, même si le chevauchement des intervalles de confiance n'est pas très grand, est obtenu avec le seuil *GS-Smoy* pour la combinaison $GS6_V$ et les seuils *GS-Smoy* et *GS-Cstd2* pour $GS5_V$.

À partir des observations précédentes, le tableau 6.3 résume les seuils S_{GS} qu'il est préférable d'utiliser pour les neuf combinaisons de fréquences restantes, afin d'optimiser la détection du gel du sol. Le choix de ces seuils optimaux est basé sur le meilleur compromis entre un haut PDG et un faible FA. La figure 6.4 compare les performances de ces seuils S_{GS} optimaux utilisés dans l'algorithme du gradient spectral, où le seuil S_{TB} est calculé à partir de la méthode *TB-Ureg*. Pour *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*, les performances de ces seuils sont présentées dans l'annexe C.2.

Tableau 6.3 – Seuils S_{GS} optimaux pour l'algorithme du gradient spectral.

ID	GS	*Seuil* S_{GS}
1V	$GS1_V$	*GS-0*
3H	$GS3_H$	*GS-Smoy*
3V	$GS3_V$	*GS-Cstd2*
3M	$GS3_M$	*GS-Cstd2*
5H	$GS5_H$	*GS-0*
5V	$GS5_V$	*GS-0*
5M	$GS5_M$	*GS-0*
6V	$GS6_V$	*GS-0*
6M	$GS6_M$	*GS-0*

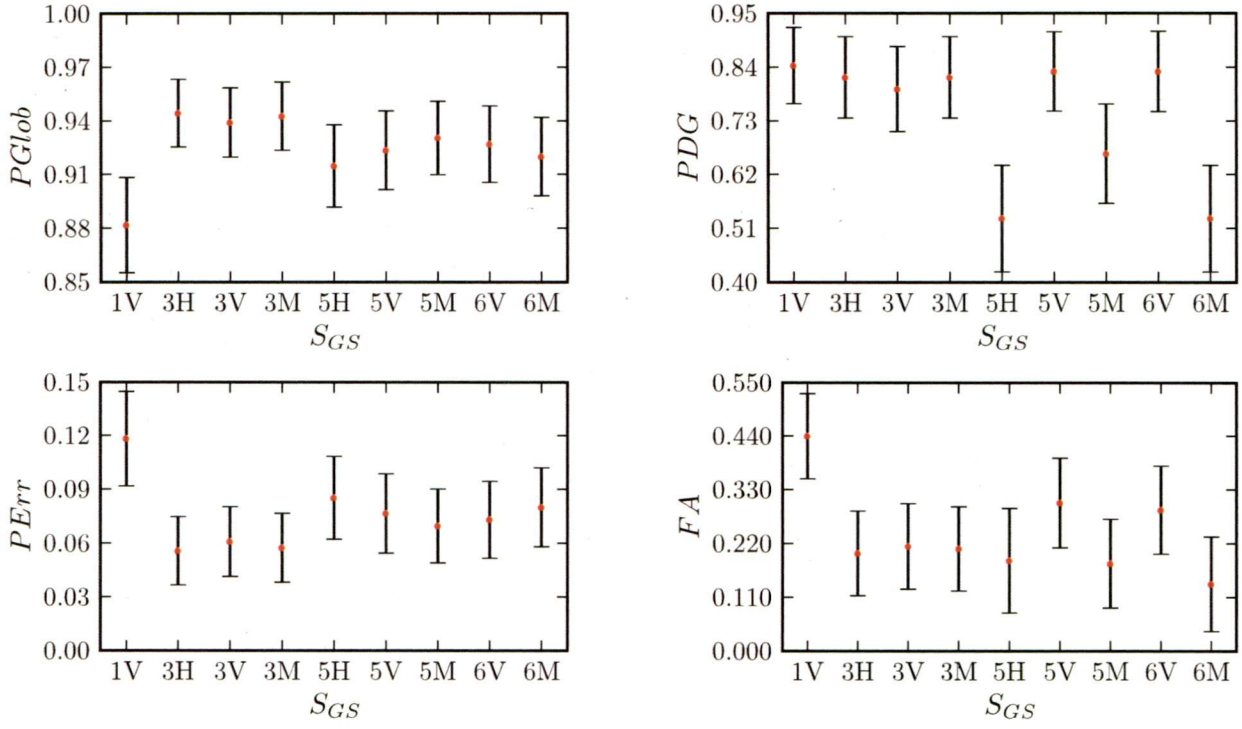


Figure 6.4 – Comparaison des performances des seuils S_{GS} optimaux (tableau 6.3) utilisés dans l'algorithme du gradient spectral, où le seuil S_{TB} est calculé avec la méthode *TB-Ureg*.

Il ressort de la figure 6.4 que, même lorsque les seuils optimaux sont employés, les combinaisons $GS5_H$, $GS5_M$ et $GS6_M$ ont une probabilité de détection du gel significativement plus faible que les autres. Elles ne sont donc pas les meilleures candidates pour discriminer les sols gelés des sols dégelés. Cela est aussi vrai pour le seuil optimal de $GS1_V$, puisqu'il mène à un taux de fausses alarmes beaucoup plus élevé que les autres combinaisons de fréquences.

Cela se répercute sur sa précision globale, qui est plus basse. Les meilleurs seuils des cinq autres combinaisons ($GS3_H$, $GS3_V$, $GS3_M$, $GS5_V$ et $GS6_V$) ont des paramètres de qualité équivalents, même si FA est un peu plus élevé pour $GS5_V$ et $GS6_V$.

Les résultats obtenus avec l'algorithme du gradient spectral font ressortir plusieurs éléments intéressants. Les performances similaires des quatre méthodes de calcul du seuil S_{TB} (*TB-Ureg*, *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*, sous-section 5.1.2) mettent en évidence une certaine liberté dans le choix de la méthode de détermination de ce seuil. Il est cependant plus pratique d'utiliser un seuil unique (*TB-Ureg*), si des données historiques sont disponibles. De plus, les résultats très semblables pour *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2* indiquent que pour le calcul du seuil S_{TB}, les statistiques annuelles de $T_{B\,36V}$ fournissent une méthode de filtrage de la neige comparable à ce qui est obtenu avec le EEN de AMSR-E. Ces données auxiliaires ne sont donc pas nécessaires dans ce cas. Une telle remarque ne s'applique par contre par au seuil pour le gradient spectral S_{GS}, puisque les performances des seuils calculés avec les méthodes de filtrage de la neige S, M et C (sous-section 5.1.2) sont souvent différentes.

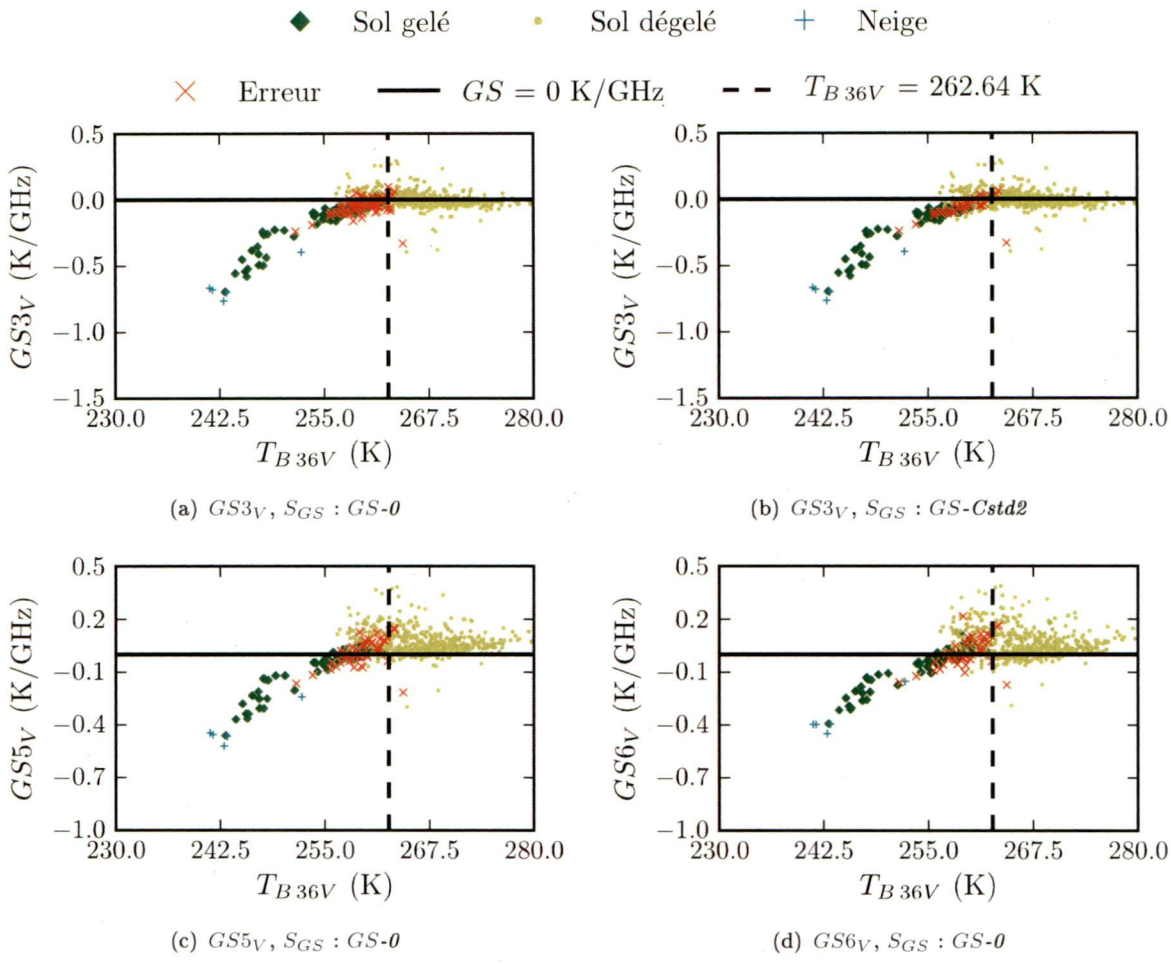
Un autre élément qui ressort de l'analyse des résultats de l'algorithme du GS est la meilleure discrimination des sols gelés et dégelés avec les combinaisons en polarisation verticale, sauf dans le cas de $GS3$. Contrairement à ce qui avait été observé dans la littérature (Judge *et al.*, 1997), les performances pour cette combinaison sont similaires pour H, V et la moyenne.

Les résultats semblables obtenus pour les combinaisons de fréquences $GS5_V$, $GS6_V$, $GS3_H$, $GS3_V$ et $GS3_M$ (figure 6.4) amènent à parler de l'opérationnalité de l'algorithme du gradient spectral, qui correspond en quelque sorte à sa capacité à être employé facilement. Au niveau opérationnel, il est préférable d'utiliser les combinaisons $GS5_V$ et $GS6_V$ dans l'algorithme du gradient spectral plutôt que $GS3_H$, $GS3_V$ ou $GS3_M$. En effet, pour ces deux combinaisons, le seuil S_{GS} de 0 K/GHz donne les meilleurs résultats de discrimination des sols gelés et dégelés, de sorte qu'il n'est pas nécessaire de recourir aux statistiques annuelles de GS pour calculer le seuil S_{GS}. Cela rend donc possible l'application de l'algorithme du gradient spectral à mesure que les données AMSR-E sont acquises et deviennent disponibles. Pour $GS3$ (H, V et M), au contraire, les meilleures performances de détection du gel du sol sont obtenues lorsque le seuil S_{GS} est calculé à partir des statistiques annuelles de GS (tableau 6.3), ce qui nécessite d'avoir accès aux données AMSR-E d'une année entière.

Il n'est pas non plus souhaitable d'utiliser un seuil S_{GS} unique, calculé à partir de données historiques, puisque les statistiques de GS varient en général d'une année à l'autre (voir la figure 6.2). Pour le calcul du seuil S_{TB}, les résultats ont montré qu'un seuil unique calculé avec des données historiques (méthode *TB-Ureg*) peut facilement être utilisé.

Au niveau de la littérature, une précision globale entre 85% et 90% était généralement obtenue par plusieurs auteurs (Chang and Cao, 1996; Zhang *et al.*, 2003; Han *et al.*, 2010; Toll *et al.*, 1999) pour les combinaisons $GS3_V$, $GS3_M$ et $GS3_H$. Ces derniers utilisaient un seuil S_{GS} de 0 K/GHz et les sites d'étude étaient semblables à celui de Saskatoon, à la différence qu'ils étaient pour la plupart couverts de végétation éparse. Avec un seuil S_{GS} de 0 K/GHz et pour ces combinaisons de fréquences, les résultats obtenus dans cette étude se comparent à ceux trouvés dans la littérature. Cependant, comparativement au seuil nul, il est montré que l'utilisation d'un seuil S_{GS} négatif dans l'algorithme du gradient spectral améliore les résultats ; à notre connaissance, une telle étude comparative n'a pas été réalisée auparavant. Ainsi, pour les seuils optimaux, la précision globale obtenue ici varie entre 92% et 95% (pourcentage d'erreurs entre 5% et 8%) selon les combinaisons de fréquences, avec une probabilité de détection du gel entre 77% et 85% et un taux de fausses alarmes entre 20% et 33% (figure 6.4). Notons que Zuerndorfer *et al.* (1990) et Zuerndorfer and England (1992) mentionnaient obtenir des résultats satisfaisants avec la combinaison $GS5_M$, sans toutefois donner de valeurs. Dans cette étude, une probabilité de détection du gel d'au mieux 66% a été obtenue avec $GS5_M$ (figure 6.4), ce qui a été jugé inadéquat pour justifier son utilisation.

La figure 6.5 donne une indication des erreurs obtenues lors de l'application de l'algorithme du gradient spectral. La plupart des erreurs correspondent aux données relatives à la période de transition entre le dégel et le gel. Ce qui montre une limitation du critère de gel utilisé pendant cette période. L'emploi de $T_{s\,MODIS}$, plutôt que la température du sol à 5 cm de profondeur, pour le calcul du seuil de $T_{B\,36V}$ peut aussi augmenter le nombre d'erreurs. La comparaison des figures 6.5a et 6.5b montre bien la réduction des erreurs de discrimination gel/dégel lorsqu'un seuil inférieur à 0 K/GHz (non montré, car variable d'une année à l'autre) est employé pour $GS3_V$.



(a) $GS3_V$, S_{GS} : *GS-0*

(b) $GS3_V$, S_{GS} : *GS-Cstd2*

(c) $GS5_V$, S_{GS} : *GS-0*

(d) $GS6_V$, S_{GS} : *GS-0*

Figure 6.5 – Gradient spectral en fonction de $T_{B\,36V}$ pour différentes combinaisons de fréquences et seuils S_{GS}. Résultats obtenus avec l'algorithme du gradient spectral (méthode *TB-Ureg* pour le seuil S_{TB}).

6.2 Comparaison de différentes combinaisons de fréquences pour le nouvel algorithme de détection du gel du sol à partir des données AMSR-E

Le second objectif du travail est de déterminer un nouvel indicateur du gel du sol à partir des données AMSR-E qui, appliqué à un algorithme de seuillage, permet de discriminer les sols gelés et dégelés.

6.2.1 Seuils pour GS_{DP} (S_{DP})

La figure 6.6 montre la variation du gradient spectral de DP (GS_{DP}) en fonction de $T_{s\,MODIS}$, utilisée pour la détermination du seuil S_{DP} requis pour chaque combinaison de fréquences (tableau 5.3). La moyenne journalière des données pour les pixels AMSR-E (sauf

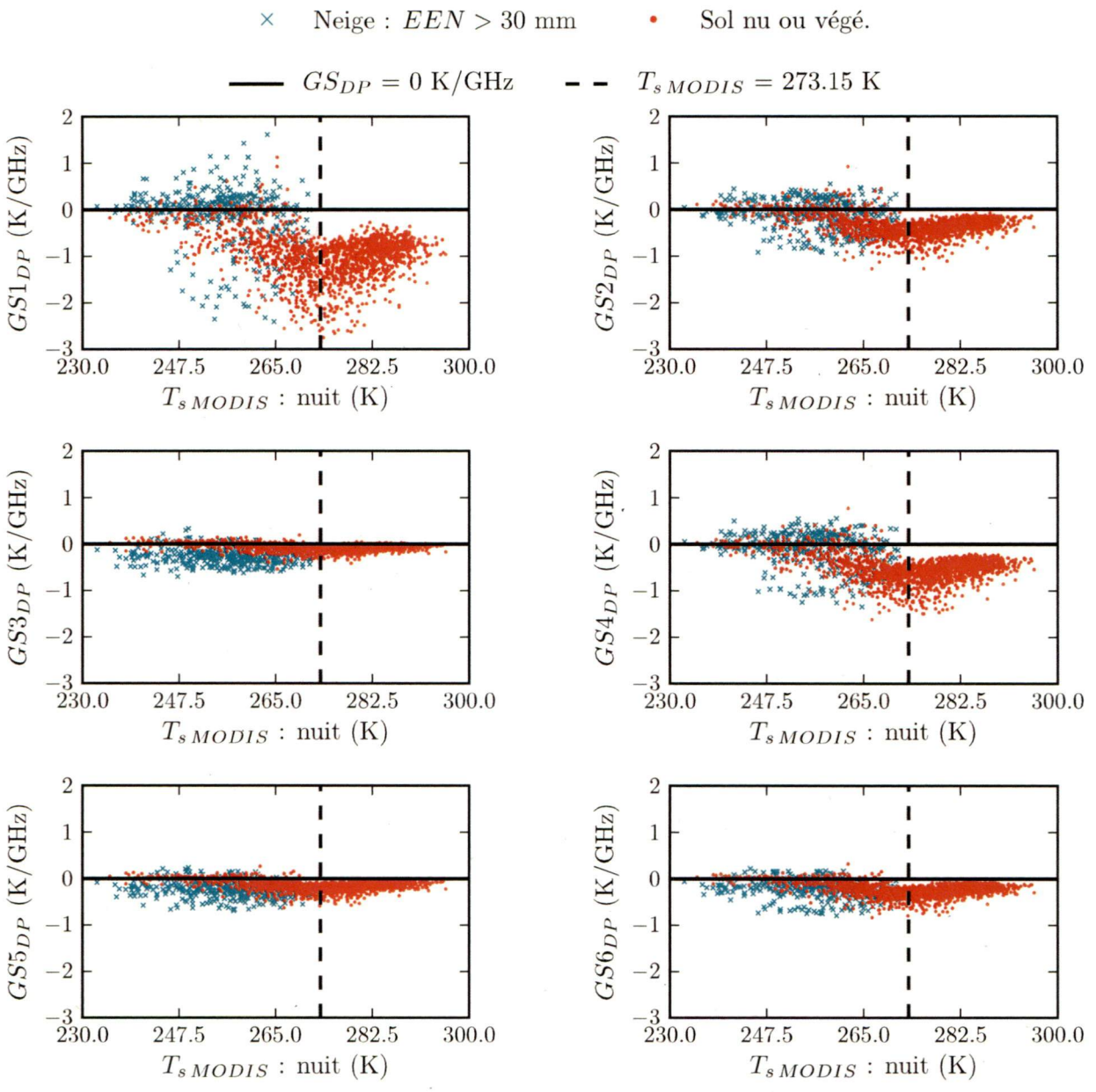


Figure 6.6 – Variation de GS_{DP} en fonction du $T_{s\,MODIS}$ nocturne, pour chaque combinaison de fréquences. La moyenne des pixels AMSR-E est utilisée et les données de toutes les années sont incluses.

les pixels #4 et #5, qui contiennent des lacs, section 4.1.1) est utilisée et toutes les années sont considérées dans la figure 6.6. Excepté $GS3_{DP}$, qui est développé sur la base des hautes fréquences uniquement, et $GS5_{DP}$, qui n'inclut pas la fréquence de 6,9 GHz, les autres GS_{DP} augmentent en période de gel pour se rapprocher de 0 K/GHz, voire même le surpasser. En comparant la figure 6.6 à la figure 6.1, il apparaît une tendance inverse entre les variations de GS_{DP} et de GS (surtout en polarisation H) en fonction de $T_{s\,MODIS}$. De même que la figure 6.1, la figure 6.6 fait ressortir l'importance de seuiller le nouvel indicateur GS_{DP} avant de l'appliquer dans un algorithme de détection du gel du sol. Elle montre qu'un seuil unique de 0 K/GHz n'est pas optimal pour toutes les combinaisons de fréquences.

6.2.2 Résultats obtenus avec le nouvel algorithme

En raison de la disponibilité des données de validation, les résultats du nouvel algorithme de détection des sols gelés appliqué uniquement aux données du pixel #2 de AMSR-E, acquises entre 2007 et 2009, sont présentés. La même méthode de validation utilisée pour l'algorithme du gradient spectral (sous-section 5.1.3) est reprise. Les résultats obtenus en utilisant le seuil S_{TB} *TB-Ureg* sont présentés dans l'annexe D.1, en ordre décroissant de probabilité de détection du gel (PDG). Puisque les résultats sont très similaires pour *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2* (et par souci d'espace), ceux-ci ne sont pas inclus. Comme pour GS, la précision globale du nouvel algorithme est toujours supérieure à 80%, peu importe la combinaison de fréquences de GS_{DP} et les seuils S_{TB} et S_{DP} utilisés. L'analyse de l'annexe D.1 met en lumière deux observations :

- La possibilité de trouver un ou plusieurs seuils S_{DP} qui donnent de bonnes performances de discrimination du gel du sol pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP} ;
- La très faible performance du seuils S_{DP} de 0 K/GHz au niveau de la probabilité de détection du gel.

La première est intéressante et provient certainement du fait que les valeurs possibles de S_{DP} ne sont pas soumises à certaines conditions, comme c'était le cas pour le signe du seuil S_{GS}. À ce sujet, il conviendra d'étudier la physique derrière le nouvel algorithme, afin de vérifier la pertinence de restreindre les valeurs possibles de S_{DP}.

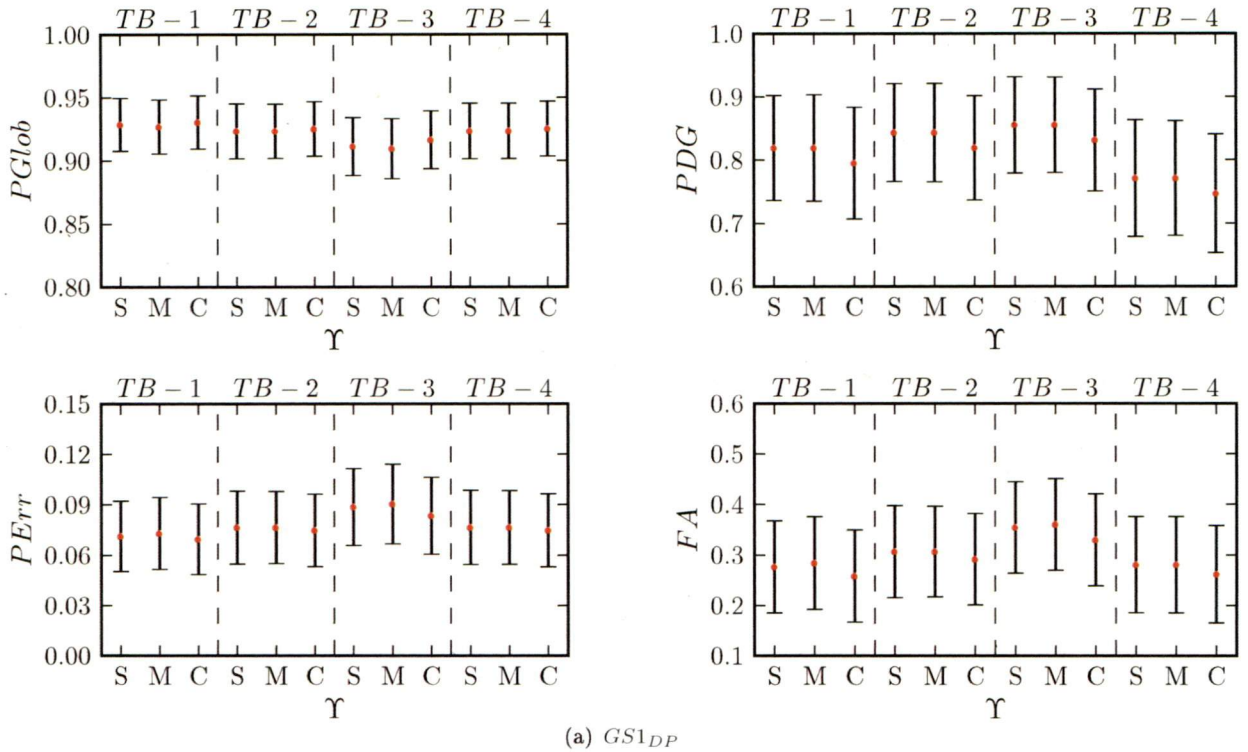
La deuxième observation indique que le seuil nul est trop élevé, ce qui était prévisible suite à l'analyse de la variation de GS_{DP} en fonction de $T_{s\,MODIS}$ (figure 6.6). L'annexe D.1 montre que le même commentaire peut s'appliquer aux seuils obtenus avec les méthodes

DP-Sstd2, *DP-Mstd2*, *DP-Cstd2* et *DP-Sstd4*.

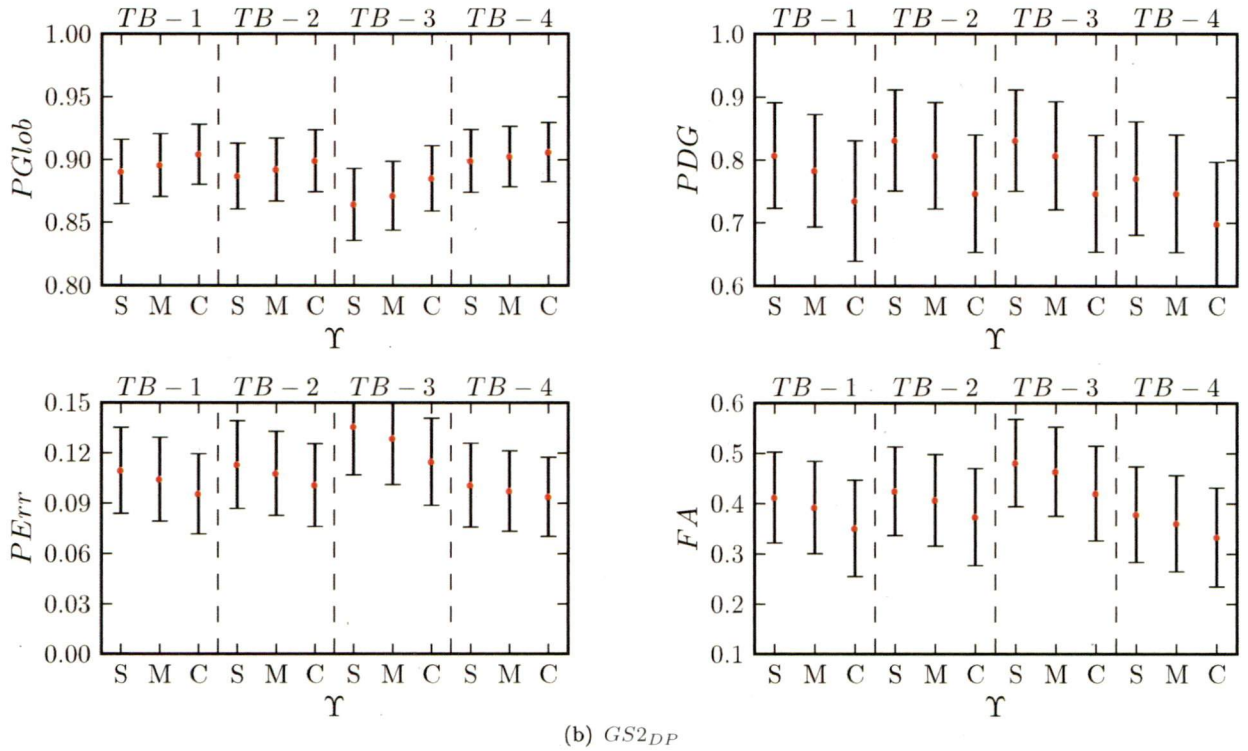
Pour les six combinaisons de fréquences, le meilleur seuil S_{DP} de chaque méthode de filtrage de la neige ($\Upsilon \in \{S, M, C\}$) est choisi. Comme pour le gradient spectral, la décision est basée sur l'évaluation des quatre paramètres de qualité (PDG, FA, *PGlob* et $PErr$), en faisant un compromis, pour des précisions globales similaires, entre un PDG élevé (supérieur à 75%) et un FA faible (inférieur à 40%). Le meilleur seuil est la plupart du temps le même pour les quatre méthodes de calcul de S_{TB}. Mais si des différences sont observées pour l'une d'elles (en particulier pour *TB-Amoy2*), le seuil S_{DP} ayant la plus grande fréquence d'apparition est sélectionné. Cela facilitera la comparaison des performances pour les quatre seuils S_{TB}. Le tableau 6.4 montre le résultat des meilleurs seuils sélectionnés, alors que les performances des différents seuils sont comparées dans la figure 6.7, pour les quatre seuils de température de brillance S_{TB}. Contrairement à GS, le seuil pour GS_{DP} (S_{DP}) de 0 K/GHz a de piètres performances de détection du gel du sol, donc ces résultats ne sont pas inclus dans la figure 6.7.

Tableau 6.4 – Seuils S_{DP} sélectionnés pour chaque méthode de filtrage de la neige (Υ) et pour les six combinaisons des fréquences de GS_{DP}. Les mêmes résultats sont obtenus pour les quatre méthodes de calcul du seuil S_{TB}.

GS_{DP}	Υ		
	S	**M**	**C**
$GS1_{DP}$	*DP-Smoy*	*DP-Mstd3*	*DP-Cmoy*
$GS2_{DP}$	*DP-Sstd3*	*DP-Mstd1*	*DP-Cstd3*
$GS3_{DP}$	*DP-Smoy*	*DP-Mmoy*	*DP-Cmoy*
$GS4_{DP}$	*DP-Smoy*	*DP-Mstd3*	*DP-Cstd3*
$GS5_{DP}$	*DP-Smoy*	*DP-Mmoy*	*DP-Cmoy*
$GS6_{DP}$	*DP-Smoy*	*DP-Mstd3*	*DP-Cmoy*

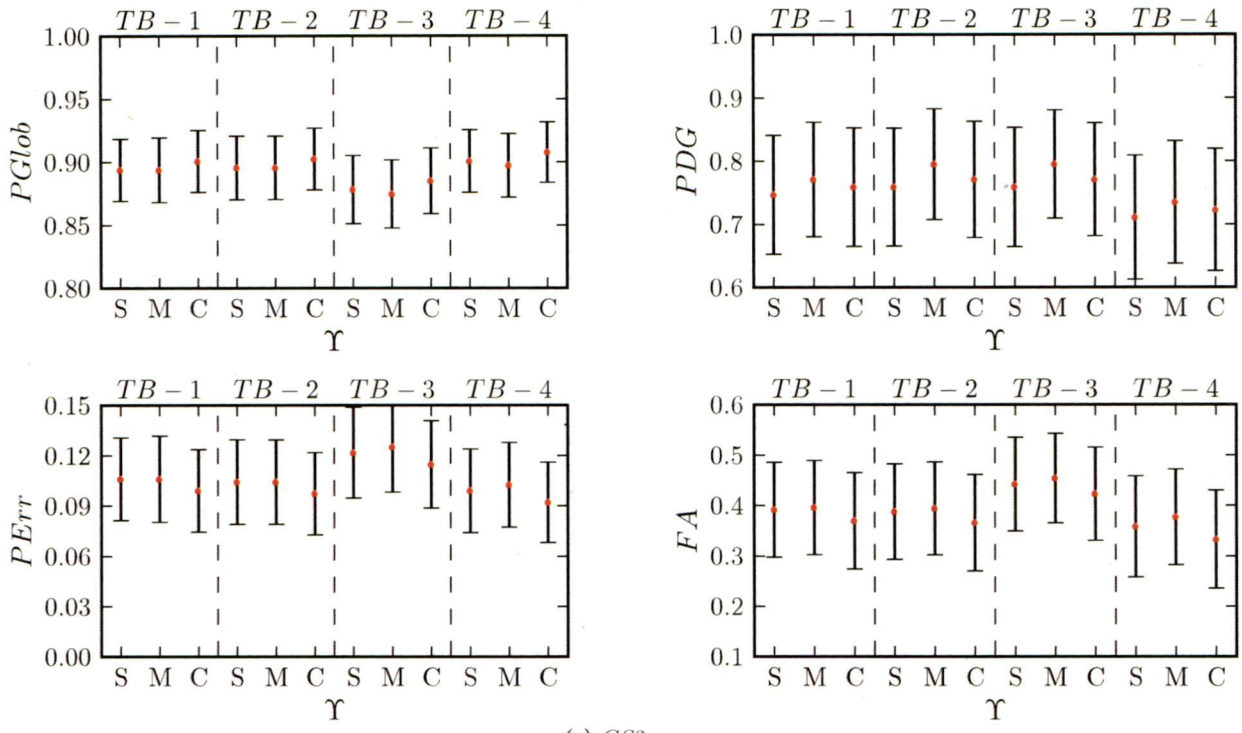


(a) $GS1_{DP}$

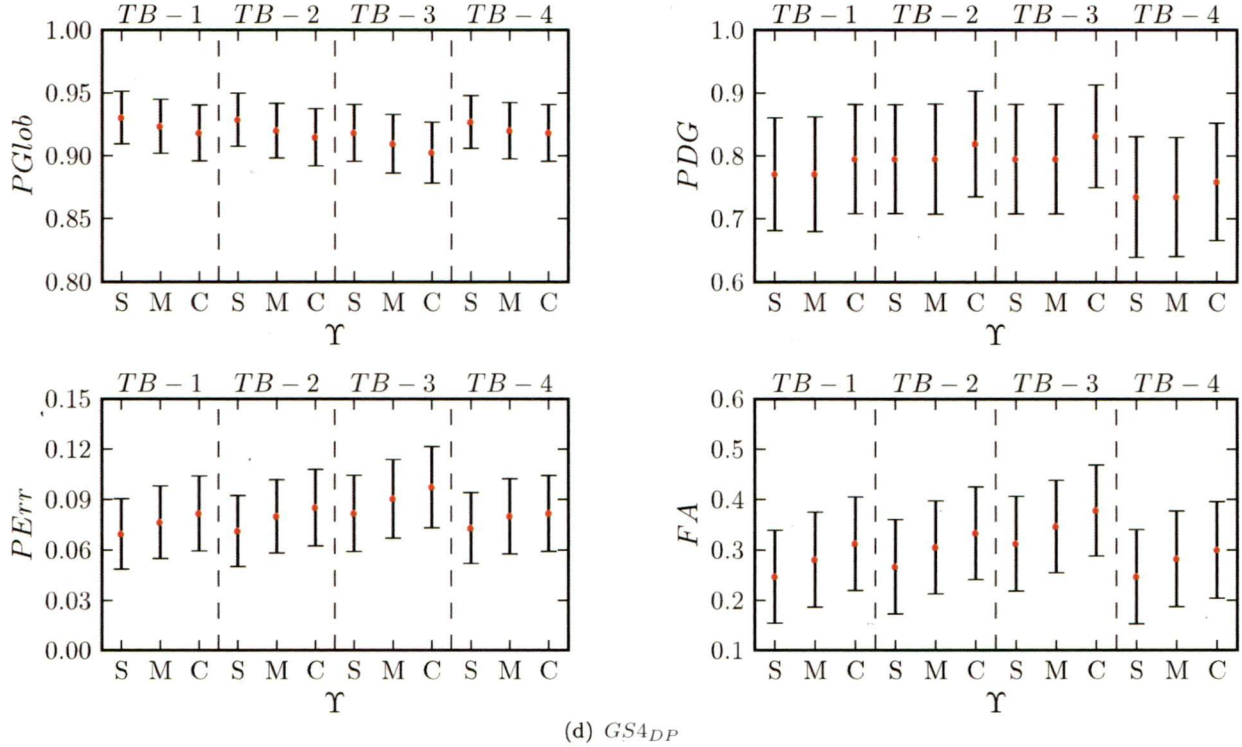


(b) $GS2_{DP}$

Figure 6.7 – Paramètres de qualité des seuils S_{DP} du tableau 6.4, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*).

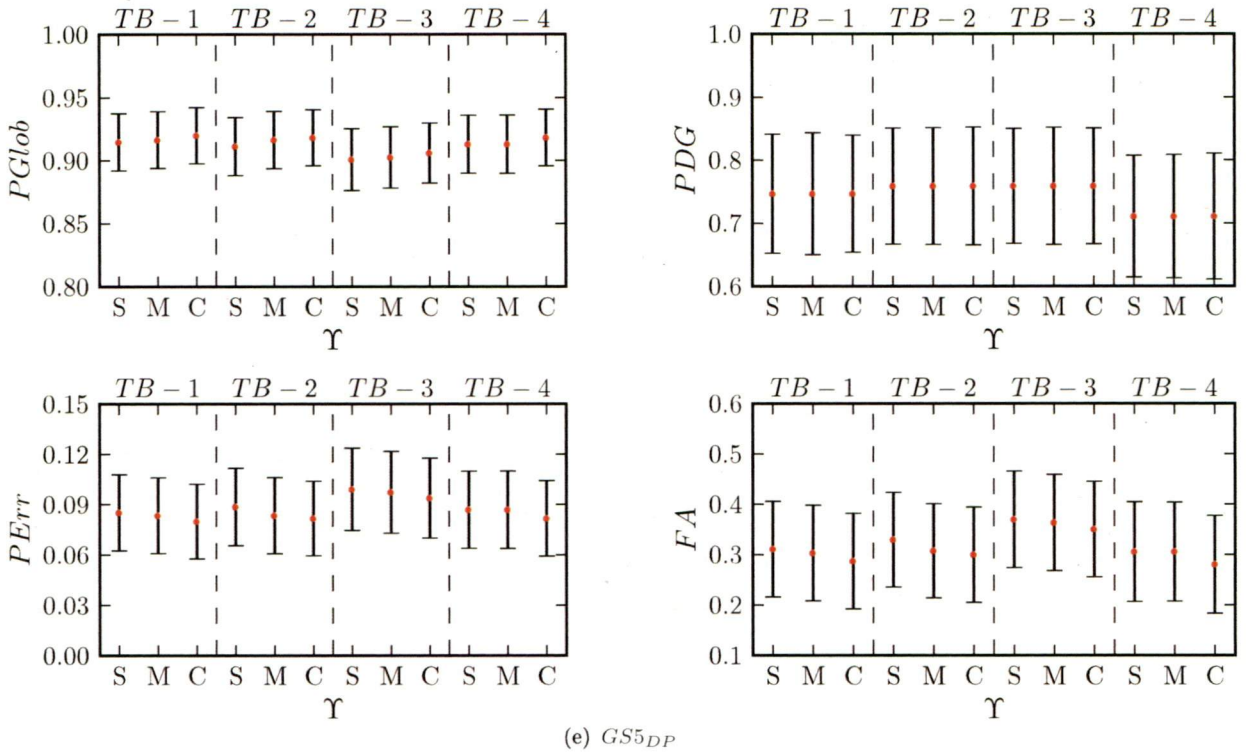


(c) $GS3_{DP}$

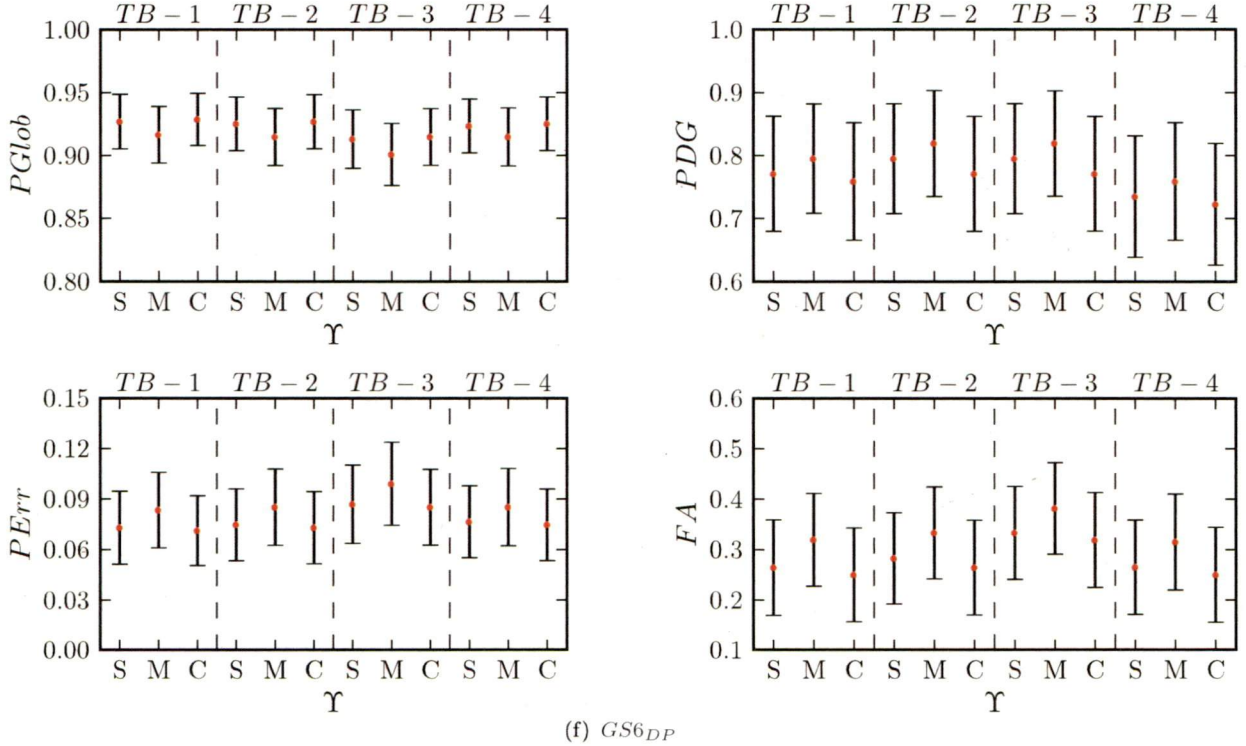


(d) $GS4_{DP}$

Figure 6.7 – Paramètres de qualité des seuils S_{DP} du tableau 6.4, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*). (suite)



(e) $GS5_{DP}$



(f) $GS6_{DP}$

Figure 6.7 – Paramètres de qualité des seuils S_{DP} du tableau 6.4, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}. Les résultats pour les quatre seuils S_{TB} sont comparés (1 : *Ureg*, 2 : *Areg*, 3 : *Amoy1* et 4 : *Amoy2*). (suite)

En analysant les sous-figures 6.7a à 6.7f, il ressort, comme c'était le cas pour GS, que les quatre méthodes de calcul du seuil S_{TB} ont des performances similaires pour discriminer les sols gelés et dégelés. Un autre point digne d'intérêt est que, pour toutes les combinaisons de fréquences de GS_{DP}, les seuils S_{DP} calculés à l'aide des trois méthodes de filtrage de la neige (S, M et C) ont des performances statistiquement équivalentes. Ces observations sont très intéressantes, car elles montrent une grande liberté dans le choix des méthodes de calcul des seuils de GS_{DP} pour la détection des sols gelés (Rousseau *et al.*, 2011).

Afin d'optimiser la détection du gel du sol, le tableau 6.5 résume les seuils S_{DP} qu'il est préférable d'utiliser pour les six combinaisosns de fréquences. Le choix de ces seuils optimaux est effectué de manière à maximiser $PGlob$ et PDG et à minimiser FA. Pour un seuil S_{TB} calculé avec *TB-Ureg*, la figure 6.8 compare les performances de ces seuils S_{DP} optimaux utilisés dans le nouvel algorithme de détection du gel du sol. Pour *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*, les performances des seuils sont présentées dans l'annexe D.2.

Tableau 6.5 – Seuils S_{DP} optimaux pour le nouvel algorithme de détection du gel du sol, pour les six combinaisons de fréquences de GS_{DP}.

ID	GS_{DP}	*Seuil* S_{DP}
1	$GS1_{DP}$	*DP-Smoy*
2	$GS2_{DP}$	*DP-Mstd1*
3	$GS3_{DP}$	*DP-Cmoy*
4	$GS4_{DP}$	*DP-Smoy*
5	$GS5_{DP}$	*DP-Cmoy*
6	$GS6_{DP}$	*DP-Smoy*

Avec les seuils optimaux, les performances des six combinaisons de fréquences sont statistiquement similaires, surtout au niveau de la probabilité de détection du gel. Cependant, les meilleurs seuils pour $GS2_{DP}$ et $GS3_{DP}$, utilisant uniquement les fréquences AMSR-E élevées, ont un taux de fausses alarmes plus élevé, et le chevauchement de leurs intervalles de confiance avec ceux des seuils des autres combinaisons est plutôt faible. Cela explique leurs précisions globales plus basses et leurs taux d'erreurs légèrement plus élevés. De la figure 6.8, il ressort qu'au niveau des performances de discrimination du gel/dégel, il est plus avantageux d'élaborer l'algorithme de GS_{DP} uniquement avec des basses fréquences ($GS1_{DP}$) ou en combinant les basses et les hautes fréquences ($GS4_{DP}$, $GS5_{DP}$ et $GS6_{DP}$). La combinaison des basses et hautes fréquences a le mérite de réduire les valeurs élevées de FA et $PErr$ observées pour les combinaisons $GS2_{DP}$ et $GS3_{DP}$ et ainsi améliorer $PGlob$.

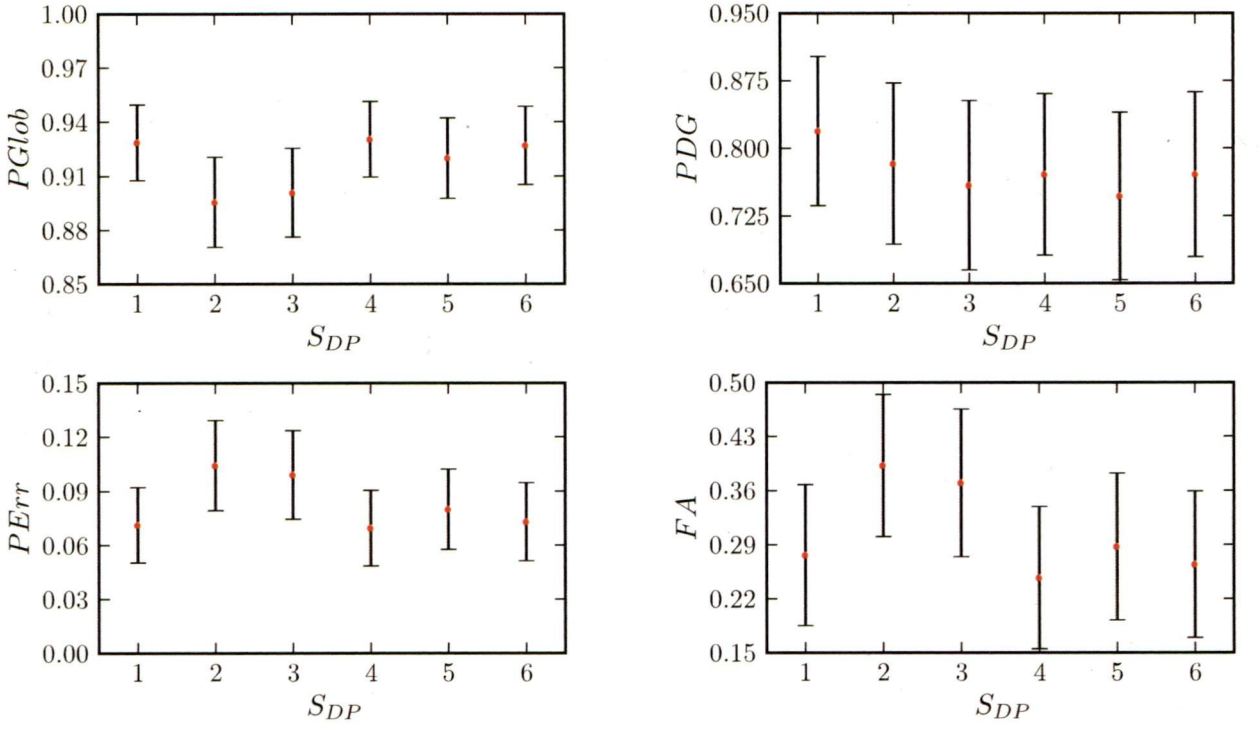


Figure 6.8 – Comparaison des performances des seuils S_{DP} optimaux (tableau 6.5) utilisés dans le nouvel algorithme de détection du gel du sol. Le seuil S_{TB} est calculé avec la méthode *TB-Ureg*.

Pour les seuils optimaux, la précision globale obtenue avec le nouvel algorithme varie entre 90% et 93%, avec un taux d'erreur entre 7% et 10% (figure 6.8). La probabilité de détection du gel est comprise entre 75% et 82%, alors que le taux de fausses alarmes varie entre 25% et 39%. Ces valeurs sont assez près de celles trouvées avec l'algorithme du gradient spectral (tableau 6.6). Le tableau 6.6 montre aussi une augmentation nette des performances avec le nouvel algorithme, pour la combinaison $GS1$ employant uniquement les basses fréquences (6,9 et 10,7 GHz). Cela indique clairement que le gradient spectral de la différence de polarisation peut être employé avec succès pour détecter le gel dans le sol aux fréquences faibles. Par ailleurs, des performances très similaires (résultats non montrés) sont obtenues en utilisant le rapport de polarisation (différence de polarisation normalisée, $DP/(T_{BH} + T_{BV})$). Une caractéristique intéressante du nouvel algorithme est qu'en plus de montrer l'intérêt des faibles fréquences pour améliorer les résultats, toutes les combinaisons de fréquences testées, ainsi que plusieurs méthodes de calcul des seuils S_{TB} et S_{DP}, ont permis de discriminer le gel dans le sol avec des performances semblables. Ce qui laisse une certaine liberté d'action à l'utilisateur.

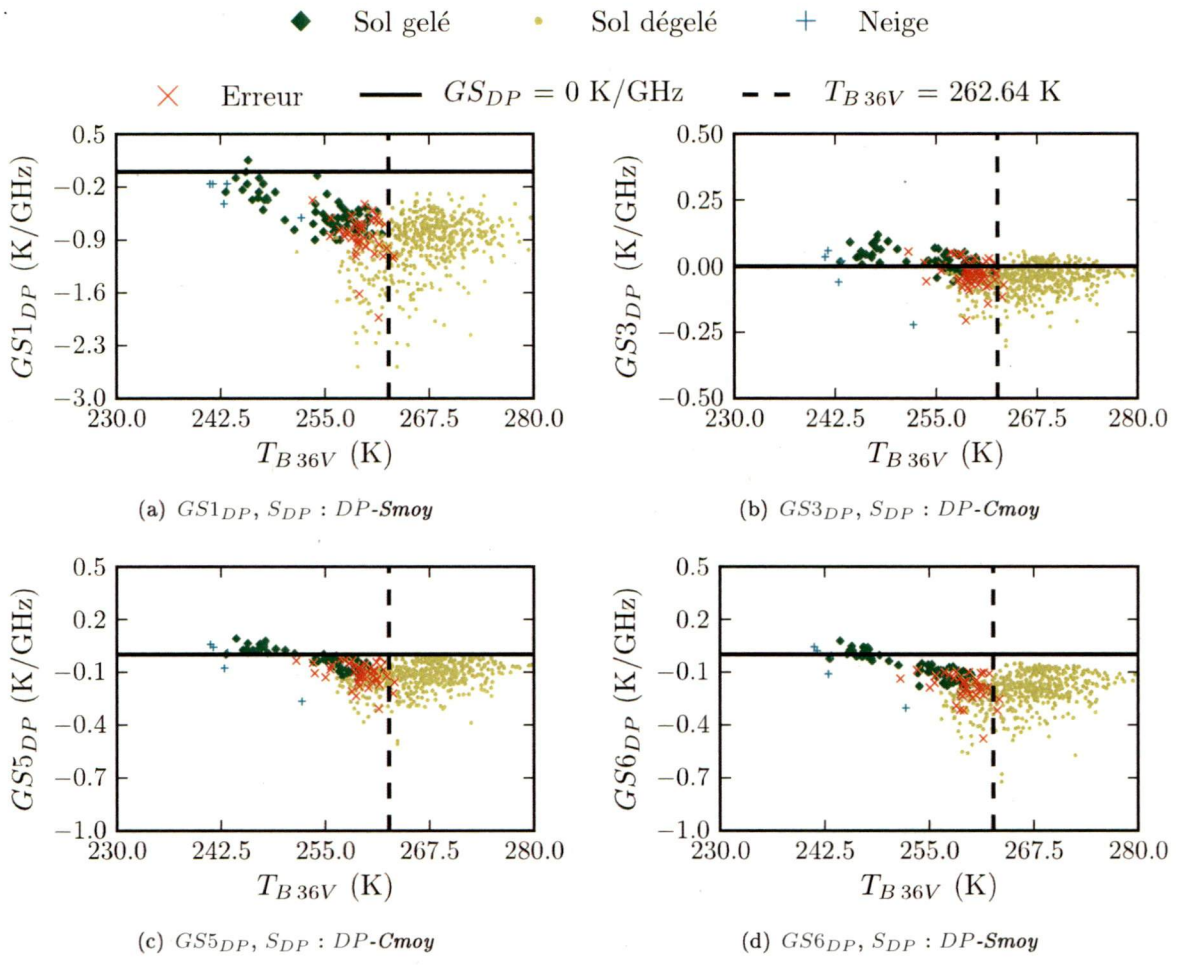
Tableau 6.6 – Comparaison des performances de discrimination des sols gelés et dégelés obtenues avec l'algorithme du gradient spectral de T_B (figure 6.4) et le nouvel algorithme basé sur GS_{DP}(figure 6.8). Les intervalles de confiance ne sont pas pris en compte.

Combinaisons optimales	$PGlob$	$PErr$	PDG	FA
$GS1_V$	88%	12%	84%	44%
$GS1_{DP}$	93%	7%	82%	28%
$GS3_H$	94%	6%	82%	20%
$GS3_V$	94%	6%	80%	21%
$GS3_M$	94%	6%	82%	21%
$GS3_{DP}$	90%	10%	76%	37%
$GS5_H$	92%	8%	53%	19%
$GS5_V$	92%	8%	83%	30%
$GS5_M$	93%	7%	66%	18%
$GS5_{DP}$	92%	8%	75%	29%
$GS6_V$	93%	7%	83%	29%
$GS6_M$	92%	8%	53%	14%
$GS6_{DP}$	93%	7%	77%	26%

La figure 6.9 montre des exemples de la distribution des erreurs obtenues en appliquant le nouvel algorithme de discrimination du gel/dégel du sol. Les observations sont très similaires à celles faites pour GS, et c'est dans la zone de transition entre le gel et le dégel que se situent la plupart des erreurs, montrant ainsi une limitation du nouvel algorithme pour ces conditions.

6.3 Utilisation des données RADARSAT-2 polarimétriques pour la détection du gel dans le sol

Les résultats du troisième objectif de cette étude, qui consiste à tester différents paramètres et techniques polarimétriques (rapports de co-polarisation et de dépolarisation, coefficients de corrélation, hauteur de socle, décompositions de cibles) pour discriminer le gel dans le sol, sont présentés.



(a) $GS1_{DP}$, S_{DP} : DP-***Smoy***

(b) $GS3_{DP}$, S_{DP} : DP-***Cmoy***

(c) $GS5_{DP}$, S_{DP} : DP-***Cmoy***

(d) $GS6_{DP}$, S_{DP} : DP-***Smoy***

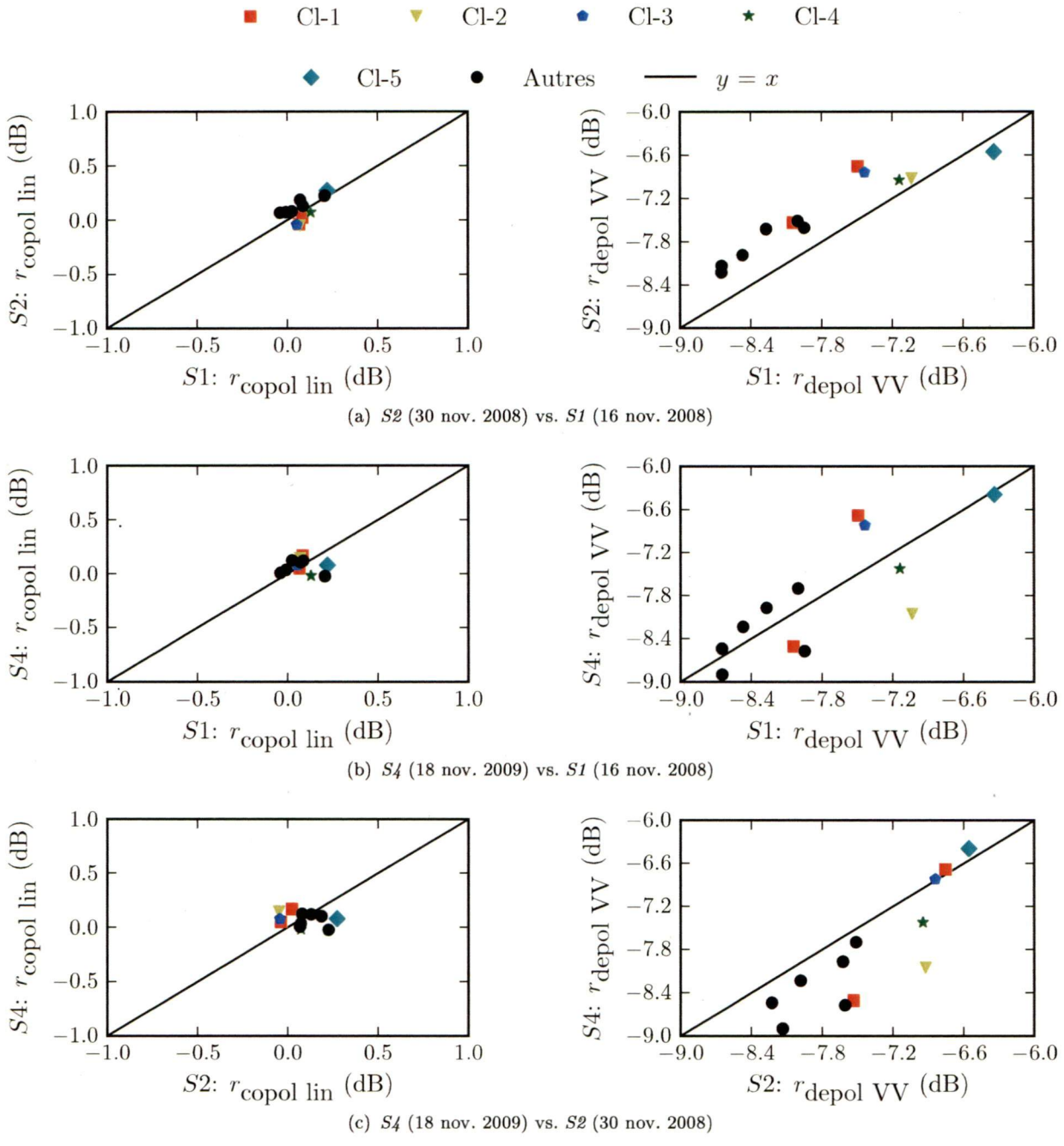
Figure 6.9 – GS_{DP} en fonction de $T_{B\,36V}$ pour différentes combinaisons de fréquences et seuils S_{DP}. Résultats obtenus avec le nouvel algorithme de discrimination des sols gelés et dégelés (méthode *TB-Ureg* pour le seuil S_{TB}).

6.3.1 Sensibilité au gel des rapports de polarisation (bases linéaire et circulaire)

La figure 6.10 montre la comparaison des rapports de co-polarisation ($r_{\text{copol lin}}$) et de dépolarisation ($r_{\text{depol lin}}$) linéaires pour les trois images RADARSAT-2. Il apparaît immédiatement que $r_{\text{copol lin}}$ ne change presque pas d'une image à l'autre ainsi que d'un champ à l'autre. Les valeurs sont près de 0 dB, ce qui veut dire que σ^0_{HH} et σ^0_{VV} sont presque égaux. La forte rugosité (relativement au signal radar) durant les deux années explique ce résultat (McNairn and Brisco, 2004). Cela indique que le rapport de co-polarisation en base linéaire n'est pas sensible au gel du sol pour la gamme de rugosités du sol présentes dans les

champs à Saskatoon.

Le rapport de dépolarisation exhibe plus de variations, que ce soit entre les champs ou



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

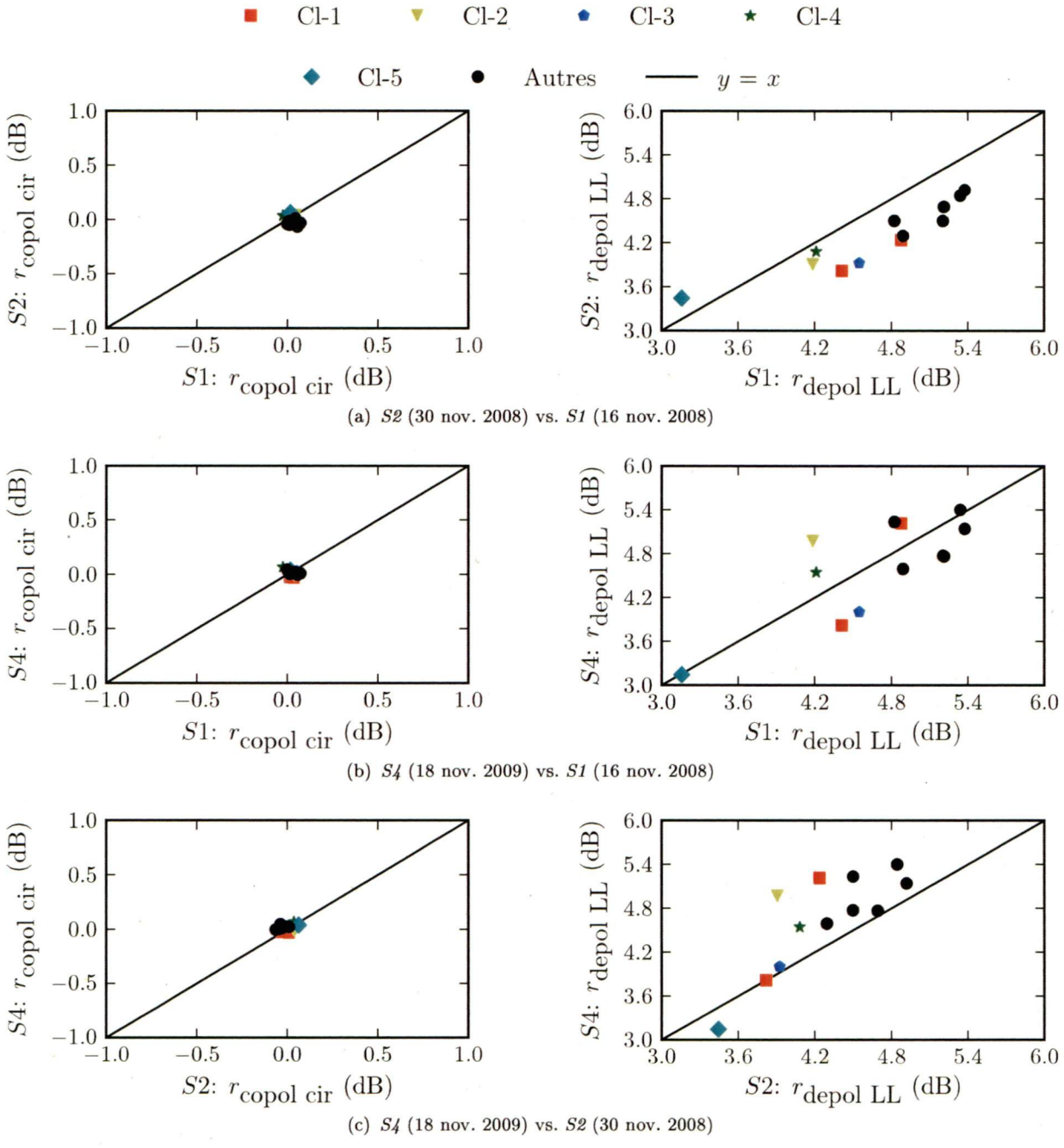
Figure 6.10 – Comparaison image à image des rapports de co-polarisation ($r_{\text{copol lin}}$) et de dépolarisation ($r_{\text{depol VV}}$) en base linéaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

les images. Le pâturage a des valeurs plus fortes que les autres champs, surtout dans les figures 6.10a et 6.10b (plus de 1 dB). Cependant, son comportement ne change pas vraiment d'une image à l'autre. Cela est sûrement dû au fait que, dans le pâturage, $r_{\text{depol lin}}$ est dominé par l'effet de la végétation, qui masque les changements dus à l'humidité du sol. Pour les autres champs, il est plus difficile d'expliquer les valeurs de $r_{\text{depol lin}}$. Néanmoins, elles ne sont pas si élevées, ce qui traduit une faible dépolarisation et, par conséquent, une diffusion qui provient plus de la surface.

Dans la figure 6.10a, les valeurs de $r_{\text{depol lin}}$ sont, pour la plupart des champs, plus élevées pour l'image *S2*. Cela traduit une plus grande dépolarisation du signal pour cette image acquise en condition de gel (30 novembre 2008), comparé à celle du 16 novembre 2008, où le gel était moins important. Puisque la rugosité de surface et l'état des résidus de végétation sont supposés inchangés entre ces deux acquisitions, la diminution de l'humidité du sol entre le 16 et le 30 novembre 2008, due au gel, est la cause probable de l'augmentation de la dépolarisation du signal (augmentation de la composante de diffusion de volume, qui reste toutefois inférieure à celle de surface). Il est toutefois important de noter l'amplitude assez faible de la variation de $r_{\text{depol lin}}$, soit 0,75 dB au maximum.

Dans les figures 6.10b et 6.10c, la comparaison des images *S1* et *S2* avec celle du 18 novembre 2009 (*S4*), acquise en condition de dégel, fait ressortir quelques éléments intéressants. Le comportement du champ 1 de la classe Cl-1 correspond aux attentes, puisqu'il est situé sous la diagonale dans les figures 6.10b et 6.10c, c'est-à-dire que la dépolarisation est plus grande pour les images gelées de 2008, comparativement à celle de 2009 dégelée. La variation observée pour le point de la classe Cl-2, semble être uniquement due à la forte diminution de la rugosité entre 2008 et 2009 (donc une dépolarisation plus importante en 2008), puisque ce même point semble peu affecté par le gel dans la figure 6.10a. La rugosité du sol fournit aussi une explication à la position des points du champ 5 de la classe Cl-1 et de celui de la classe Cl-3 (champ 6), situés au-dessus de la diagonale dans la figure 6.10b. En effet, comme le montre la figure 4.15, ces deux champs ont des rugosités plus élevées que les autres champs en 2009. L'effet de la plus forte rugosité en 2009 semble dominer celui du gel peu important de l'image *S1* dans la figure 6.10b. Par contre, dans la figure 6.10c, les deux points se trouvent sur la diagonale, indiquant que le gel dans l'image du 30 novembre 2008 contre-balance cet effet de la rugosité de l'image *S4*.

La figure 6.11 montre les résultats obtenus pour les rapports de co-polarisation et de dépolarisation en base circulaire. Comme il fallait s'y attendre, après l'analyse de σ^0_{LL} et σ^0_{RL} (sous-section 4.2.4), aucun élément nouveau ne ressort de l'emploi de la base circulaire. En



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.11 – Comparaison image à image des rapports de co-polarisation ($r_{\text{copol cir}}$) et de dépolarisation ($r_{\text{depol LL}}$) en base circulaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

effet, le comportement de $r_{\text{copol cir}}$ est presque identique à celui de son homologue en base linéaire. Les observations pour $r_{\text{depol cir}}$ sont similaires à celles décrites pour $r_{\text{depol lin}}$, si ce n'est que la variation est du signe opposé (le gel du sol semble causer une diminution de $r_{\text{depol cir}}$).

Les comportements observés dans cette section montrent que, selon toute vraisemblance, le gel du sol affecte le comportement du rapport de dépolarisation dans les bases linéaire et circulaire. Cependant, les changements dans la rugosité de surface d'une acquisition à l'autre peuvent masquer l'effet du gel.

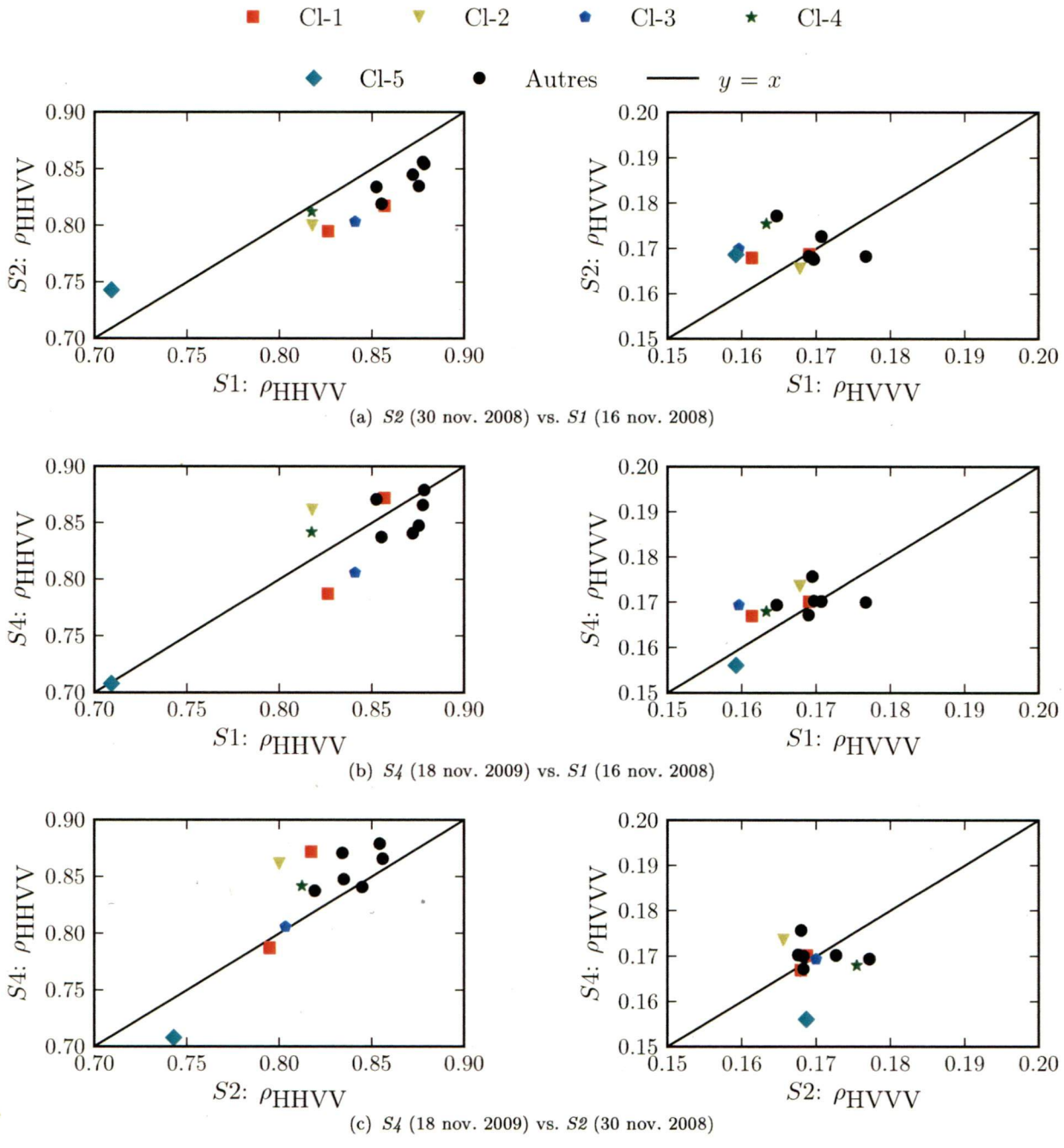
6.3.2 Sensibilité au gel de l'amplitude des coefficients de corrélation (bases linéaire et circulaire)

Dans la figure 6.12 sont comparées les amplitudes des coefficients de corrélation ρ_{HHVV} et ρ_{HVVV} pour les trois images RADARSAT-2. Les résultats obtenus pour ρ_{HVHH} étant très similaires à ceux de ρ_{HVVV}, ils ne sont pas montrés. Puisque la matrice de covariance est symétrique, les coefficients de corrélation ρ_{VVHH}, ρ_{HHHV} et ρ_{VVHV} sont égaux à ρ_{HHVV}, ρ_{HVHH} et ρ_{HVVV}, respectivement.

Comme c'était le cas pour le rapport de co-polarisation, les points sont assez concentrés pour ρ_{HVVV} et ρ_{HVHH} et ils ne s'éloignent pas vraiment de la diagonale pour les trois comparaisons effectuées. Aucune information ne peut donc être tirée de ces paramètres. L'amplitude du coefficient de corrélation co-polarisé, ρ_{HHVV}, est assez élevée pour tous les champs, sauf le pâturage, qui est nettement distinct des autres. Une haute amplitude indique une faible composante dépolarisée dans le signal rétrodiffusé, donc une diffusion qui provient plus de la surface (Skriver *et al.*, 1999). La dépolarisation est donc plus importante pour le pâturage (classe Cl-5), ce qui était attendu étant donné la présence de végétation dense et son hétérogénéité.

Les comportements observés pour ρ_{HHVV} dans les figures 6.12a, 6.12b et 6.12c rappellent ceux du rapport de dépolarisation en base circulaire (figure 6.11). Ce paramètre exhibe donc une certaine sensibilité au gel dans le sol, mise en évidence par les valeurs plus faibles pour l'acquisition *S2* dans les figures 6.12a et 6.12c. Cependant, comme r_{depol}, il est aussi affecté par les changements dans la rugosité de surface. Les valeurs de ρ_{HHVV} varient toutefois par moins de 0,06 dans les trois figures, ce qui est très faible. Il est donc pour l'instant difficile

d'affirmer un effet significatif du gel et de la rugosité du sol sur ce paramètre. Selon plusieurs auteurs, ρ_{HHVV} n'est en effet pas beaucoup influencé par les changements dans l'humidité du



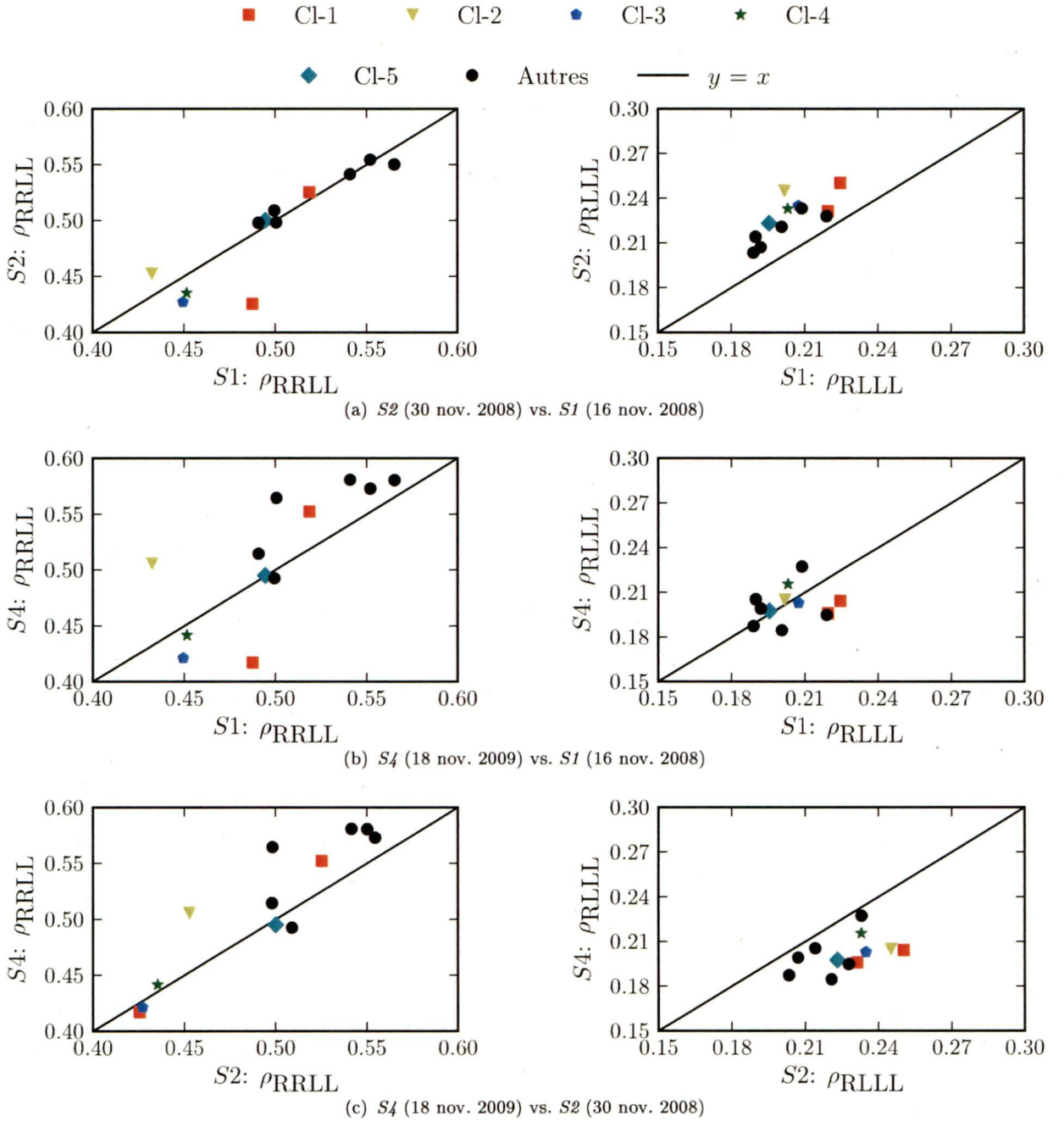
(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.12 – Comparaison image à image de l'amplitude des coefficients de corrélation co-polarisé (ρ_{HHVV}) et ortho-polarisé (ρ_{HVVV}) en base linéaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

sol (Mattia *et al.*, 1997; McNairn and Brisco, 2004).



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.13 – Comparaison image à image de l'amplitude des coefficients de corrélation co-polarisé (ρ_{RRLL}) et ortho-polarisé (ρ_{RLLL}) en base circulaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

Le comportement de ρ dans la base circulaire, montré à la figure 6.13, est quelque peu différent de celui en base linéaire. Ici, seul le coefficient de corrélation ortho-polarisé ρ_{RLLL} est montré, car ρ_{RLRR} réagit de façon similaire. De plus, ρ_{LLRR}, ρ_{LLRL} et ρ_{RRRL} sont respectivement égaux à ρ_{RRLL}, ρ_{RLLL} et ρ_{RLRR}. Le coefficient de corrélation ortho-polarisé exhibe un certain groupement des points, comme en base linéaire, mais un peu plus étendu. Cela indique que la rugosité n'a qu'un effet limité sur les variations observées. Il est cependant intéressant de remarquer que les valeurs de ρ_{RLLL} ont tendance à être légèrement plus élevées pour l'image RADARSAT-2 acquise en condition de gel *S2*, en comparaison des valeurs des deux autres images. Ce paramètre polarimétrique pourrait donc avoir une petite sensibilité au gel du sol, mais seulement si ce dernier est important. En effet, les points sont plutôt centrés sur la diagonale dans la figure 6.13b, où l'image dégelée du 18 novembre 2009 est comparée à celle du 16 novembre 2008 acquise en condition de gel faible. Si, malgré les faibles variations observées (moins de 0,05), il s'avère possible de détecter le gel du sol à l'aide de ρ_{RLLL} et ρ_{RLRR}, ces paramètres seraient particulièrement intéressants à cause de l'effet limité de la rugosité du sol.

Pour ρ_{RRLL}, la plupart des points sont situés sur la diagonale dans la figure 6.13a. Les changements observés dans les figures 6.13b et 6.13c doivent donc être en majorité dus à la rugosité du sol. Au contraire de r_{depol}, ρ_{HHVV} et ρ_{RLLL} (et ρ_{RLRR}), il semble donc peu probable que ce paramètre puisse être utilisé pour détecter le gel dans le sol. En effet, selon Mattia *et al.* (1997) et McNairn and Brisco (2004), ρ_{RRLL} est en général bien corrélé avec la rugosité de surface, mais n'est pas affecté par les changements dans l'humidité du sol. Cela pourrait expliquer pourquoi le point de la classe Cl-2 est plus éloigné de la diagonale dans les figures 6.13b et 6.13c. Pour l'instant, le comportement pour le champ 5 (classe Cl-1), situé sous la diagonale dans les figures 6.13a et 6.13b, n'a pas trouvé d'explication.

6.3.3 Sensibilité au gel des différences de phase co-polarisée et ortho-polarisée (bases linéaire et circulaire)

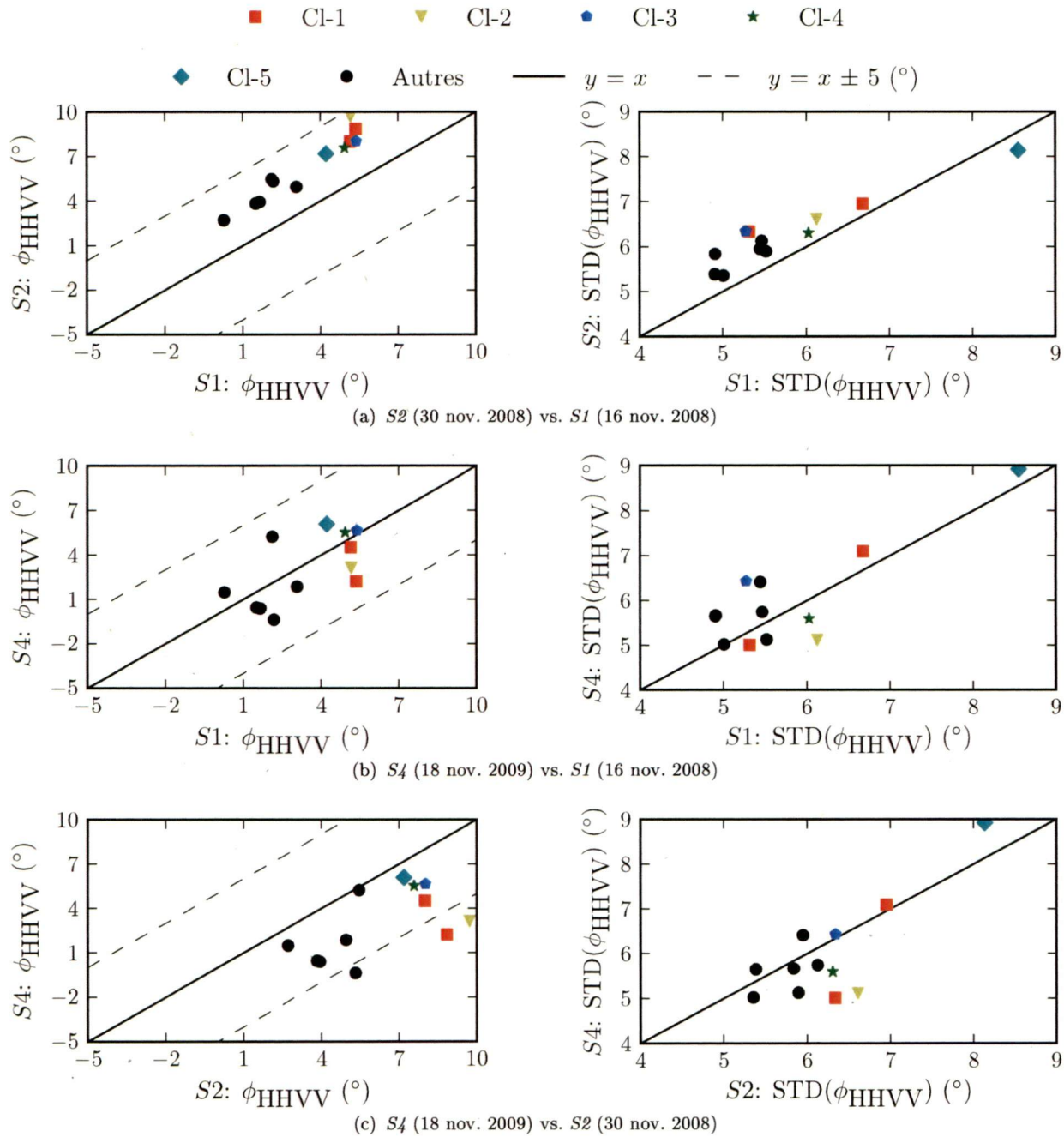
La figure 6.14 montre la variation de la moyenne et de l'écart type (STD) de la différence de phase co-polarisée (ϕ_{HHVV}) d'une image RADARSAT-2 à l'autre. Les diagonales pointillées sont tracées à partir de l'erreur de phase relative entre les canaux de polarisation (5°). Les faibles valeurs obtenues autant pour la moyenne que pour l'écart type de ϕ_{HHVV} sont caractéristiques d'une diffusion de surface dominante (Skriver *et al.*, 1999; McNairn and Brisco, 2004). Elles sont aussi en accord avec les amplitudes élevées de ρ_{HHVV}. Le champ de

la classe Cl-5 ne se distingue pas des autres au niveau de la moyenne, mais a un écart type environ 2° plus grand, ce qui est un effet caractéristique de la végétation. Le champ 5 (classe Cl-1) a lui aussi un écart type un peu plus élevé que les autres champs, mais la cause est inconnue.

Dans la figure 6.14a, une augmentation des valeurs moyennes est observée entre les acquisitions du 16 et du 30 novembre 2008, mais elle est sans doute non significative (entre les lignes pointillées). Ces changements vont dans le sens d'une augmentation de la diffusion multiple ou de volume lors du gel, comme pour r_{depol}, ρ_{HHVV}, ρ_{RLLL} et ρ_{RLRR}. Comme le montre la figure 6.14c, les valeurs moyennes de ϕ_{HHVV} sont aussi un peu plus élevées pour l'image *S2*, lorsque comparées à celles de l'acquisition en condition de dégel (*S4*). Dans la figure 6.14b, les variations de ϕ_{HHVV} moyen sont mixtes et de faible ampleur. Cela indique que le changement de rugosité entre les deux années n'a qu'un effet limité sur ce paramètre, surtout que le champ de la classe Cl-2 ne se démarque pas des autres.

Le comportement de l'écart type de ϕ_{HHVV} comporte des similarités avec celui de r_{depol}lin (voir les figures 6.10a, 6.10b et 6.10c). Ainsi, une augmentation inférieure à 1° des valeurs de ce paramètre est notée dans la figure 6.14a, pour tous les champs à l'exception du pâturage (classe Cl-5). Dans la figure 6.14c, par contre, il est plus difficile de discerner une tendance nette des valeurs à être plus élevées pour l'image *S2*. L'écart type de ϕ_{HHVV}, tout comme sa valeur moyenne, pourraient donc avoir une certaine sensibilité au gel du sol. Cependant, des analyses supplémentaires sont nécessaires pour vérifier si l'amplitude des changements de la moyenne sont significatifs, de même que pour confirmer les tendances observées pour l'écart type.

La figure 6.15 compare les valeurs moyennes et les écarts types de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{HVVV} pour les trois images RADARSAT-2. L'analyse des variations de ϕ_{HVHH} permet de tirer les mêmes conclusions ; les graphiques sont alors présentés dans l'annexe E. Comme pour l'amplitude des coefficients de corrélation, les différences de phase ϕ_{VVHH}, ϕ_{VVHV} et ϕ_{HHHV} sont identiques à ϕ_{HHVV}, ϕ_{HVVV} et ϕ_{HVHH}, respectivement. Les comparaisons des trois images montrent que, pour la moyenne et l'écart type, les points correspondant aux différents champs d'étude sont dispersés et répartis de part et d'autre de la diagonale. Il faut aussi noter que les écarts types sont très grands (plus de 45°), ce qui indique que ϕ_{HVVV} et ϕ_{HVHH} varient beaucoup. Pour l'instant, aucun élément ne permet



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

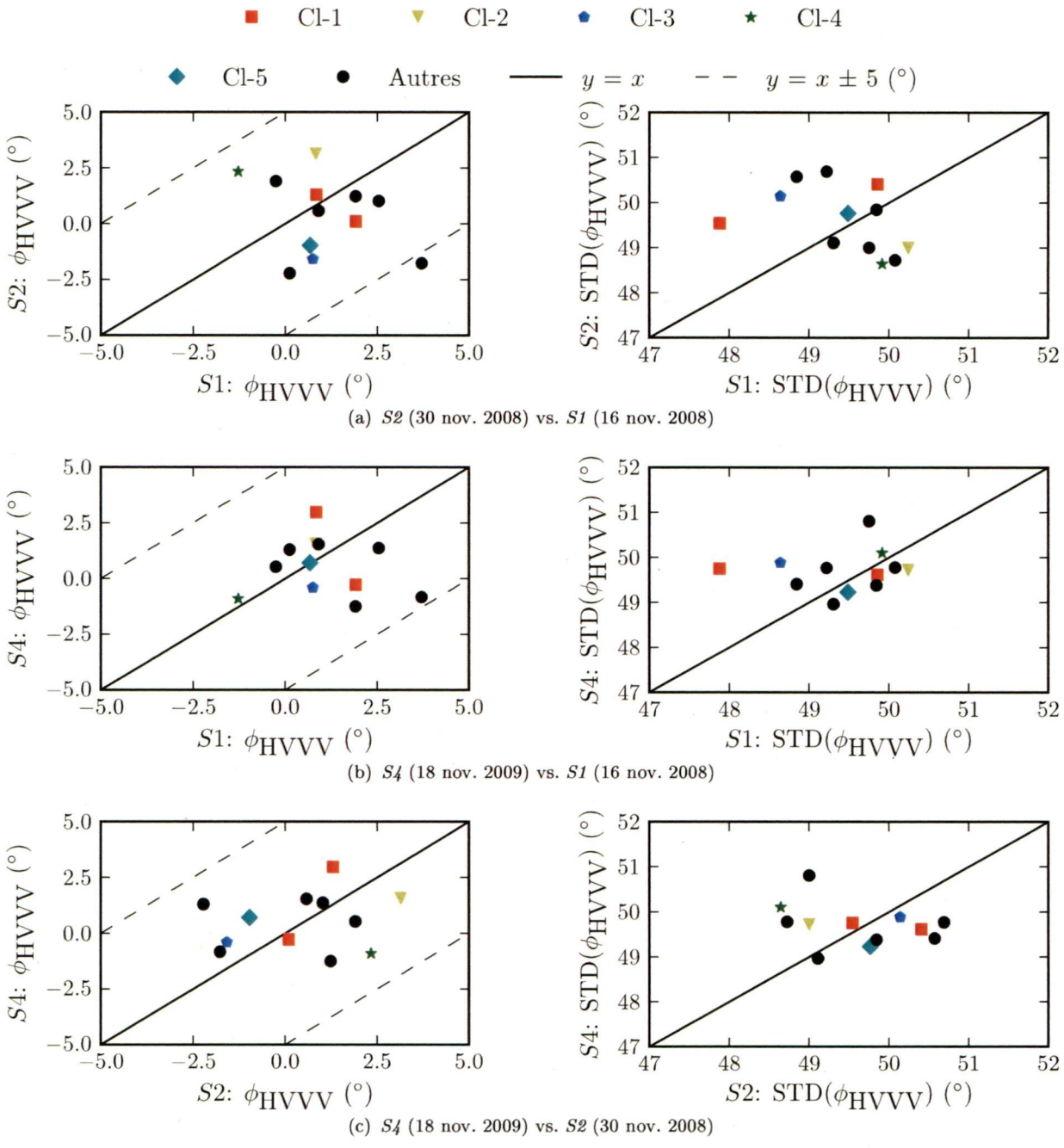
(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.14 – Comparaison image à image de la différence de phase co-polarisée (ϕ_{HHVV}) en base linéaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

d'affirmer que le gel du sol influence le comportement de ces deux paramètres polarimétriques.

La comparaison de la variation des valeurs moyennes et des écarts types de ϕ_{RRLL} d'une

acquisition à l'autre est présentée à la figure 6.16. Dans les trois cas, la majorité des points sont concentrés autour de la diagonale et les moyennes s'en éloignent par moins de 5° (erreur relative entre les canaux). Les écarts types sont supérieurs à 13° et la variation d'une image



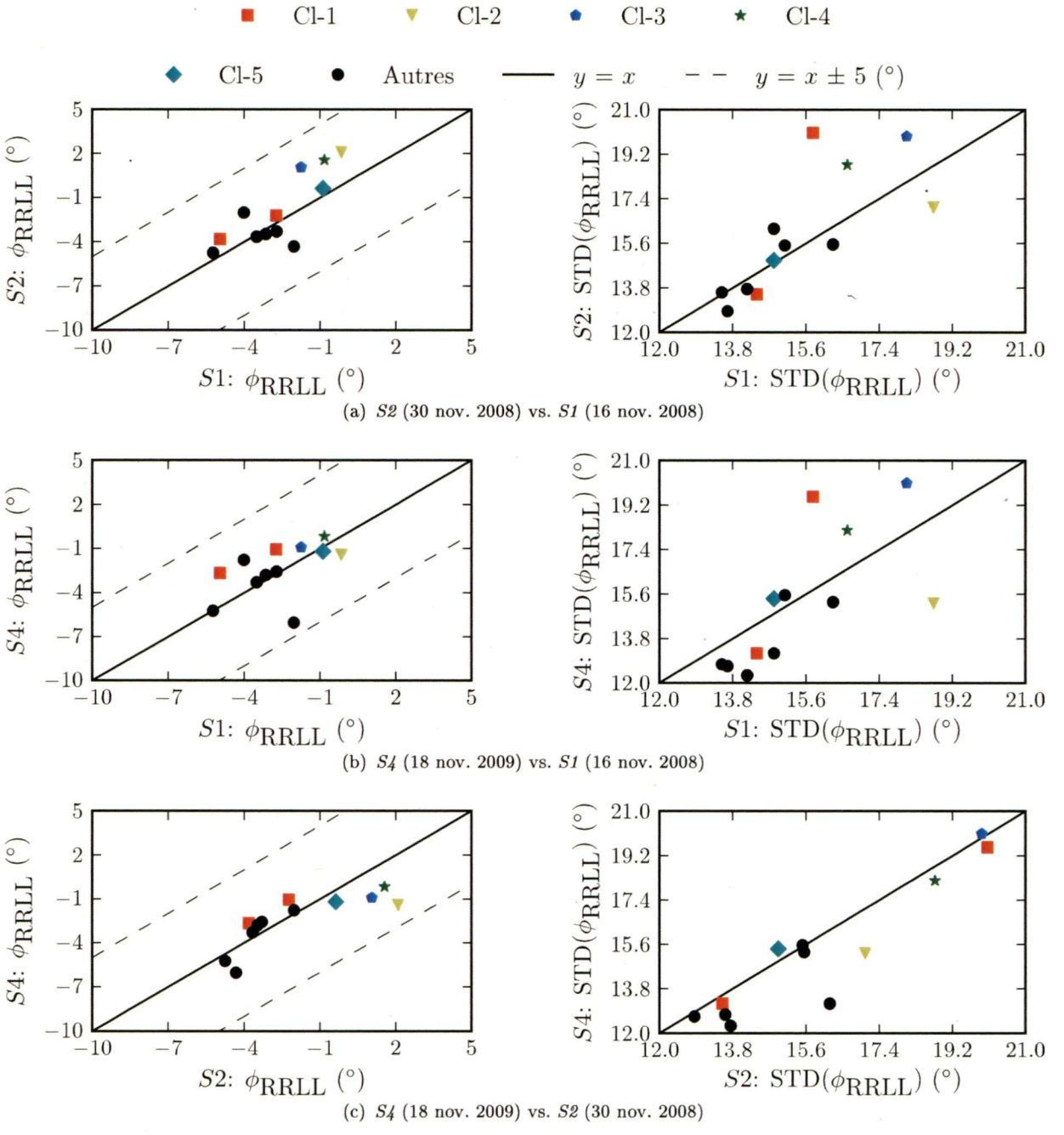
(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.15 – Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée (ϕ_{HVVV}) en base linéaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

à l'autre ne dépasse en général pas 4°. Comme pour ϕ_{HVVV} et ϕ_{HVHH}, rien ne laisse croire que le gel du sol a un effet significatif sur ϕ_{RRLL}.



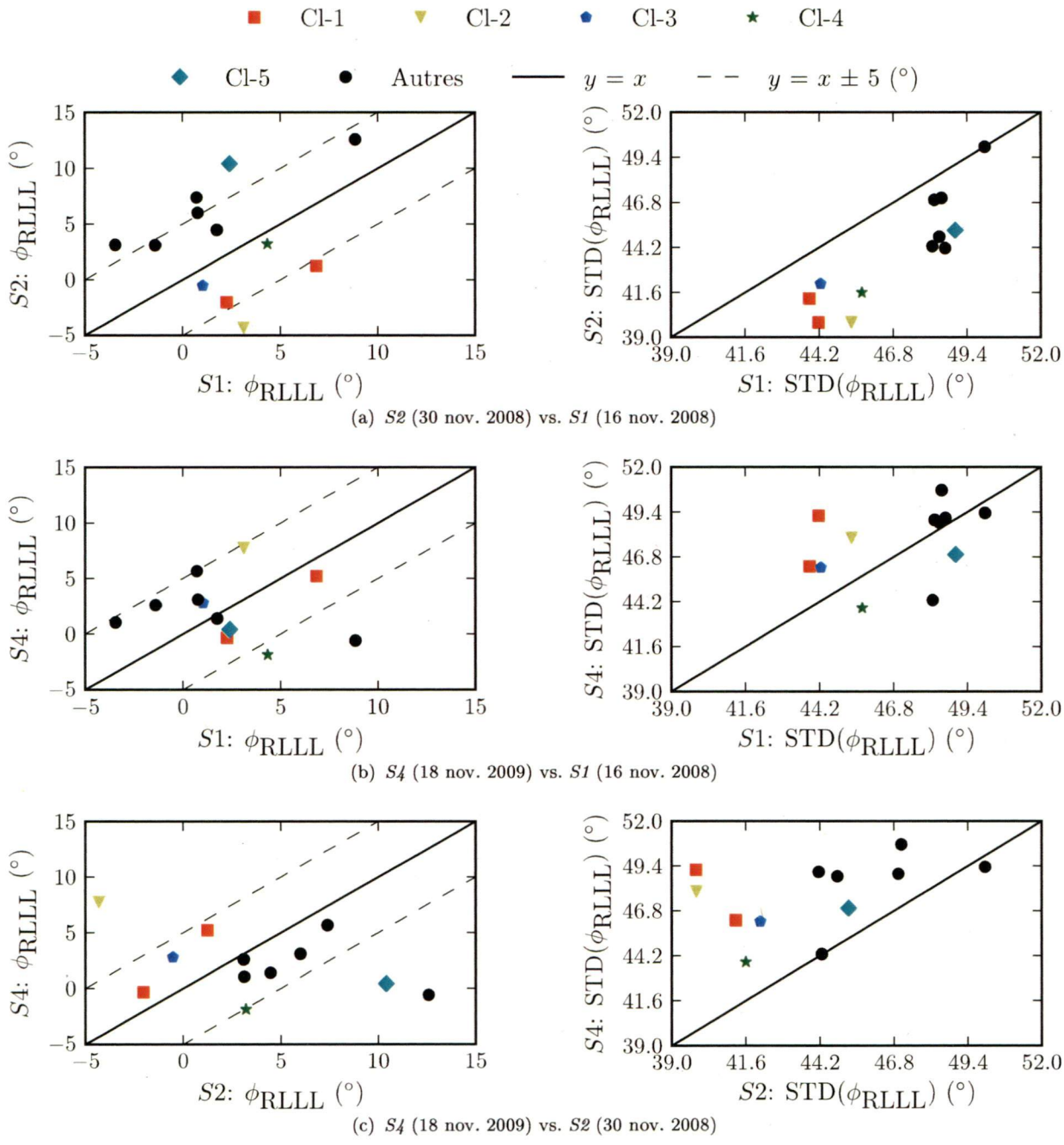
(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.16 – Comparaison image à image de la différence de phase co-polarisée (ϕ_{RRLL}) en base circulaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

La même remarque s'applique aussi pour la moyenne de la différence de phase ortho-polarisée ϕ_{RLLL}, dont le comportement est présenté à la figure 6.17. Pour les trois comparaisons effectuées, certains champs ont des valeurs qui s'éloignent de plus de 5° (erreur relative



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

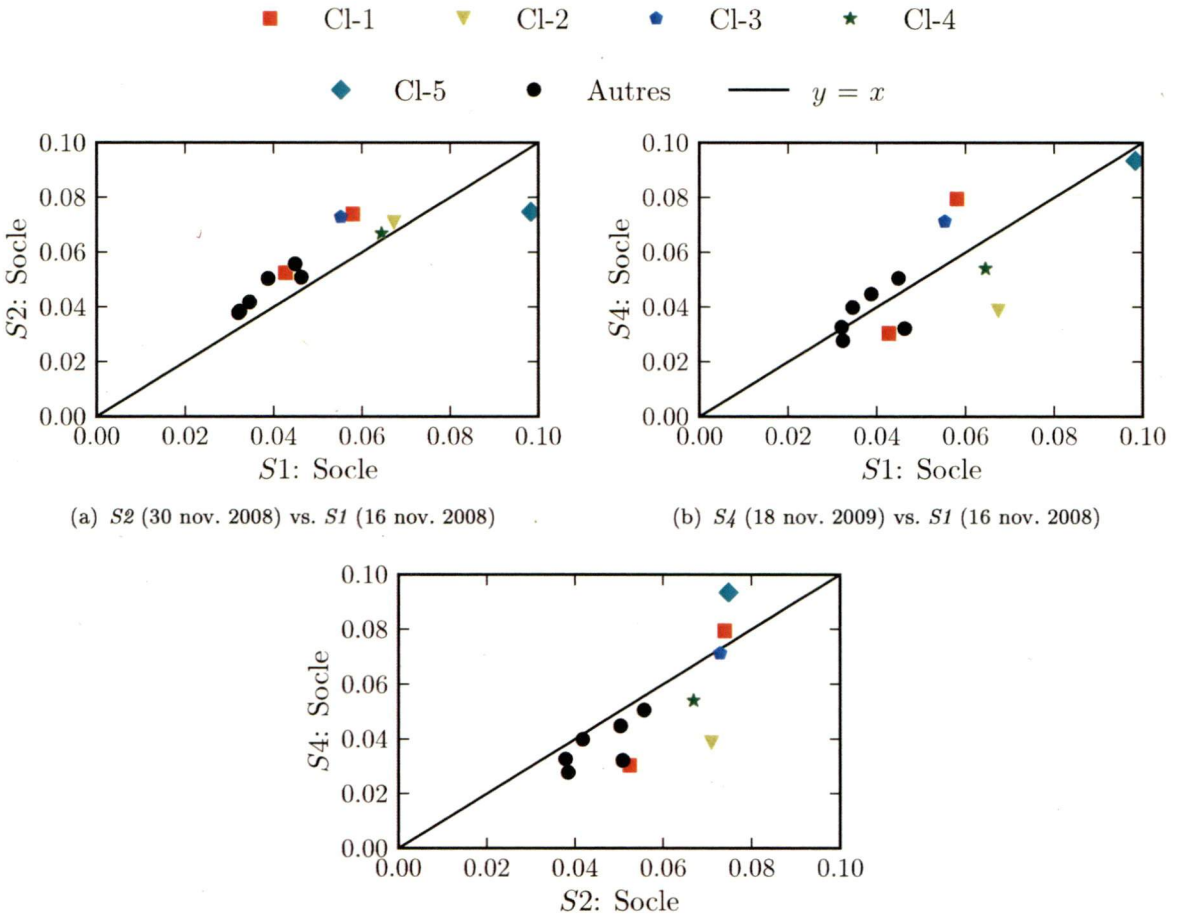
Figure 6.17 – Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée (ϕ_{RLLL}) en base circulaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)

entre les canaux) de la diagonale, mais les changements ne suivent pas une tendance nette. Il est par conséquent impossible d'affirmer ou d'infirmer que le gel du sol puisse expliquer les variations observées. Par contre, les variations de l'écart type de ϕ_{RLLL} sont plus intéressantes, car elles sont similaires pour presque tous les champs dans les figures 6.17a et 6.17c. Une diminution de l'écart type est ainsi notée pour l'image en condition de gel du 30 novembre 2008, par rapport à celle du 16 novembre 2008 acquise en condition de gel moins important et par rapport à l'image du 18 novembre 2009 acquise en condition de dégel. Les figures 6.17a et 6.17c montrent donc que, selon toute vraisemblance, l'écart type de ϕ_{RLLL} diminue avec le gel dans le sol. Dans la figure 6.17b, il est plus difficile d'expliquer le comportement observé, puisqu'il est différent de celui des autres paramètres polarimétriques intéressants (r_{depol}, ρ_{HHVV}, ρ_{RLLL}, ϕ_{HHVV}). Néanmoins, il convient d'ajouter l'écart type de ϕ_{RLLL} à la liste des candidats potentiels pour détecter le gel dans le sol, en attendant des analyses additionnelles. Le comportement de ϕ_{RLRR}, présenté dans l'annexe E, est similaire à celui de ϕ_{RLLL}, de sorte que les mêmes commentaires s'appliquent à son sujet.

6.3.4 Sensibilité au gel de la hauteur de socle

Dans la figure 6.18, il apparaît que la hauteur de socle est très basse pour tous les champs d'étude et dans les trois acquisitions RADARSAT-2. Comme attendu, le socle du pâturage est un peu plus élevé, ce qui traduit une dépolarisation plus importante du signal rétrodiffusé.

Malgré tout, la faible hauteur de socle est typique d'une diffusion de surface dominante (McNairn *et al.*, 2002). Le comportement observé pour les trois comparaisons rappelle ceux du rapport de dépolarisation ($r_{\mathrm{depol\ lin}}$ et $r_{\mathrm{depol\ cir}}$) et de l'amplitude du coefficient de corrélation co-polarisé (ρ_{HHVV}). Ainsi, le gel du sol explique selon toute vraisemblance l'augmentation du socle pour l'image gelée du 30 novembre 2008 par rapport à celle du 16 novembre 2008 acquise en condition de gel moins importante, et par rapport à l'image du 18 novembre 2009 acquise en condition de dégel. De même, l'effet de la rugosité du sol sur la hauteur de socle permet d'expliquer les variations observées dans les figures 6.18b et 6.18c.



(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.18 – Comparaison image à image de la hauteur de socle, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.

6.3.5 Récapitulatif des résultats obtenus pour les paramètres polarimétriques

L'analyse des résultats des différents paramètres polarimétriques a fait ressortir plusieurs candidats potentiels pour la détection du gel dans le sol. Le tableau 6.7 résume les observations.

Pour tous ces paramètres, les changements observés entre les images acquises en condition de gel et de dégel ont les caractéristiques d'une augmentation de la diffusion de volume due au gel du sol, mais avec une diffusion de surface dominante. Par ailleurs, l'analyse montre que, pour tous les paramètres polarimétriques, les variations observées entre les acquisitions

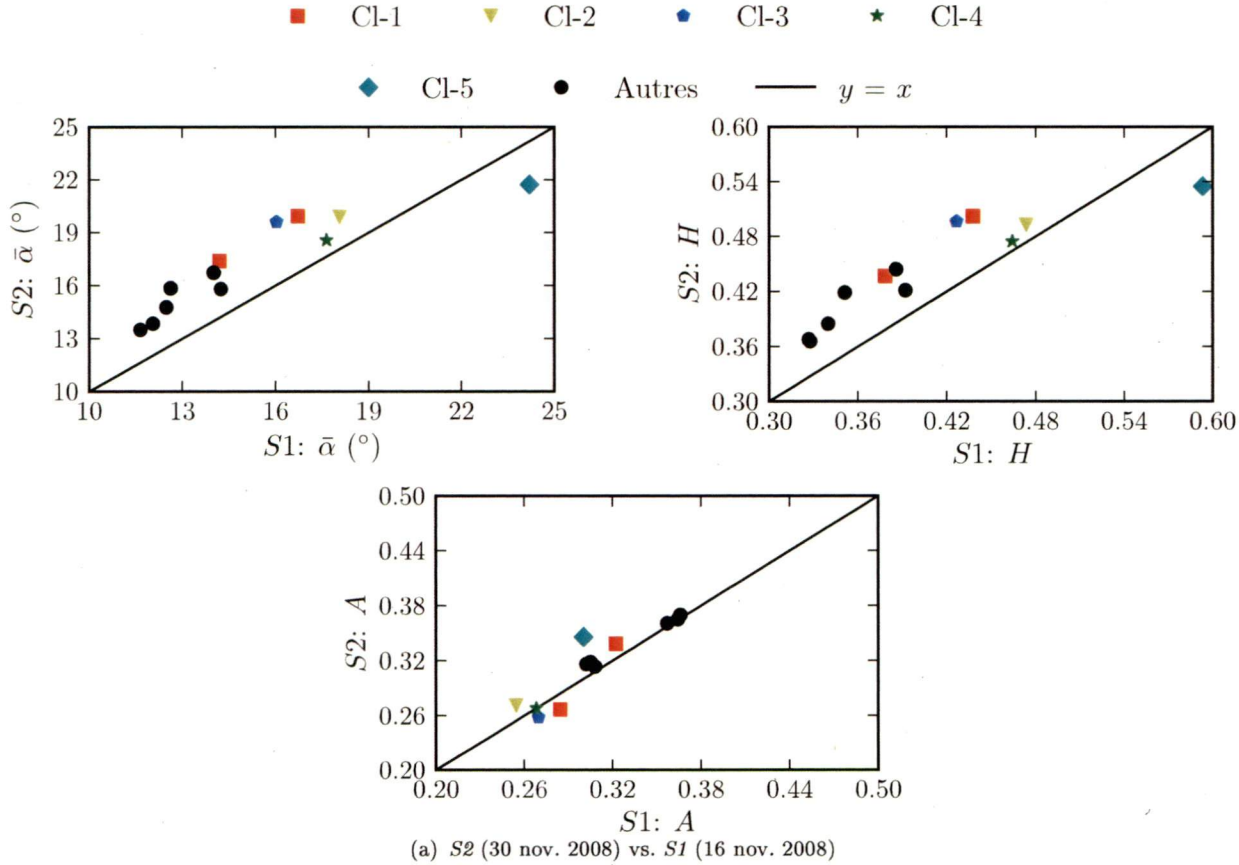
Tableau 6.7 – Résumé du potentiel de chaque paramètre polarimétrique à détecter le gel du sol.

Paramètre polarimétrique	**Détection du gel**	
	Potentiel ?	**Commentaires**
$r_{\text{copol lin}}$	Non	
$r_{\text{depol lin}}$	Oui	La rugosité peut masquer l'effet du gel.
$r_{\text{copol cir}}$	Non	
$r_{\text{depol cir}}$	Oui	Comportement inversé par rapport à $r_{\text{depol lin}}$.
ρ_{HHVV}	Oui	Comportement similaire à $r_{\text{depol cir}}$.
ρ_{HVVV} & ρ_{HVHH}	Non	
ρ_{RRLL}	Non	
ρ_{RLLL} & ρ_{RLRR}	Oui	Effet limité de la rugosité du sol.
ϕ_{HHVV}	Oui	Moy. et STD : analyses additionnelles requises.
ϕ_{HVVV} & ϕ_{HVHH}	Non	S'applique à la moyenne et à l'écart type.
ϕ_{RRLL}	Non	S'applique à la moyenne et à l'écart type.
ϕ_{RLLL} & ϕ_{RLRR} moy.	Non	
ϕ_{RLLL} & ϕ_{RLRR} STD	Oui	Analyses additionnelles requises.
Hauteur de socle	Oui	Comportement similaire à $r_{\text{depol lin}}$.

RADARSAT-2 du 16 novembre 2008 (*S1*) et du 18 novembre 2009 (*S4*) sont mitigées : les points pour les différents champs sont situés de part et d'autre de la diagonale. Cela indique qu'il serait difficile de discriminer un sol ayant une faible épaisseur de gel (comme pour *S1*) d'un sol dégelé (comme pour *S4*). Cependant, même lorsque le sol dégelé est comparé à un sol gelé sur une bonne épaisseur (comme pour l'image *S2*), l'amplitude des variations n'est pas très grande pour tous les paramètres. Des analyses quantitatives basées sur le comportement du signal radar polarimétrique en période de gel seraient nécessaires afin de vérifier si la détection du gel est possible malgré ces faibles variations. De plus, dans l'analyse des résultats de chaque champ, il serait important de tenir compte des caractéristiques du sol (type, texture, etc.) qui influencent le processus de gel.

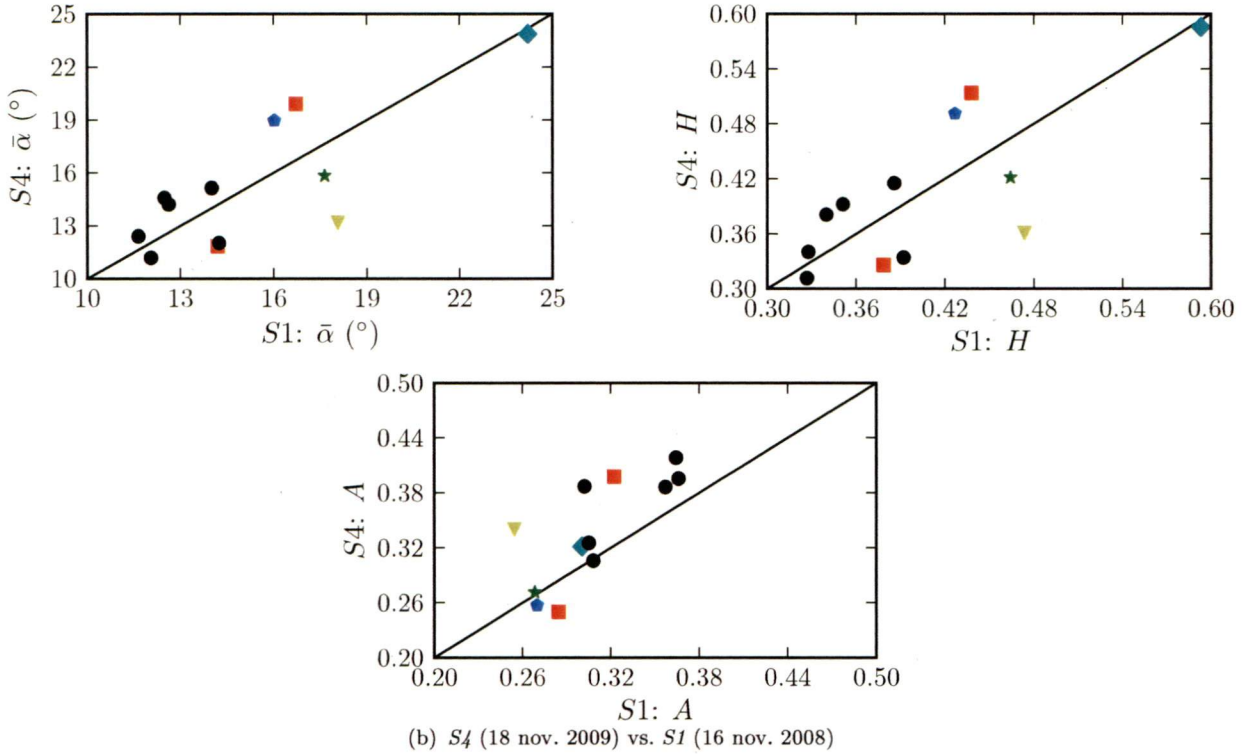
6.3.6 Sensibilité au gel du sol des paramètres de la décomposition de cibles de Cloude-Pottier

La figure 6.19 présente la comparaison des valeurs des trois paramètres de la décomposition de Cloude-Pottier pour les acquisitions RADARSAT-2. Il ressort que le comportement de l'angle-$\bar{\alpha}$ et de l'entropie (H) est très similaire à celui de plusieurs autres paramètres polarimétriques, dont r_{depol}, ρ_{HHVV} et la hauteur de socle. Excepté le pâturage (classe Cl-5), les figure 6.19a et 6.19c montrent que H et $\bar{\alpha}$ sont légèrement supérieurs pour l'image de condition de gel du 30 novembre 2008, par rapport à celle du 16 novembre 2008 acquise en condition de gel moins importante et par rapport à l'image du 18 novembre 2009 acquise en condition de dégel. Ainsi, les figures 6.19a et 6.19c indiquent que H et l'angle-$\bar{\alpha}$ augmentent avec le gel du sol.

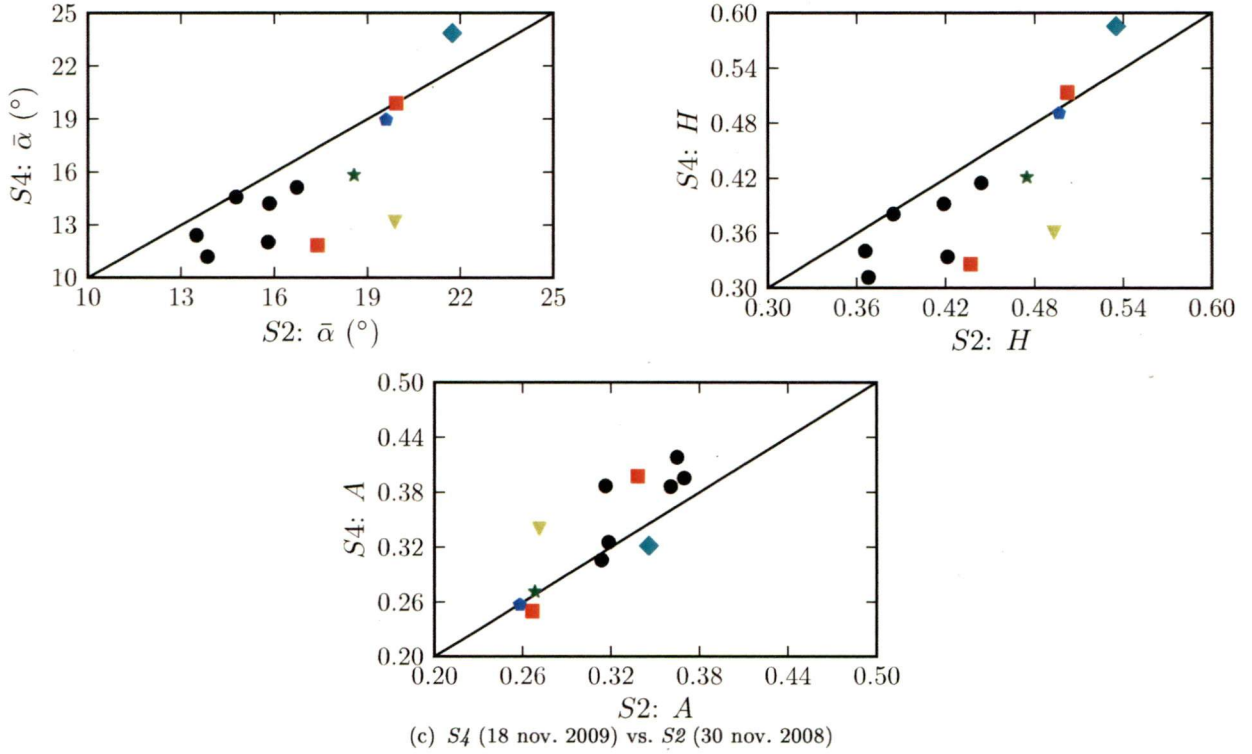


(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

Figure 6.19 – Comparaison image à image de l'angle-$\bar{\alpha}$, de l'entropie (H) et de l'anisotropie (A) obtenues par la décomposition de Cloude-Pottier, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.



(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)



(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.19 – Comparaison image à image de l'angle-$\bar{\alpha}$, de l'entropie (H) et de l'anisotropie (A) obtenues par la décomposition de Cloude-Pottier, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)

Les explications fournies dans la section 6.3.1, pour le rapport de dépolarisation, s'appliquent ici aussi pour expliquer le comportement des points lors de la comparaison entre les images *S1* et *S4* (figure 6.19b).

Par ailleurs, les valeurs pour ces deux paramètres sont assez basses (moins de 20° pour $\bar{\alpha}$ et moins de 0,52 pour H), ce qui est caractéristique d'une diffusion de surface (Hajnsek *et al.*, 2003; Alberga, 2007). Cela confirme des résultats préliminaires présentés dans Rousseau *et al.* (2009). Le pâturage a par contre des valeurs plus élevées et est nettement séparé des autres champs, sans toutefois se situer dans la zone de diffusion de volume du plan H/$\bar{\alpha}$ (voir la figure 2.4 de la section 2.4.5).

L'anisotropie (A) a elle aussi des valeurs assez faibles et les points sont le plus souvent concentrés autour de la diagonale. Ce résultat est attendu, car selon Lee and Pottier (2009), lorsque l'entropie est faible, comme c'est le cas pour les trois acquisitions RADARSAT-2, A est dominée par le bruit et n'apporte donc pas de renseignements supplémentaires.

Comme pour les paramètres polarimétriques, les différences entre les images acquises sous différentes conditions de gel du sol sont faibles : elles sont inférieures à 5° pour $\bar{\alpha}$ et à 0,08 pour H. Elles expriment néanmoins un léger accroissement de la diffusion de volume associé au gel du sol.

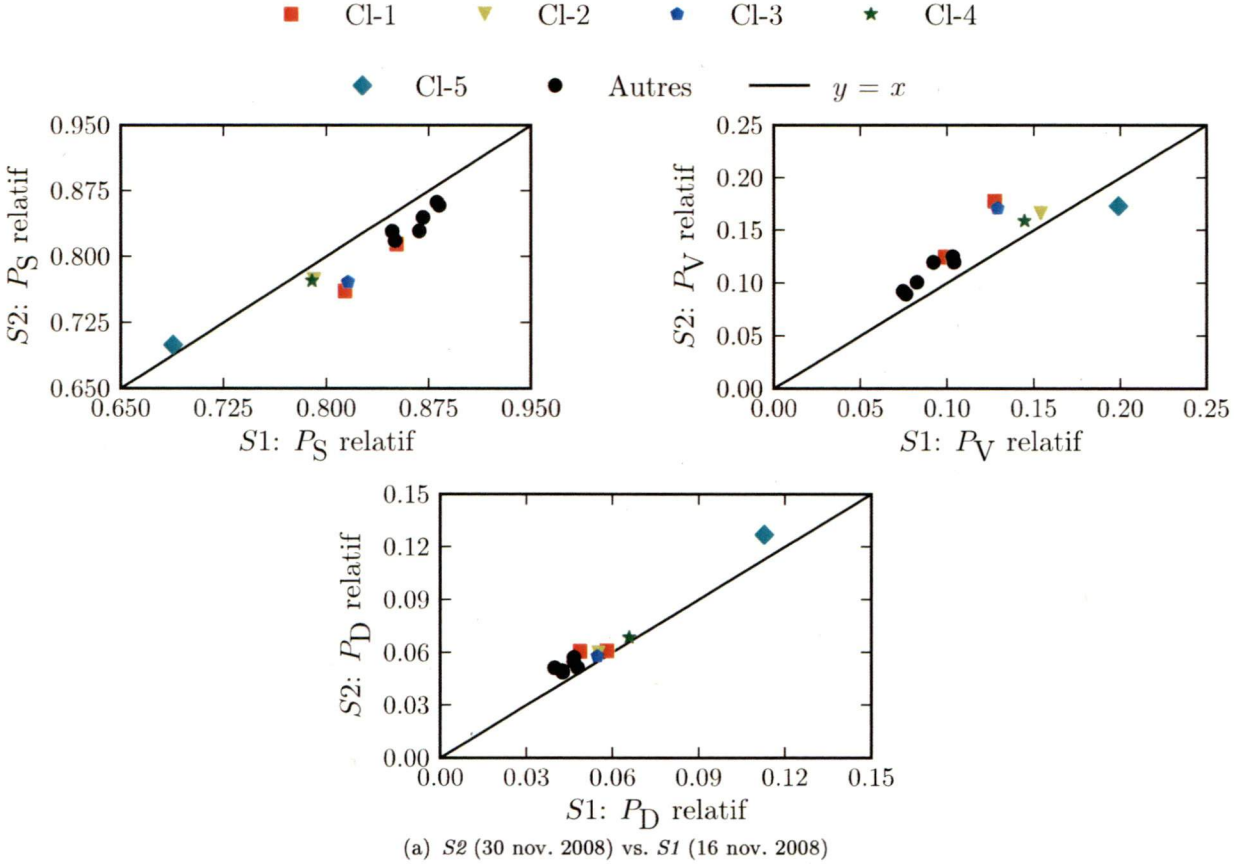
6.3.7 Sensibilité au gel des paramètres des décompositions de cibles de Freeman-Durden et Yamaguchi

Les résultats obtenus avec la décomposition de Freeman-Durden pour les trois acquisitions RADARSAT-2 sont comparés dans la figure 6.20. Ici, les puissances rétrodiffusées de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D) ont été normalisées par la rétrodiffusion totale (le *span*).

En accord avec les analyses précédentes et avec des résultats préliminaires présentés dans Rousseau *et al.* (2009), la figure 6.20 montre que la composante de diffusion de surface domine le signal rétrodiffusé, suivie de la diffusion de volume (environ 85% contre 10%). La diffusion double bond, avec en moyenne 5% du signal total, peut être considérée comme négligeable. Dans le cas du pâturage, P_D est environ le double de cette moyenne, soit 10%, et P_V est autour de 20%, avec une diminution équivalente de P_S par rapport aux autres

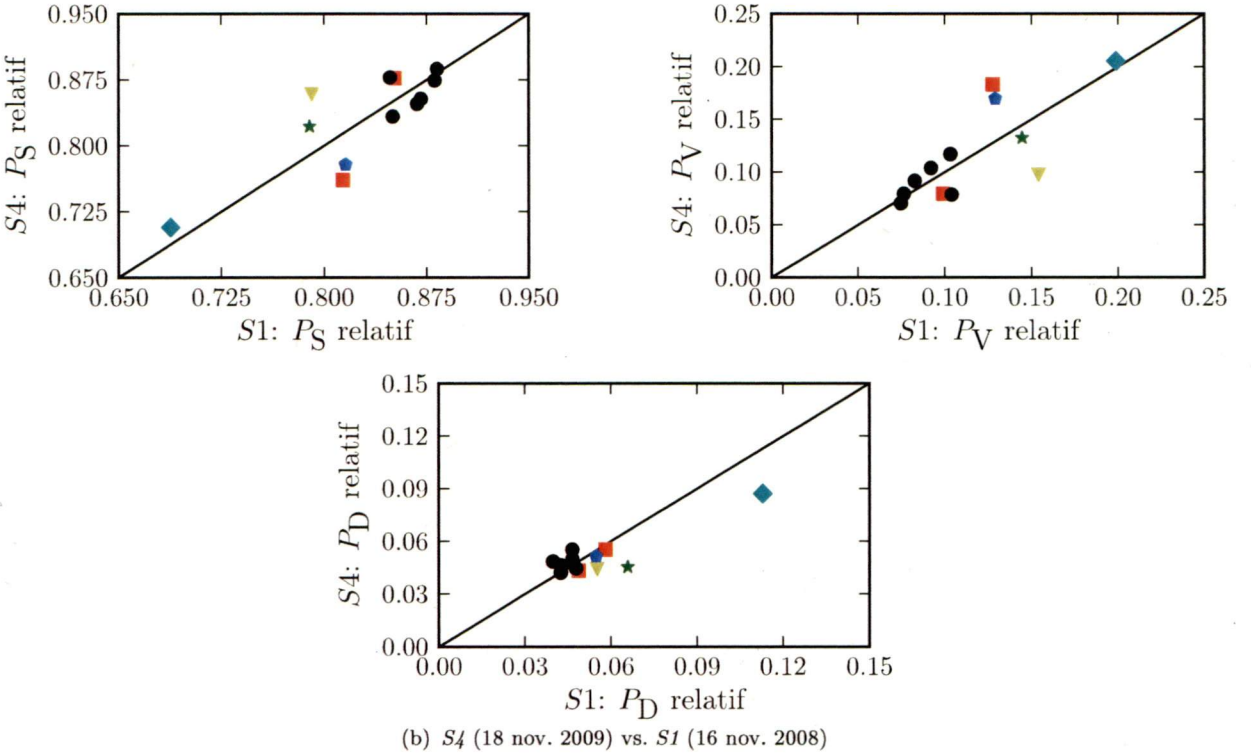
champs. P_D ne change quasiment pas d'une image à l'autre, et les valeurs sont presque les mêmes pour tous les champs à l'exception du pâturage. Puisque P_D n'est qu'une fraction minime du signal rétrodiffusé, les variations entre les acquisitions se répercutent surtout dans P_S et P_V, qui varient en anti-phase.

Les figures 6.20a, 6.20b et 6.20c indiquent un comportement de P_S et P_V similaire à ce qui a été observé pour r_{depol}, ρ_{HHVV}, la hauteur de socle, ainsi que les paramètres $\bar{\alpha}$ et H de la décomposition de Cloude-Pottier. En effet, une légère ($< 5\%$) diminution (augmentation) de la composante de diffusion de surface (volume) est visible lorsque l'image de condition de gel du 30 novembre 2008 est comparée à celle du 16 novembre 2008 acquise en condition de gel moins importante et à celle du 18 novembre 2009 acquise en condition de dégel.

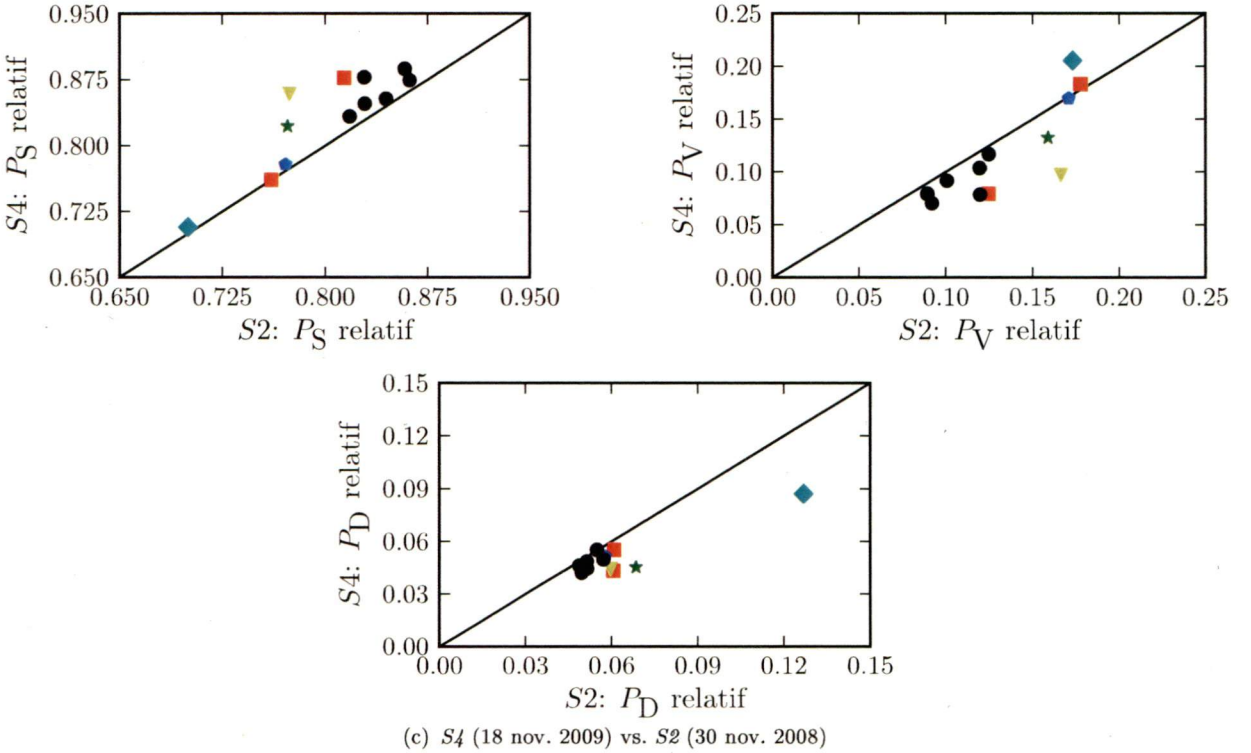


(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

Figure 6.20 – Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D) obtenues par la décomposition de Freeman-Durden, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.



(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)

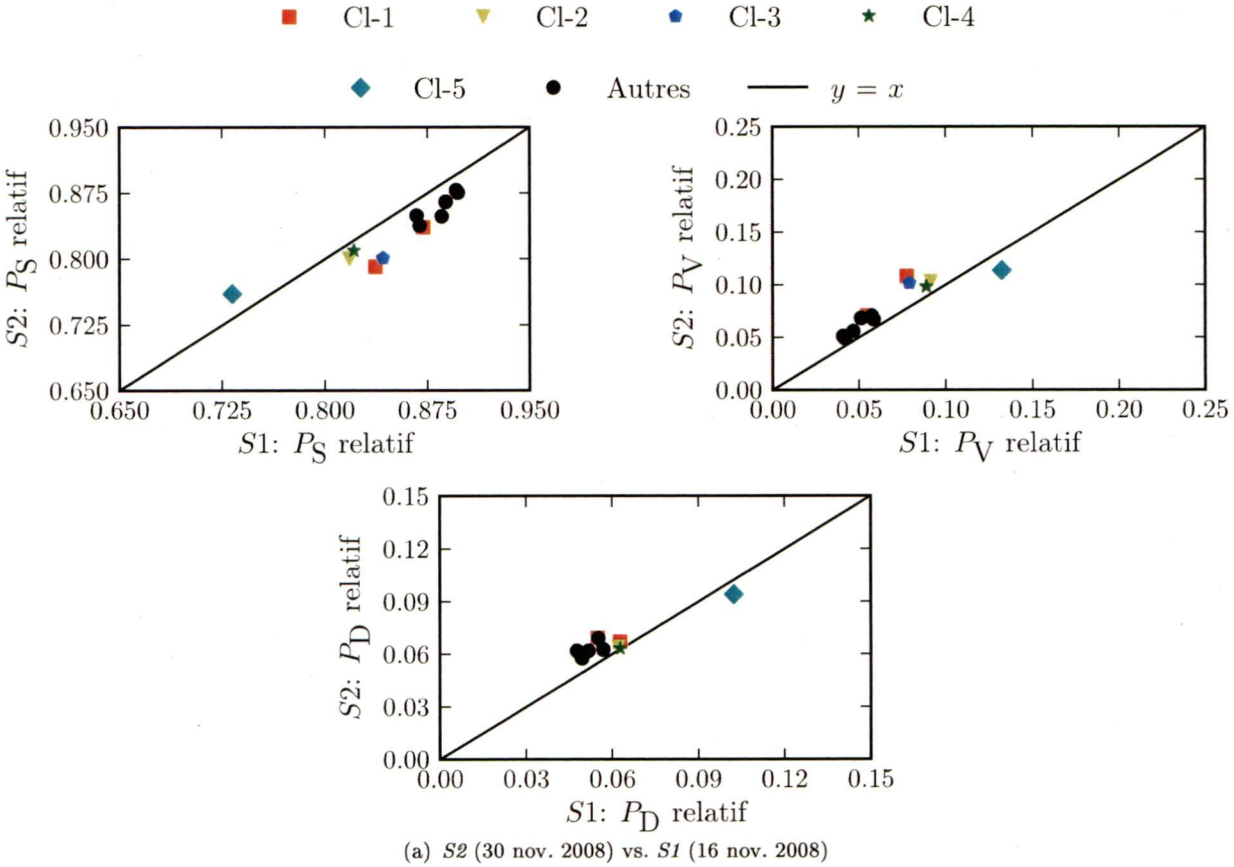


(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.20 – Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D) obtenues par la décomposition de Freeman-Durden, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)

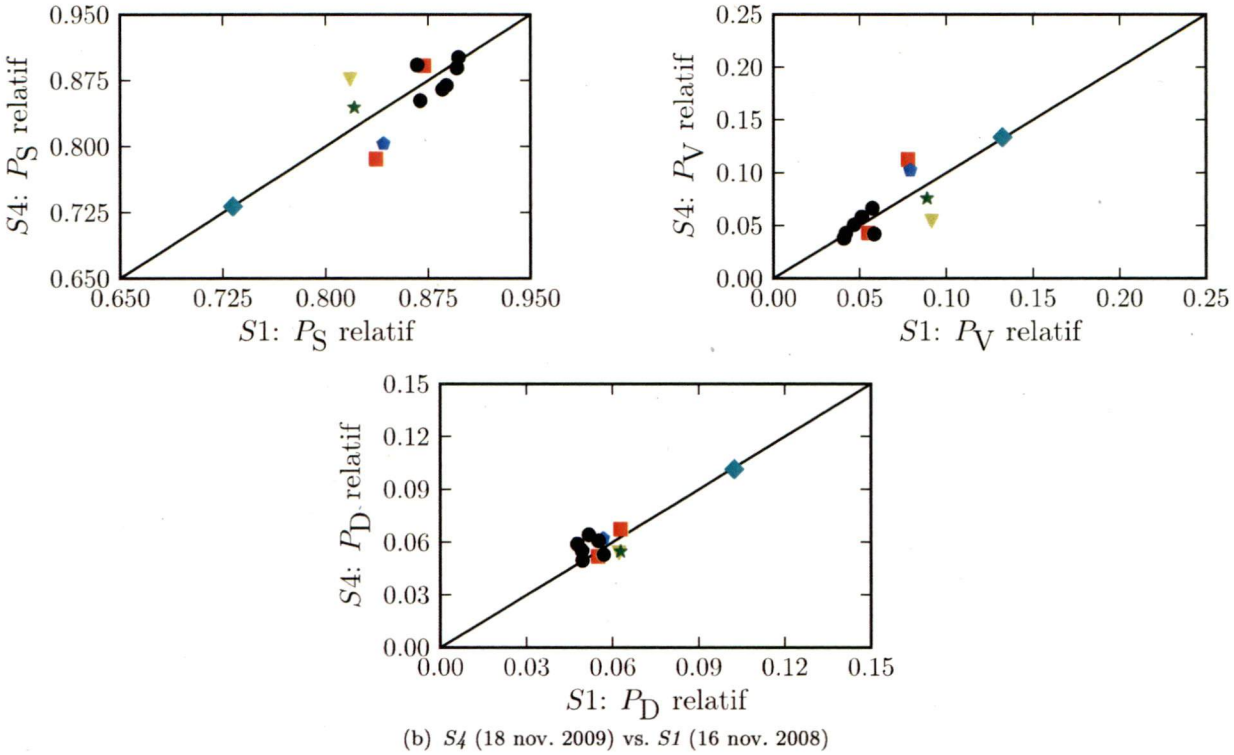
La rugosité de surface explique encore une fois les changements apparents dans les figures 6.20b et 6.20c (voir la section 6.3.1).

La figure 6.21 montre les variations entre les images pour les différentes composantes de la décomposition de Yamaguchi. La diffusion en hélice relative est presque nulle pour les champs du site d'étude, ce qui est attendu pour des cibles naturelles, et n'a donc pas été incluse.

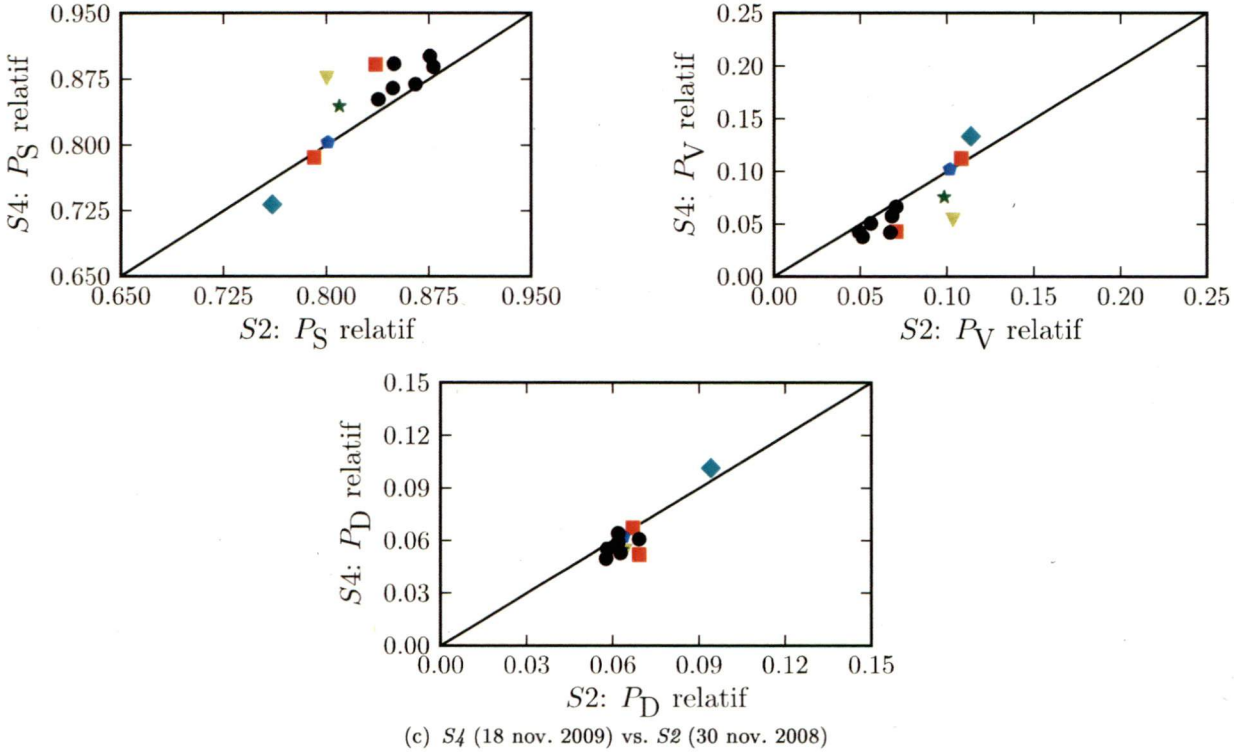


(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

Figure 6.21 – Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D) obtenues par la décomposition de Yamaguchi, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.



(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)



(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure 6.21 – Comparaison image à image des puissances de diffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et double bond (P_D) obtenues par la décomposition de Yamaguchi, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)

Le comportement des différents champs est identique à celui de la décomposition de Freeman-Durden. La seule exception est le pâturage (classe Cl-5), dont la variation de la diffusion double bond d'une image à l'autre est presque nulle, ce qui n'était pas le cas dans la figure 6.20. Comparés aux résultats de Freeman-Durden, une très légère baisse de P_V (autour de 5%) et, par conséquent, une très légère hausse de P_S sont observées dans la figure 6.21. Néanmoins, l'analyse de la figure 6.21 mène aux mêmes conclusions que Freeman-Durden, soit une légère augmentation de la diffusion de volume due au gel du sol.

Chapitre 7

Conclusion

L'objectif principal de cette étude était de faire le suivi spatial et temporel du gel et du dégel du sol en milieu agricole, en utilisant des données micro-ondes acquises par les capteurs AMSR-E et RADARSAT-2.

Pour la partie AMSR-E, le gradient spectral de température de brillance a d'abord été calculé à l'aide de différentes combinaisons de fréquences, afin de comparer leurs performances au niveau de la capacité de détection du gel dans le sol. Il a été montré que, comparativement au seuil nul, l'utilisation d'un seuil négatif dans l'algorithme du gradient spectral améliore les résultats ; à notre connaissance, une telle étude comparative n'a pas été réalisée. De plus, la polarisation verticale permet d'obtenir une meilleure discrimination des sols gelés et dégelés que la polarisation horizontale et la moyenne de H et V, sauf si le gradient spectral est calculé avec les hautes fréquences ($GS3$, 18,7 et 36,5 GHz). Pour la combinaison $GS1$, calculée avec les fréquences de 6,9 et 10,7 GHz, les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants même en polarisation verticale. Deux combinaisons de fréquences qui incluent les basses et les hautes fréquences, $GS5$ (10,7, 18,7 et 36,5 GHz) et $GS6$ (6,9, 10,7, 18,7 et 36,5 GHz), ont des performances similaires à $GS3$. La première hypothèse du travail semble donc être réfutée, car l'apport des basses fréquences ne semble pas améliorer significativement les performances de détection du gel dans le sol. La précision globale de l'algorithme du gradient spectral obtenue ici est supérieure à 90%, ce qui est consistant avec les résultats de précédentes études utilisant $GS3$ sur des zones d'étude similaires à celle de Saskatoon. La plupart des erreurs de l'algorithme correspondent aux données relatives à la période de transition entre le dégel et le gel du sol.

Malgré les faibles performances de la combinaison $GS1$ et la similarité de celles obtenues avec $GS5$ et $GS6$ (en polarisation verticale) par rapport à $GS3$, un avantage ressort à utiliser les basses fréquences de AMSR-E. L'inclusion des températures de brillance à 6,9 GHz et 10,7 GHz dans le calcul de GS permet d'améliorer l'opérationnalité de l'algorithme du gradient spectral. En effet, en combinant les basses et les hautes fréquences, comme dans $GS5$ et $GS6$, un seuil de 0 K/GHz pour GS permet de distinguer efficacement les sols gelés de ceux qui sont dégelés. Pour la combinaison où le gradient spectral est calculé seulement avec les T_B à 18,7 GHz et 36,5 GHz ($GS3$), des résultats équivalents ne sont obtenus qu'en utilisant un seuil négatif calculé avec des statistiques annuelles de GS. Si l'utilisateur désire obtenir les meilleures performances possibles de discrimination du gel, il est donc préférable de n'utiliser cette combinaison de fréquences que lorsque les données d'une année entière sont disponibles (études historiques). Cependant, si un seuil pour $T_{B\,36V}$ calculé à l'aide de données historiques (régression linéaire avec $T_{s\,MODIS}$) est disponible, l'utilisation des combinaisons $GS5$ et $GS6$ avec un seuil de 0 K/GHZ permet d'appliquer l'algorithme du gradient spectral à des données de T_B nouvellement acquises. Il reste toutefois un point nébuleux : $GS5$ et $GS6$ ont des performances de discrimination du gel dans le sol très semblables, ce qui signifie que l'ajout de T_B à 6,9 GHz n'apporte pas d'amélioration significative des résultats.

Dans un deuxième temps, la variation temporelle des températures de brillance d'AMSR-E a été analysée, afin de trouver un nouvel indicateur du gel dans le sol. En accord avec la seconde hypothèse du travail, la différence de T_B entre les polarisations horizontale et verticale (DP) est plus petite pour les sols gelés que ceux qui sont dégelés. Cependant, il n'a pas été possible de faire la discrimination en utilisant uniquement cette information, car la végétation présente durant l'été diminue aussi la différence de polarisation. Le gradient spectral de DP (GS_{DP}) a donc été introduit et un nouvel algorithme similaire à celui employé pour GS (seuillage sur $T_{B\,36V}$ et sur GS_{DP}) a permis d'obtenir de bonnes performances de discrimination des sols gelés et dégelés. La précision globale du nouvel algorithme basé sur GS_{DP} varie entre 90% et 93%, et la probabilité de détection du gel est entre 75% et 82%, tout dépendant de la combinaison de fréquences employée pour calculer GS_{DP}. Les erreurs de ce nouvel algorithme se situent en majorité dans la zone de transition entre le gel et le dégel. Cela se compare très bien avec les résultats précédents pour GS. Un élément surprenant est que les performances au niveau de la détection du gel sont statistiquement similaires pour les six combinaisons de fréquences testées dans le calcul de GS_{DP}. Et pour chaque combinaison, plusieurs seuils sur GS_{DP} donnent des résultats semblables. Cela peut

être intéressant par exemple si T_B n'est pas disponible à certaines fréquences utilisées dans cette étude. Un autre point intéressant est que la combinaison qui contient uniquement les basses fréquences a des performances légèrement supérieures à celle qui emploie seulement les fréquences de 18,7 GHz et 36,5 GHz. Une combinaison des basses et hautes fréquences améliore aussi la précision globale de l'algorithme. Un désavantage du nouvel algorithme réside toutefois dans le fait qu'il est nécessaire de calculer les seuils à partir de statistiques annuelles de GS_{DP}, ce qui nécessite d'avoir accès aux données de T_B pour une année entière.

Pour l'algorithme du gradient spectral et celui basé sur le nouvel indicateur du gel dans le sol, les quatre méthodes testées pour calculer le seuil pour $T_{B\,36V}$ ont des performances similaires, ce qui peut être avantageux d'un point de vue opérationnel. Dans l'ensemble, les résultats obtenus pour la partie AMSR-E confirment que les basses fréquences d'AMSR-E peuvent faciliter la détection du gel dans le sol et laissent entrevoir des possibilités intéressantes. Il serait pertinent d'incorporer les nouvelles données micro-onde passives en bande L (1,4 GHz) acquises par le satellite *Soil Moisture and Ocean Salinity* (SMOS) lors du calcul de GS ou de GS_{DP}, afin d'étudier leur effet sur les performances de discrimination des sols gelés et dégelés. Mais avant, il serait important de s'assurer de la disponibilité des données de terrain incluant la température du sol à 5 cm de profondeur, pour améliorer la validation des résultats. Une plus grande proportion de données de sol gelé par rapport à celles de sol dégelé serait aussi souhaitable. De plus, il serait bon de tester la méthodologie sur plus d'un pixel AMSR-E et sur d'autres sites agricoles.

Au niveau de RADARSAT-2, il s'agissait de tester plusieurs paramètres et techniques polarimétriques pour détecter le gel dans le sol. Les résultats indiquent que la diffusion de surface domine celle de volume pour les sols gelés. Dans les champs d'étude à Saskatoon, la rugosité du sol est assez forte par rapport à la longueur d'onde du signal radar, ce qui peut expliquer cette observation. Néanmoins, plusieurs paramètres et techniques polarimétriques montrent des variations lors du gel du sol qui sont en accord avec la théorie, soit une légère augmentation de la diffusion de volume. Cela tend donc à confirmer la troisième hypothèse de l'étude. Ainsi, la composante de diffusion de volume (P_V) augmente quelque peu pour les décompositions de cibles de Freeman-Durden et de Yamaguchi, avec une diminution équivalente de la diffusion de surface (P_S). Une conclusion similaire est tirée de l'analyse des changements observés pour le rapport de dépolarisation dans les bases linéaire et circulaire ($r_{\text{depol lin}}$ et $r_{\text{depol cir}}$), l'amplitude (ρ) des coefficients de corrélation HHVV, RLLL et RRRL, la hauteur

de socle, ainsi que l'angle-$\bar{\alpha}$ et l'entropie (H) de la décomposition de Cloude-Pottier. Des tendances intéressantes en condition de gel ont aussi été observées pour la moyenne et l'écart type de la différence de phase ϕ_{HHVV}, ainsi que pour l'écart type de ϕ_{RLLL} et ϕ_{RLRR}, mais des analyses additionnelles sont requises pour confirmer que les changements sont en effet dus au gel du sol. Les résultats issus des coefficients de corrélation ortho-polarisés RLLL et RLRR (ρ et ϕ) constituent une contribution innovante, car ces derniers sont très peu employés dans la littérature. En plus, la rugosité du sol semble avoir une faible influence sur leur comportement d'une image RADARSAT-2 à l'autre. Le changement dans la rétrodiffusion HH (et VV) entre les images gelée et dégelée est inférieur à 2,5 dB pour tous les champs d'étude, ce qui esplique peut-être la faiblesse des variations observées entre ces deux types d'images pour les différents paramètres et techniques polarimétriques. Des variations entre 2 et 5 dB sont plutôt mentionnées dans la littérature (Rignot and Way, 1994; Wismann, 2000; Lagacé *et al.*, 2002), selon le type et l'hétérogénéité du site d'étude. Des analyses supplémentaires sont nécessaires pour vérifier si ces faibles différences permettent de détecter le gel dans le sol. Il est à noter que le champ de pâturage a généralement un comportement différent des autres, soit au niveau des valeurs des différents paramètres et techniques polarimétriques ou de son comportement entre les acquisitions RADARSAT-2. La polarimétrie pourrait donc être utile pour détecter ce type de champ.

Seule une analyse qualitative des résultats obtenus avec les données RADARSAT-2 a été effectuée dans cette étude. Les observations sont encourageantes, puisqu'elles indiquent que le gel du sol affecte le comportement de plusieurs paramètres et techniques polarimétriques, ce qui avait été peu mis en évidence dans la littérature. Cependant, pour bien évaluer le rôle potentiel de la polarimétrie pour la détection du gel du sol ainsi que pour confirmer les résultats obtenus, une analyse quantitative basée sur des méthodes statistiques sera plus pertinente que de simples comparaisons des moyennes et des écarts types des données de chaque champ. Une autre limitation du travail effectué ici est que l'image en condition de gel était comparée à une image acquise environ deux semaines auparavant mais où le sol était déjà gelé en surface, et avec une troisième image en condition de dégel acquise un an plus tard. Cela apportait évidemment des complications dans l'analyse. De nombreuses demandes d'acquisitions ont été faites au cours des automnes 2008 et 2009, mais plusieurs furent rejetées au profit d'organismes prioritaires. Une base de données radar plus étoffée est donc souhaitable pour les analyses futures. Avec la Constellation RADARSAT, comprenant trois satellites et dont le lancement est prévu en 2016 et 2017 (Canadian Space Agency, 2012),

le passage plus fréquent de la constellation au-dessus d'une région sera certainement bénéfique à l'étude du gel du sol. La base de données de terrain était aussi déficiente à quelques niveaux. Par exemple, seule une mesure ponctuelle de la température et de l'humidité du sol était disponible pour chaque champ ; elles étaient acquises par les stations d'Environnement Canada. De plus, pour les fréquences AMSR-E et RADARSAT-2 utilisées, les profils de température (surface, 25 cm et 50 cm) et d'humdité (0–5 cm, 25 cm et 50 cm) disponibles n'étaient pas adaptés à l'étude du gel du sol. Ainsi, pour les travaux futurs, il est important de multiplier le nombre de point de mesures par champ et de disposer, pour les fréquences utilisées, de profils de température et d'humidité entre 5 cm et 20 cm.

Un dernier aspect qu'il serait intéressant d'explorer est la synergie entre les deux parties de l'étude, à savoir s'il est possible de combiner l'étude du gel du sol en micro-onde passif et en radar afin d'améliorer les résultats de discrimination des sols gelés et non gelés.

Chapitre 8

Bibliographie

Alberga, V. (2007) A study of land cover classification using polarimetric SAR parameters. International Journal of Remote Sensing, vol. 28, n° 17, p. 3851–3870.

Ashcraft, I. S. and Long, D. G. (2005) Differentiation between melt and freeze stages of the melt cycle using SSM/I channel ratios. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 43, n° 6, p. 1317–1323.

Bartsch, A., Kidd, R. A., Wagner, W. and Bartalis, Z. (2007) Temporal and spatial variability of the beginning and end of daily spring freeze/thaw cycles derived from scatterometer data. Remote Sensing of Environment, vol. 106, n° 3, p. 360–374.

Behari, J. (2005) Microwave dielectric behavior of wet soils. Anamaya Publishers, New Delhi, India.

Bobrov, P. P., Mironov, V. L. and Yashchenko, A. S. (2010) Diurnal dynamics of soil brightness temperatures observed at frequencies of 1.4 and 6.9 GHz in the processes of freezing and thawing. Journal of Communications Technology and Electronics, vol. 55, n° 4, p. 395–402.

Boehnke, K. and Wismann, V. (1997) Thawing processes during Siberian spring observed by ERS scatterometer and SAR. *In* IGARSS'97, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 4. p. 1826–1828.

Boehnke, K. and Wismann, V. R. (1996) Thawing of soils in Siberia observed by the ERS-1 scatterometer between 1992 and 1995. *In* IGARSS'96, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 4. p. 2264–2266.

Bolton, D. (1980) The computation of equivalent potential temperature. Monthly Weather Review, vol. 108, n° 7, p. 1046–1053.

Borbas, E. (2009) MODIS/Terra L2 atmospheric profile, 2002–2009. Digital Media.

Canadian Space Agency (2012) RADARSAT Constellation. www.asc-csa.gc.ca/eng/satellites/radarsat/.

Chang, A. T. C. and Cao, M. S. (1996) Monitoring soil condition in the Northern Tibetan Plateau using SSM/I data. Nordic Hydrology, vol. 27, n° 3, p. 175–184.

Choudhury, B. J. (1993) Reflectivities of selected land surface types at 19 and 37 GHz from SSM/I observations. Remote Sensing of Environment, vol. 46, n° 1, p. 1–17.

Cloude, S. R. and Pottier, E. (1997) An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, n° 1, p. 68–78.

Cote, S., Muir, S., Srivastava, S. and Hawkins, R. (2009) SAR image quality and calibration operations for the RADARSAT satellites at the Canadian Space Agency. *In* 2009 International Radar Conference. p. 1–6.

DeGaetano, A. T., Wilks, D. S. and McKay, M. (1996) A physically based model of soil freezing in humid climates using air temperature and snow cover data. Journal of Applied Meteorology, vol. 35, n° 6, p. 1009–1027.

Durden, S. L., van Zyl, J. J. and Zebker, H. A. (1990) Unpolarized component in polarimetric radar observations of forested areas. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, n° 2, p. 268–271.

England, A. W. (1990) Radiobrightness of diurnally heated, freezing soil. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, n° 4, p. 464–476.

European Space Agency (2011) PolSARpro. http ://earth.eo.esa.int/polsarpro/.

Ferrazzoli, P., Rahmoune, R., Moccia, F., Grings, F., Salvia, M., Barber, M., Douna, V., Karszenbaum, H., Soldano, A., Goniadzki, D., Parmuchi, G., Montenegro, C., Kandus, P. and Borro, M. (2010) The effect of rain and flooding events on AMSR-E signatures of La Plata Basin, Argentina. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 3, n° 1, p. 81–90.

Freeman, A. and Durden, S. L. (1998) A three-component scattering model for polarimetric SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 36, n° 3, p. 963–973.

Fuller, M. C., Geldsetzer, T. and Yackel, J. J. (2009) Surface-based polarimetric C-band microwave scatterometer measurements of snow during a Chinook event. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 47, n° 6, p. 1766–1776.

Grody, N. C. and Basist, A. N. (1996) Global identification of snowcover using SSM/I measurements. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, n° 1, p. 237–249.

Hachem, S., Allard, M. and Duguay, C. (2009) Using the MODIS land surface temperature product for mapping permafrost: an application to Northern Québec and Labrador, Canada. Permafrost and Periglacial Processes, vol. 20, p. 407–416.

Hajnsek, I., Pottier, E. and Cloude, S. R. (2003) Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 41, n° 4 part I, p. 727–744.

Han, L., Tsunekawa, A. and Tsubo, M. (2010) Monitoring near-surface soil freeze-thaw cycles in northern China and Mongolia from 1998 to 2007. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 12, p. 375–384.

Hecht, E. (2002) Optics. Addison Wesley, San Fransisco, CA., 4th edn.

Hohmann, M. (1997) Soil freezing - The concept of soil water potential. State of the art. Cold Regions Science and Technology, vol. 25, n° 2, p. 101–110.

Iwata, Y., Hayashi, M., Suzuki, S., Hirota, T. and Hasegawa, S. (2010) Effects of snow cover on soil freezing, water movement, and snowmelt infiltration: A paired plot experiment. Water Resources Research, vol. 46, n° 9.

Japan Aerospace Exploration Agency (2006) AMSR-E data users handbook, 4th edition. Users manual.

Jin, R., Li, X. and Che, T. (2009) A decision tree algorithm for surface soil freeze/thaw classification over China using SSM/I brightness temperature. Remote Sensing of Environment, vol. 113, n° 12, p. 2651–2660.

Jones, L. A., Kimball, J. S., McDonald, K. C., Chan, S. T. K., Njoku, E. G. and Oechel, W. C. (2007) Satellite microwave remote sensing of boreal and arctic soil temperatures from AMSR-E. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 45, n° 7, p. 2004–2018.

Judge, J., Galantowicz, J. F., England, A. W. and Dahl, P. (1997) Freeze/thaw classification for prairie soils using SSM/I radiobrightnesses. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, n° 4, p. 827–832.

Khaldoune, J., Bernier, M., van Bochove, E. et Nolin, M. C. (2008) Détection du gel et non-gel du sol en utilisant le radar polarimétrique à synthèse d'ouverture. Journal Canadien de Télédétection, vol. 34, n° 4, p. 418–429.

Kim, E. J. and England, A. W. (1996) Passive microwave freeze/thaw classification for wet tundra regions. *In* IGARSS'96, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 4. p. 2267–2269.

Kimball, J. S., McDonald, K. C., Keyser, A. R., Frolking, S. and Running, S. W. (2001) Application of the NASA scatterometer (NSCAT) for determining the daily frozen and nonfrozen landscape of Alaska. Remote Sensing of Environment, vol. 75, n° 1, p. 113–126.

Kimball, J. S., McDonald, K. C., Frolking, S. and Running, S. W. (2004) Radar remote sensing of the spring thaw transition across a boreal landscape. Remote Sensing of Environment, vol. 89, n° 2, p. 163–175.

Kohn, J. and Royer, A. (2010) AMSR-E data inversion for soil temperature estimation under snow cover. Remote Sensing of Environment, vol. 114, n° 12, p. 2951–2961.

Kreyling, J., Beierkuhnlein, C., Pritsch, K., Schloter, M. and Jentsch, A. (2008) Recurrent soil freeze-thaw cycles enhance grassland productivity. New Phytologist, vol. 177, p. 938–945.

Kwok, R., Rignot, E. J. M., Way, J., Freeman, A. and Holt, J. (1994) Polarization signatures of frozen and thawed forest of varying environmental state. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 32, n° 2, p. 371–381.

La Financière Agricole du Québec (2011) Programme d'assurance récolte. Rap. tech.

Lafond, R., Cauchon, C. et Ducruc, J.-P. (1992) Pédologie forestière. Modulo Éditeur, Mont-Royal, Québec.

Lagacé, C., Bernier, M. et Gauthier, Y. (2002) Cartographie du gel saisonnier du sol en zone de taïga à partir d'images RSO de RADARSAT-1 et SSM/I de DMSP F-8. Télédétection, vol. 2, n° 3, p. 161–175.

Lee, J.-S. and Pottier, E. (2009) Polarimetric radar imaging: from basics to applications. CRC Press, Boca Raton, FL.

Li, L., Njoku, E. G., Im, E., Chang, P. S. and Germain, K. S. (2004) A Preliminary Survey of Radio-Frequency Interference Over the U.S. in Aqua AMSR-E Data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 42, n° 2, p. 380–390.

Li, Z. and Guo, H. (2000) Permafrost mapping in the Tibet plateau using polarimetric SAR. *In* IGARSS'00, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 5. p. 2024–2026.

Liou, Y. A. (1996) Annual temperature and radiobrightness signatures for bare soils. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, n° 4, p. 981–990.

MacDonald, Dettwiler and Associates Ltd. (2011) RADARSAT-2 product description. Tech. rep.

Magagi, R., Berg, A., Goita, K., Belair, S., Jackson, T., Toth, B., Walker, A., McNairn, H., O'Neill, P., Moghddam, M., Gherboudj, I., Colliander, A., Cosh, M., Belanger, J., Burgin, M., Fisher, J., Kim, S., Rousseau, L.-P., Djamai, J., Shang, J. and Merzouki, A. (in press) CanEX-SM10 (Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010): Overview and Preliminary Results. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.

Mattia, F., Le Toan, T., Souyris, J.-C., De Carolis, G., Floury, N., Posa, F. and Pasquariello, G. (1997) The effect of surface roughness on multifrequency polarimetric SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, n° 4, p. 954–966.

Mätzler, C. (1994) Passive microwave signatures of landscapes in winter. Meteorology and Atmospheric Physics, vol. 54, n° 1 part 4, p. 241–260.

McDonald, K. C., Kimball, J. S., Zhao, M., Njoku, E., Zimmermann, R. and Running, S. W. (2004) Spaceborne microwave remote sensing of seasonal freeze-thaw processes in the terrestrial high latitudes: Relationships with land-atmosphere CO2 exchange. *In* Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, vol. 5654. p. 167–178.

McNairn, H. and Brisco, B. (2004) The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: A review. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 30, n° 3, p. 525–542.

McNairn, H., Duguay, C., Boisvert, J., Huffman, E. and Brisco, B. (2001) Defining the sensitivity of multi-frequency and multi-polarized radar backscatter to post-harvest crop residue. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 27, n° 3, p. 247–263.

McNairn, H., Duguay, C., Brisco, B. and Pultz, T. J. (2002) The effect of soil and crop residue characteristics on polarimetric radar response. Remote Sensing of Environment, vol. 80, n° 2, p. 308–320.

Morrissey, L. (1988) Predicting the occurence of permafrost in the Alaskan discontinuous zone with satellite data. *In* 5th International Conference on Permafrost. p. 213–217.

Morrissey, L., Strong, L. and Card, D. (1986) Mapping permafrost in the Boreal forest with Thematic Mapper satellite data. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 52, n° 9, p. 1513–1520.

Myneni, R. (2009) MODIS/Terra daily L4 leaf area index - fraction of photosynthetically active radiation V005, 2002–2009. Digital Media.

Njoku, E. G. (2009) AMSR-E/Aqua daily L3 surface soil moisture, interpretive parameters, & QC EASE-Grids V002, 2002–2009. Digital Media.

Njoku, E. G. and Li, L. (1999) Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18 GHz. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, n° 1 part 1, p. 79–93.

Njoku, E. G., Ashcroft, P., Chan, T. K. and Li, L. (2005) Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 43, n° 5, p. 938–946.

Peddle, D. and Franklin, S. (1992) Multisource evidential classification of surface cover and frozen ground. International Journal of Remote Sensing, vol. 13, n° 17, p. 3375–3380.

Peddle, D. and Franklin, S. (1993) Classification of permafrost active layer depth from remotely sensed and topographic evidence. Remote Sensing of Environment, vol. 44, p. 67–80.

Prigent, C., Rossow, W. B. and Matthews, E. (1997) Microwave land surface emissivities estimated from SSM/I observations. Journal of Geophysical Research D : Atmospheres, vol. 102, n° 18, p. 21 867–21 890.

Rignot, E. and Way, J. B. (1994) Monitoring freeze-thaw cycles along North-South Alaskan transects using ERS-1 SAR. Remote Sensing of Environment, vol. 49, n° 2, p. 131–137.

Rignot, E. J. M. and Van Zyl, J. J. (1993) Change detection techniques for ERS-1 SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 31, n° 4, p. 896–906.

Rousseau, L.-P., Magagi, R., Leconte, R., Berg, A. and Toth, B. (2009) Monitoring freeze/thaw conditions over agricultural fields from RADARSAT-2 polarimetric data. *In* Proceedings of the 30th Canadian Symposium on Remote Sensing. Lethbridge, Alberta, Canada, p. 1091–1098.

Rousseau, L.-P., Magagi, R., Leconte, R. and Toth, B. (2011) Monitoring freeze/thaw conditions over an agricultural area using AMSR-E brightness temperature. International Symposium on Geoscience and Remote Sensing (oral presentation), Vancouver, British Columbia, Canada.

Saskatchewan Crop Insurance Corporation (2011) General information on crop insurance. Tech. rep.

Shanley, J. B. and Chalmers, A. (1999) The effect of frozen soil on snowmelt runoff at Sleepers River, Vermont. Hydrological Processes, vol. 13, n° 12-13, p. 1843–1857.

Sharratt, B., Radke, J., Hinzman, L. D., Iskandar, I. and Groenevelt, P. (1997) Physics, chemistry, and ecology of frozen soils in managed ecosystems – an introduction. *In* Proceedings of the International Symposium on Physics, Chemistry, and Ecology of Seasonally Frozen Soils. p. 1–7.

Sharratt, B., Benoit, G., Daniel, J. and Staricka, J. (1999) Snow cover, frost depth, and soil water across a prairie pothole landscape. Soil Science, vol. 164, n° 7, p. 483–492.

Sinha, T. and Cherkauer, K. A. (2008) Time series analysis of soil freeze and thaw processes in Indiana. Journal of Hydrometeorology, vol. 9, n° 5, p. 936–950.

Skriver, H., Svendsen, M. T. and Thomsen, A. G. (1999) Multitemporal C- and L-band polarimetric signatures of crops. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, n° 5, p. 2413–2429.

Smith, N. V., Saatchi, S. S. and Randerson, J. T. (2004) Trends in high northern latitude soil freeze and thaw cycles from 1988 to 2002. Journal of Geophysical Research D : Atmospheres, vol. 109, n° D12101, p. 1–14.

Stevens Water Monitoring System, Inc. (2007) The Hydra Probe soil sensor. Users manual.

Tedesco, M., Kelly, R. E. J., Foster, J. and Chang, A. T. C. (2009) AMSR-E/Aqua daily L3 global snow water equivalent EASE-Grids V002, 2002–2009. Digital Media.

Tierney, G. L., Fahey, T. J., Groffman, P. M., Hardy, J. P., Fitzhugh, R. D. and Driscoll, C. T. (2001) Soil freezing alters fine root dynamics in a northern hardwood forest. Biogeochemistry, vol. 56, p. 175–190.

Toll, D. L., Owe, M., Foster, J. and Levine, E. (1999) Monitoring seasonally frozen soils using passive microwave satellite data and simulation modeling. *In* IGARSS'99, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 2. p. 1149–1151.

Trudel, M., Avandano, F., Leconte, R. and Charbonneau, F. (2009) QuiP. http ://recherche.etsmtl.ca/drame/quip.html.

Ulaby, F. T., Moore, R. K. and Fung, A. K. (1981) Microwave remote sensing: active and passive, microwave remote sensing fundamentals and radiometry, vol. I. Artech House, Norwood, MA.

Ulaby, F. T., Moore, R. K. and Fung, A. K. (1982) Microwave remote sensing: active and passive, radar remote sensing and surface scattering and emission theory, vol. II. Artech House, Norwood, MA.

Ulaby, F. T., Moore, R. K. and Fung, A. K. (1986) Microwave remote sensing: active and passive, from theory to applications, vol. III. Artech House, Norwood, MA.

van Zyl, J. J. (1989) Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 27, n° 1, p. 36–45.

Villasenor, J. D., Fatland, D. R. and Hinzman, L. D. (1993) Change detection on Alaska's North Slope using repeat-pass ERS-1 SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 31, n° 1, p. 227–236.

Wan, Z. (2009) MODIS/Terra daily L3 land surface temperature/emissivity V005, 2002–2009. Digital Media.

Wegmüller, U. (1990) The effect of freezing and thawing on the microwave signatures of bare soil. Remote Sensing of Environment, vol. 33, n° 2, p. 123–135.

Wismann, V. (2000) Monitoring of seasonal thawing in Siberia with ERS scatterometer data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, n° 4, p. 1804–1809.

Yamaguchi, Y., Moriyama, T., Ishido, M. and Yamada, H. (2005) Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 43, n° 8, p. 1699–1706.

Zhang, L., Zhao, T., Jiang, L. and Zhao, S. (2010) Estimate of phase transition water content in freeze-thaw process using microwave radiometer. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 48, n° 12, p. 4248–4255.

Zhang, T. and Armstrong, R. L. (2001) Soil freeze/thaw cycles over snow-free land detected by passive microwave remote sensing. Geophysical Research Letters, vol. 28, n° 5, p. 763–766.

Zhang, T., Armstrong, R. L. and Smith, J. (2003) Investigation of the near-surface soil freeze-thaw cycle in the contiguous United States: Algorithm development and validation. Journal of Geophysical Research D : Atmospheres, vol. 108, n° 22, p. 1–14.

Zhang, T., Barry, R. G. and Armstrong, R. L. (2004) Application of satellite remote sensing techniques to frozen ground studies. Polar Geography, vol. 28, n° 3, p. 163–196.

Zhang, X. and Sun, S. (2011) The impact of soil freezing/thawing processes on water and energy balances. Advances in Atmospheric Sciences, vol. 28, n° 1, p. 169–177.

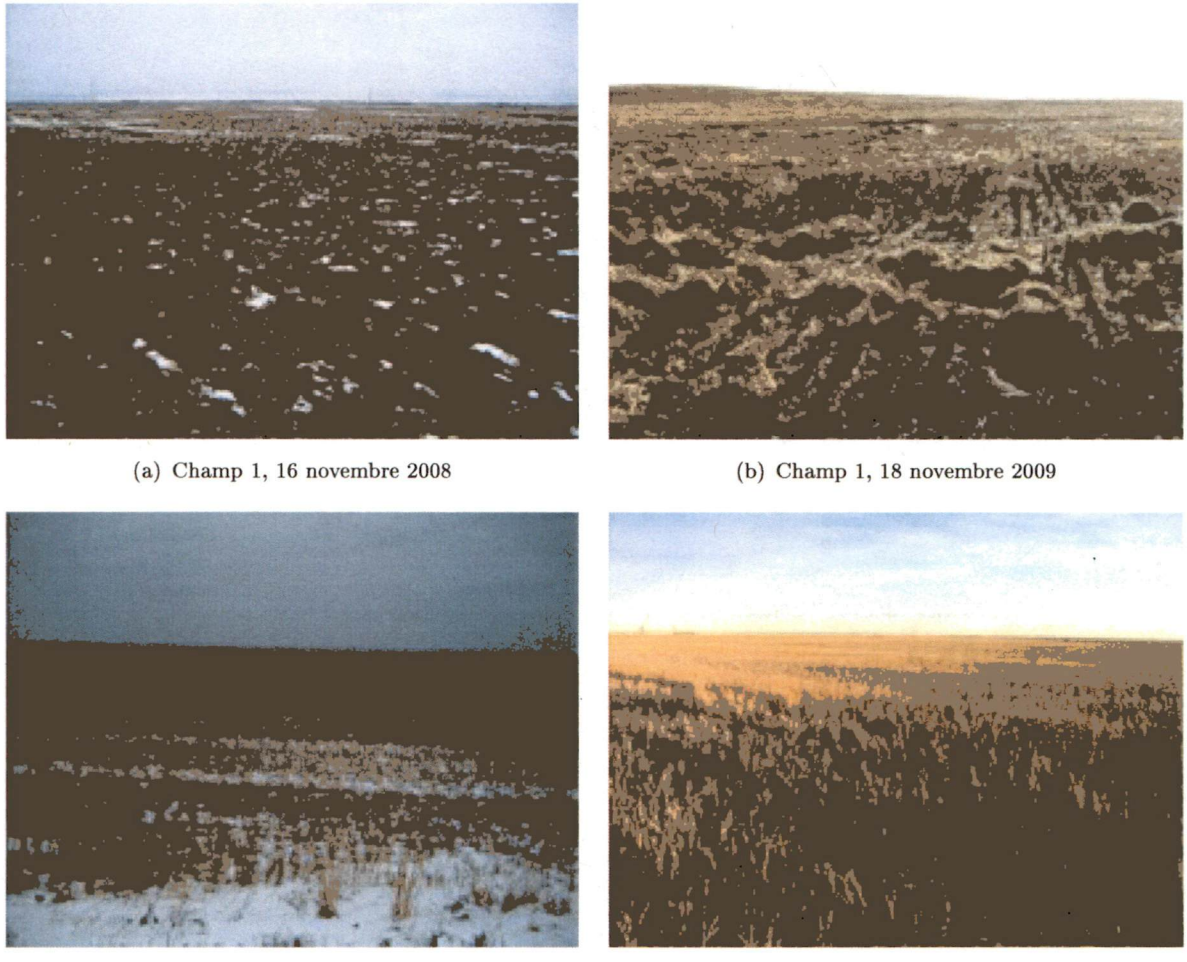
Zhao, L. and Gray, D. M. (1999) Estimating snowmelt infiltration into frozen soils. Hydrological Processes, vol. 13, n° 12-13, p. 1827–1842.

Zuerndorfer, B. and England, A. W. (1992) Radiobrightness decision criteria for freeze/thaw boundaries. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 30, n° 1, p. 89–102.

Zuerndorfer, B. W., England, A. W., Dobson, M. C. and Ulaby, F. T. (1990) Mapping freeze/thaw boundaries with SMMR data. Agricultural and Forest Meteorology, vol. 52, n° 1-2, p. 199–225.

Annexe A

Photos additionnelles des champs d'étude



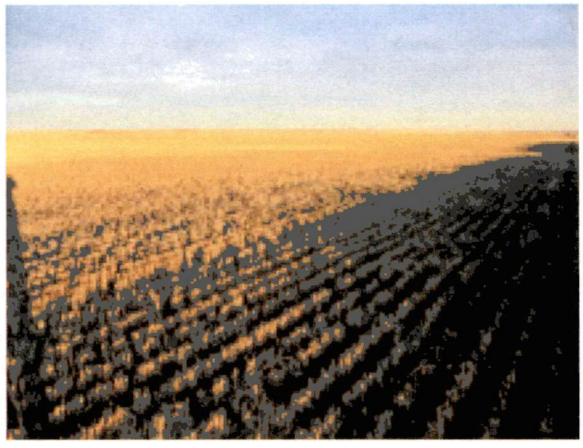
(a) Champ 1, 16 novembre 2008

(b) Champ 1, 18 novembre 2009

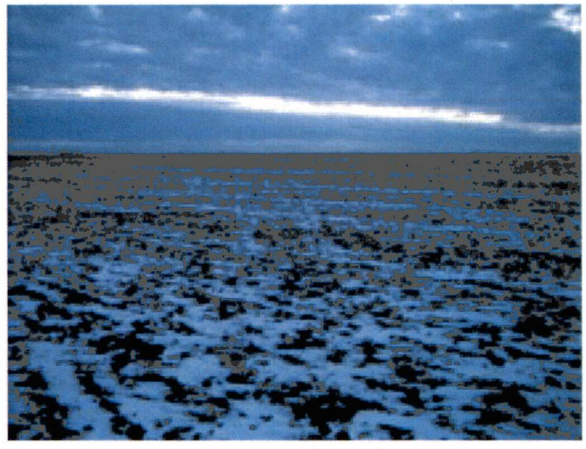
(c) Champ 4, 16 novembre 2008

(d) Champ 4, 19 novembre 2009

Figure A.1 – Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009.



(e) Champ 7, 19 novembre 2009



(f) Champ 8, 15 novembre 2008

(g) Champ 9, 16 novembre 2008

(h) Champ 10, 15 novembre 2008

(i) Champ 11, 16 novembre 2008

(j) Champ 12, 16 novembre 2008

Figure A.1 – Aperçu des résidus de végétation et de la rugosité dans certains champs en 2008 et en 2009. (suite)

Annexe B

Algorithme de corrections atmosphériques

L'algorithme utilisé pour corriger les températures de brillance de AMSR-E des effets de l'atmosphère est basé sur le transfert radiatif. Les corrections ne sont nécessaires que pour les fréquences d'acquisition supérieures à 15 GHz, car l'atmosphère n'a qu'une influence minime aux fréquences plus basses (Ulaby *et al.*, 1981).

La première partie décrit la théorie derrière l'algorithme utilisé, tandis que certains détails de l'implémentation sont présentés dans la deuxième partie.

B.1 Théorie

B.1.1 Transfert radiatif

Pour un sol nu, sans végétation ni neige, l'équation de transfert radiatif est :

$$T_{B\,\mathrm{tot}} = e_{\mathrm{sol}} T_{\mathrm{sol}} \gamma_{\mathrm{tot}} + T_{\mathrm{atm}\uparrow} + T_{\mathrm{atm}\downarrow}(1 - e_{\mathrm{sol}})\gamma_{\mathrm{tot}} + T_{\mathrm{sky}}(1 - e_{\mathrm{sol}})\gamma_{\mathrm{tot}}^2 \tag{B.1}$$

Dans cette équation, e_{sol} est l'émissivité du sol, T_{sol} est la température (thermodynamique) effective du sol, γ_{tot} est la transmittance totale de l'atmosphère (évaluée entre la surface et le capteur), $T_{\mathrm{atm}\uparrow}$ et $T_{\mathrm{atm}\downarrow}$ sont les températures de brillance de l'atmosphère émises respectivement vers le capteur et vers le sol et T_{sky} est la température de brillance provenant de l'espace. Dans le cas où de la végétation est présente sur le site d'étude, d'autres termes s'ajoutent puisque les végétaux émettent aussi un signal et absorbent en partie la

contribution du sol. Cependant, seul le cas du sol nu est considéré ici.

Faire une correction atmosphérique revient à éliminer les trois derniers termes de l'équation B.1. Le dernier terme correspond au signal provenant de l'espace qui est réfléchi par la surface et renvoyé au capteur. Ce terme est plutôt faible de sorte qu'on peut le négliger (Ulaby *et al.*, 1981). Par ailleurs, puisque le paramètre recherché est la température de brillance du sol, un changement de variable dans l'équation B.1 est fait : $T_{B\,\mathrm{sol}} = e_{\mathrm{sol}} T_{\mathrm{sol}}$. L'équation devient alors :

$$T_{B\,\mathrm{tot}} = T_{B\,\mathrm{sol}}\gamma + T_{\mathrm{atm}\uparrow} + T_{\mathrm{atm}\downarrow}(1 - \frac{T_{B\,\mathrm{sol}}}{T_{\mathrm{sol}}})\gamma \tag{B.2}$$

En isolant $T_{B\,\mathrm{sol}}$, l'équation qu'il faut utiliser pour faire la correction atmosphérique est obtenue :

$$T_{B\,\mathrm{sol}} = \frac{T_{B\,\mathrm{tot}} - T_{\mathrm{atm}\uparrow} - \gamma\, T_{\mathrm{atm}\downarrow}}{\gamma(1 - \frac{T_{\mathrm{atm}\downarrow}}{T_{\mathrm{sol}}})} \tag{B.3}$$

B.1.2 Absorption et émission de l'atmosphère

L'atmosphère contient une multitude de molécules différentes qui peuvent interagir avec le signal électromagnétique. Dans le domaine micro-ondes, ce sont les molécules d'oxygène, la vapeur d'eau et les nuages qui ont l'effet le plus marqué, à cause des nombreuses raies d'absorption et d'émission présentes dans cette gamme de fréquences (Judge *et al.*, 1997). La conséquence est qu'une partie du signal en présence du sol et de la végétation est absorbé, et qu'une composante provenant de l'atmosphère elle-même est mesurée par le capteur. Ainsi, pour mesurer seulement la contribution du sol ou de la végétation, il faut faire une correction atmosphérique. Cependant, l'influence de l'atmosphère n'est pas aussi importante pour toutes les longueurs d'ondes. En fait, les hautes fréquences y sont beaucoup plus sensibles que les basses (Prigent *et al.*, 1997). En général, les températures de brillance aux fréquences inférieures à 15 GHz ne sont pas corrigées.

Il est d'abord nécessaire de calculer chacune des composantes de l'équation B.3 qui proviennent de l'atmosphère, soit $T_{\mathrm{atm}\uparrow}$, $T_{\mathrm{atm}\downarrow}$ et γ. Bien sûr, $T_{\mathrm{B\,tot}}$ est mesuré par le capteur et T_{sol} peut être déterminé par des mesures au sol ou à l'aide de données satellitaires auxiliaires. La transmittance de l'atmosphère entre les altitudes z_1 et z_2 est donnée par (Ulaby *et al.*, 1981) :

$$\gamma(z_1, z_2) = \mathrm{e}^{-\tau(z_1,z_2)\sec\theta} \tag{B.4}$$

θ est l'angle d'incidence du signal (par rapport au nadir), tandis que $\tau(z_1, z_2)$ correspond à l'épaisseur optique de l'atmosphère entre les altitudes z_1 et z_2. Il est important de savoir que dans les équations B.1, B.2 et B.3, γ est calculé entre la surface (altitude 0) et le capteur (altitude H). Par ailleurs, on peut calculer τ à l'aide de la formule (Ulaby *et al.*, 1981) :

$$\tau(z_1, z_2) = \int_{z_1}^{z_2} \kappa_g(z')\, dz' \tag{B.5}$$

z' est l'altitude et κ_g est le coefficient d'absorption atmosphérique, qui vaut $\kappa_g = \kappa_{O_2} + \kappa_{H_2O}$. κ_{O_2} et κ_{H_2O} sont les coefficients d'absorption de l'oxygène et de la vapeur d'eau, respectivement. Des formules pour calculer ces coefficients sont données notamment dans Ulaby *et al.* (1981). Les nuages et de fortes précipitations de pluie peuvent aussi affecter la température de brillance, mais ces effets sont ignorés, par souci de simplicité.

Une fois la transmittance de l'atmosphère et le coefficient d'absorption calculés, il est possible d'évaluer les contributions vers le sol ($T_{atm\downarrow}$) et vers le capteur ($T_{atm\uparrow}$) de l'atmosphère. L'équation est très semblable dans les deux cas (Ulaby *et al.*, 1981).

$$T_{\mathrm{atm}\uparrow} = \sec\theta \int_0^H \kappa_g(z')T(z')\gamma(z', H)dz' \tag{B.6}$$

$$T_{\mathrm{atm}\downarrow} = \sec\theta \int_0^H \kappa_g(z')T(z')\gamma(0, z')dz' \tag{B.7}$$

Avec les équations B.3 à B.7, il est possible d'effectuer la correction atmosphérique du signal. Il faut cependant avoir des informations sur le profil vertical de l'atmosphère au-dessus du site d'étude, comme la température, la densité de vapeur d'eau et la pression. Si de telles données ne sont pas disponibles, il existe des modèles d'atmosphère, comme le modèle standard d'atmosphère des États-Unis, qui simulent les profils verticaux.

B.2 Implémentation

Un module de correction atmosphérique des températures de brillance de AMSR-E a été implémenté pour cette étude, en se basant sur les éléments théoriques de la section précédente. Malgré que l'équation B.3 corresponde à la température de brillance d'un sol nu, l'implémentation suppose qu'elle s'applique aussi à des sols couverts de neige ou de végétation, de sorte que $T_{B\,\mathrm{sol}}$ est la température mesurée à l'interface air/(sol, neige ou végétation). Cela

justifie l'utilisation des données MODIS journalières de température de surface ($T_{s\,MODIS}$) comme source de données pour T_{sol} dans l'équation B.3.

Pour le calcul des contributions de l'atmosphère (γ, $T_{\text{atm}\downarrow}$ et $T_{\text{atm}\uparrow}$), des données MODIS journalières de profil atmosphérique sont employées. Ces dernières contiennent la température de surface ($T_{s\,MODIS}$), le profil de hauteur (z, en mètres) pour 20 niveaux de pression (entre 5 et 1000 hPa), de même que les profils verticaux de température de l'atmosphère (T_z, en kelvins) et de point de rosée (T_R, en kelvins). Comme le profil de densité de vapeur d'eau est requis pour la correction, il est nécessaire d'établir un lien entre ce paramètre et ceux mesurés pas MODIS.

L'humidité relative (HR) est donnée (en pourcentage) par :

$$HR\,[\%] = \frac{e}{e_s} = \frac{\rho}{\rho_s} \tag{B.8}$$

$e = e_s(T_R)$ et ρ sont respectivement la pression et la densité de vapeur d'eau, tandis que l'indice s indique le point de saturation de ces deux quantités.

La pression de vapeur d'eau à saturation est donnée par (Bolton, 1980) :

$$e_s\,[\text{kPa}] = 0.61121 \exp\left(\frac{17.67(T_z - 273.1)}{T_z - 29.6}\right) \tag{B.9}$$

La densité de vapeur d'eau à saturation peut être obtenue à partir de la loi des gaz parfaits :

$$\rho_s\,[\text{g/m}^3] = \frac{e_s m}{RT_z} \tag{B.10}$$

Où $m = 18.01528$ g/mole est la masse molaire de la vapeur d'eau et $R = 8.31$ J/K mole est la constante des gaz parfaits.

À partir des équations B.8, B.9 et B.10, la densité de vapeur est obtenue :

$$\rho\,[\text{g/m}^3] = 2167.904\frac{e}{T_z} = 2167.904\frac{e_s(T_R)}{T_z} \tag{B.11}$$

L'équation B.11 peut donc être utilisée pour trouver la densité de vapeur d'eau pour chaque niveau de pression des données atmosphériques MODIS.

Les étapes principales du module de correction atmosphérique des températures de brillance sont résumées ci-dessous (pour chaque donnée de T_B) :

1. Extraire les données MODIS d'atmosphère et de $T_{s\,MODIS}$;
2. Exclure les données de T_B pour lesquelles les données MODIS d'atmosphère et de $T_{s\,MODIS}$ ne sont pas disponibles ;
3. Calculer la densité de vapeur d'eau à partir de l'équation B.11 ;
4. Choisir la valeur de $T_{s\,MODIS}$ la plus optimale pour la donnée de T_B courante ;
5. Correction atmosphérique à partir de l'équation B.3.

L'étape #4 vient du fait que plusieurs choix sont possibles pour $T_{s\,MODIS}$, soient $T_{s\,MODIS}$ acquis durant la nuit et le jour pour le pixel AMSR-E courant, la moyenne sur tous les pixels de $T_{s\,MODIS}$ durant la nuit et le jour et $T_{s\,MODIS}$ moyen inclus avec le profil atmosphérique. La valeur optimale est bien entendu le $T_{s\,MODIS}$ nocturne pour le pixel courant. Il est à noter que l'élimination des données contaminées par du RFI (à l'aide des indicateurs de qualité des données AMSR-E) est aussi incluse dans le module de correction atmosphérique.

Plus de détails sur l'implémentation de l'algorithme de corrections atmosphériques des données de T_B, de même que le code source, sont disponibles sur demande.

Annexe C

Résultats additionnels pour l'algorithme du gradient spectral (AMSR-E)

C.1 Ensemble des résultats de l'algorithme du GS obtenus avec le seuil S_{TB} de la méthode *TB-Ureg*

Tableau C.1 – Résultats de discrimination des sols gelés et dégelés avec l'algorithme du gradient spectral, en utilisant un seuil S_{TB} calculé par la méthode *TB-Ureg*. Les résultats sont classés en ordre décroissant de probabilité de détection du gel (PDG).

GS	S_{GS}	$PGlob \pm$ IC	$PErr \pm$ IC	$PDG \pm$ IC	$FA \pm$ IC
$GS3_V$	*GS-0*	0.873 ± 0.027	0.127 ± 0.027	0.892 ± 0.066	0.464 ± 0.083
$GS3_M$	*GS-0*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.880 ± 0.071	0.411 ± 0.085
$GS3_V$	*GS-Cmoy*	0.911 ± 0.023	0.089 ± 0.023	0.855 ± 0.078	0.355 ± 0.089
$GS1_V$	*GS-0*	0.882 ± 0.027	0.118 ± 0.027	0.843 ± 0.078	0.440 ± 0.088
$GS3_H$	*GS-0*	0.911 ± 0.023	0.089 ± 0.023	0.843 ± 0.077	0.352 ± 0.091

Suite sur la page suivante...

$GS3_M$	*GS-Cmoy*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.843 ± 0.077	0.358 ± 0.091
$GS6_V$	*GS-0*	0.927 ± 0.021	0.073 ± 0.021	0.831 ± 0.082	0.289 ± 0.090
$GS6_V$	*GS-Cmoy*	0.927 ± 0.021	0.073 ± 0.021	0.831 ± 0.081	0.289 ± 0.091
$GS5_V$	*GS-0*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.831 ± 0.081	0.303 ± 0.092
$GS5_V$	*GS-Cmoy*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.831 ± 0.082	0.303 ± 0.091
$GS3_H$	*GS-Cmoy*	0.918 ± 0.023	0.082 ± 0.023	0.831 ± 0.081	0.324 ± 0.093
$GS3_H$	*GS-Smoy*	0.944 ± 0.019	0.056 ± 0.019	0.819 ± 0.083	0.200 ± 0.086
$GS3_M$	*GS-Cstd2*	0.943 ± 0.019	0.057 ± 0.019	0.819 ± 0.083	0.209 ± 0.086
$GS3_H$	*GS-Cstd2*	0.941 ± 0.019	0.059 ± 0.019	0.807 ± 0.084	0.212 ± 0.088
$GS3_V$	*GS-Cstd2*	0.939 ± 0.019	0.061 ± 0.019	0.795 ± 0.087	0.214 ± 0.087
$GS3_H$	*GS-Mmoy*	0.939 ± 0.019	0.061 ± 0.019	0.783 ± 0.089	0.207 ± 0.087
$GS3_M$	*GS-Smoy*	0.936 ± 0.020	0.064 ± 0.020	0.771 ± 0.090	0.220 ± 0.089
$GS5_V$	*GS-Smoy*	0.932 ± 0.021	0.068 ± 0.021	0.759 ± 0.092	0.232 ± 0.091
$GS5_V$	*GS-Cstd2*	0.925 ± 0.022	0.075 ± 0.022	0.735 ± 0.095	0.256 ± 0.097
$GS6_V$	*GS-Smoy*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.723 ± 0.095	0.268 ± 0.096
$GS3_M$	*GS-Mmoy*	0.934 ± 0.020	0.066 ± 0.020	0.723 ± 0.096	0.200 ± 0.091
$GS3_H$	*GS-Cstd1*	0.939 ± 0.020	0.061 ± 0.020	0.711 ± 0.098	0.157 ± 0.086
$GS3_V$	*GS-Smoy*	0.932 ± 0.021	0.068 ± 0.021	0.699 ± 0.099	0.194 ± 0.093
$GS6_V$	*GS-Mmoy*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.687 ± 0.099	0.250 ± 0.098
$GS6_V$	*GS-Cstd2*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.675 ± 0.100	0.233 ± 0.098
$GS5_V$	*GS-Mmoy*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.675 ± 0.101	0.243 ± 0.098
$GS3_M$	*GS-Cstd1*	0.937 ± 0.020	0.063 ± 0.020	0.675 ± 0.101	0.138 ± 0.084
$GS5_M$	*GS-0*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.663 ± 0.102	0.179 ± 0.091

Suite sur la page suivante...

$GS5_M$	*GS-Smoy*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.663 ± 0.102	0.179 ± 0.091
$GS5_M$	*GS-Cmoy*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.663 ± 0.102	0.179 ± 0.093
$GS5_M$	*GS-Cstd2*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.663 ± 0.101	0.179 ± 0.093
$GS5_M$	*GS-Mmoy*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.651 ± 0.102	0.169 ± 0.090
$GS3_V$	*GS-Mmoy*	0.927 ± 0.021	0.073 ± 0.021	0.639 ± 0.105	0.185 ± 0.095
$GS3_V$	*GS-Cstd1*	0.934 ± 0.020	0.066 ± 0.020	0.627 ± 0.103	0.119 ± 0.082
$GS5_V$	*GS-Cstd1*	0.925 ± 0.022	0.075 ± 0.022	0.614 ± 0.106	0.177 ± 0.097
$GS5_M$	*GS-Cstd1*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.602 ± 0.106	0.180 ± 0.097
$GS1_V$	*GS-Smoy*	0.892 ± 0.025	0.108 ± 0.025	0.578 ± 0.106	0.360 ± 0.109
$GS6_V$	*GS-Cstd1*	0.918 ± 0.022	0.082 ± 0.022	0.554 ± 0.106	0.179 ± 0.103
$GS6_M$	*GS-0*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.530 ± 0.109	0.137 ± 0.096
$GS6_M$	*GS-Smoy*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.530 ± 0.109	0.137 ± 0.096
$GS6_M$	*GS-Mmoy*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.530 ± 0.107	0.137 ± 0.096
$GS6_M$	*GS-Cmoy*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.530 ± 0.106	0.137 ± 0.098
$GS6_M$	*GS-Cstd1*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.530 ± 0.109	0.137 ± 0.096
$GS6_M$	*GS-Cstd2*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.530 ± 0.107	0.137 ± 0.094
$GS5_H$	*GS-0*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.530 ± 0.109	0.185 ± 0.107
$GS5_H$	*GS-Smoy*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.530 ± 0.109	0.185 ± 0.107
$GS5_H$	*GS-Mmoy*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.530 ± 0.111	0.185 ± 0.104
$GS5_H$	*GS-Cmoy*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.530 ± 0.108	0.185 ± 0.105
$GS5_H$	*GS-Cstd1*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.530 ± 0.107	0.185 ± 0.103
$GS5_H$	*GS-Cstd2*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.530 ± 0.108	0.185 ± 0.104
$GS3_V$	*GS-Sstd2*	0.923 ± 0.021	0.077 ± 0.021	0.518 ± 0.108	0.085 ± 0.081

Suite sur la page suivante...

$GS3_M$	*GS-Sstd2*	0.923 ± 0.021	0.077 ± 0.021	0.518 ± 0.106	0.085 ± 0.080
$GS5_V$	*GS-Sstd2*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.506 ± 0.107	0.087 ± 0.082
$GS5_M$	*GS-Sstd2*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.506 ± 0.109	0.087 ± 0.080
$GS1_V$	*GS-Cmoy*	0.897 ± 0.025	0.103 ± 0.025	0.506 ± 0.108	0.300 ± 0.117
$GS3_M$	*GS-Mstd2*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.506 ± 0.107	0.087 ± 0.083
$GS3_H$	*GS-Sstd2*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.494 ± 0.109	0.089 ± 0.085
$GS5_M$	*GS-Mstd2*	0.918 ± 0.022	0.082 ± 0.022	0.482 ± 0.107	0.091 ± 0.086
$GS6_V$	*GS-Sstd2*	0.917 ± 0.022	0.083 ± 0.022	0.482 ± 0.107	0.111 ± 0.094
$GS3_V$	*GS-Mstd2*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.482 ± 0.108	0.070 ± 0.076
$GS3_H$	*GS-Mstd2*	0.918 ± 0.022	0.082 ± 0.022	0.482 ± 0.107	0.091 ± 0.086
$GS6_M$	*GS-Sstd2*	0.913 ± 0.023	0.087 ± 0.023	0.470 ± 0.108	0.133 ± 0.099
$GS6_M$	*GS-Mstd2*	0.917 ± 0.023	0.083 ± 0.023	0.458 ± 0.107	0.073 ± 0.082
$GS5_H$	*GS-Mstd2*	0.915 ± 0.022	0.085 ± 0.022	0.458 ± 0.106	0.095 ± 0.090
$GS5_V$	*GS-Mstd2*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.458 ± 0.108	0.095 ± 0.089
$GS5_H$	*GS-Sstd2*	0.913 ± 0.023	0.087 ± 0.023	0.458 ± 0.108	0.116 ± 0.097
$GS6_V$	*GS-Mstd2*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.422 ± 0.106	0.103 ± 0.096
$GS6_H$	*GS-0*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.105	0.088 ± 0.095
$GS6_H$	*GS-Smoy*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.103	0.088 ± 0.096
$GS6_H$	*GS-Sstd2*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.104	0.088 ± 0.095
$GS6_H$	*GS-Mmoy*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.103	0.088 ± 0.098
$GS6_H$	*GS-Cmoy*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.107	0.088 ± 0.097
$GS6_H$	*GS-Cstd1*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.106	0.088 ± 0.097
$GS6_H$	*GS-Cstd2*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.104	0.088 ± 0.095

Suite sur la page suivante...

$GS6_H$	*GS-Mstd2*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.349 ± 0.103	0.033 ± 0.067
$GS5_H$	*GS-Sstd1*	0.903 ± 0.025	0.097 ± 0.025	0.337 ± 0.102	0.034 ± 0.068
$GS5_H$	*GS-Mstd1*	0.903 ± 0.024	0.097 ± 0.024	0.337 ± 0.101	0.034 ± 0.068
$GS5_M$	*GS-Sstd1*	0.899 ± 0.025	0.101 ± 0.025	0.313 ± 0.101	0.037 ± 0.073
$GS1_V$	*GS-Mmoy*	0.880 ± 0.027	0.120 ± 0.027	0.313 ± 0.100	0.316 ± 0.149
$GS3_H$	*GS-Sstd1*	0.899 ± 0.025	0.101 ± 0.025	0.313 ± 0.101	0.037 ± 0.073
$GS6_H$	*GS-Sstd1*	0.897 ± 0.025	0.103 ± 0.025	0.301 ± 0.099	0.038 ± 0.076
$GS6_H$	*GS-Mstd1*	0.897 ± 0.025	0.103 ± 0.025	0.301 ± 0.099	0.038 ± 0.073
$GS6_M$	*GS-Sstd1*	0.897 ± 0.025	0.103 ± 0.025	0.301 ± 0.100	0.038 ± 0.076
$GS6_M$	*GS-Mstd1*	0.897 ± 0.025	0.103 ± 0.025	0.301 ± 0.099	0.038 ± 0.076
$GS5_V$	*GS-Sstd1*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.301 ± 0.098	0.074 ± 0.100
$GS5_M$	*GS-Mstd1*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.301 ± 0.101	0.074 ± 0.099
$GS3_H$	*GS-Mstd1*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.301 ± 0.098	0.074 ± 0.100
$GS6_V$	*GS-Sstd1*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.289 ± 0.097	0.077 ± 0.104
$GS1_M$	*GS-0*	0.890 ± 0.025	0.110 ± 0.025	0.289 ± 0.097	0.143 ± 0.131
$GS1_M$	*GS-Smoy*	0.890 ± 0.026	0.110 ± 0.026	0.289 ± 0.099	0.143 ± 0.134
$GS1_M$	*GS-Sstd2*	0.890 ± 0.026	0.110 ± 0.026	0.289 ± 0.097	0.143 ± 0.132
$GS1_M$	*GS-Mmoy*	0.890 ± 0.025	0.110 ± 0.025	0.289 ± 0.098	0.143 ± 0.131
$GS1_M$	*GS-Cmoy*	0.890 ± 0.025	0.110 ± 0.025	0.289 ± 0.099	0.143 ± 0.133
$GS1_M$	*GS-Cstd2*	0.890 ± 0.025	0.110 ± 0.025	0.289 ± 0.099	0.143 ± 0.135
$GS3_V$	*GS-Sstd1*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.289 ± 0.098	0.040 ± 0.078
$GS3_M$	*GS-Sstd1*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.289 ± 0.100	0.077 ± 0.104
$GS1_V$	*GS-Cstd2*	0.878 ± 0.027	0.122 ± 0.027	0.277 ± 0.097	0.303 ± 0.158

Suite sur la page suivante...

$GS3_M$	*GS-Mstd1*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.277 ± 0.097	0.042 ± 0.080
$GS5_V$	*GS-Mstd1*	0.892 ± 0.025	0.108 ± 0.025	0.265 ± 0.093	0.043 ± 0.084
$GS6_V$	*GS-Mstd1*	0.892 ± 0.026	0.108 ± 0.026	0.265 ± 0.096	0.043 ± 0.086
$GS1_M$	*GS-Mstd2*	0.885 ± 0.027	0.115 ± 0.027	0.253 ± 0.097	0.160 ± 0.147
$GS3_V$	*GS-Mstd1*	0.890 ± 0.025	0.110 ± 0.025	0.253 ± 0.095	0.045 ± 0.090
$GS1_M$	*GS-Cstd1*	0.883 ± 0.026	0.117 ± 0.026	0.241 ± 0.091	0.167 ± 0.155
$GS4_V$	*GS-0*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.087	0.370 ± 0.186
$GS4_V$	*GS-Smoy*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.089	0.370 ± 0.187
$GS4_V$	*GS-Sstd2*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.088	0.370 ± 0.187
$GS4_V$	*GS-Mmoy*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.087	0.370 ± 0.182
$GS4_V$	*GS-Mstd2*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.089	0.370 ± 0.186
$GS4_V$	*GS-Cmoy*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.086	0.370 ± 0.182
$GS4_V$	*GS-Cstd1*	0.868 ± 0.028	0.132 ± 0.028	0.205 ± 0.087	0.370 ± 0.184
$GS4_V$	*GS-Cstd2*	0.868 ± 0.027	0.132 ± 0.027	0.205 ± 0.087	0.370 ± 0.185
$GS1_V$	*GS-Sstd2*	0.866 ± 0.028	0.134 ± 0.028	0.181 ± 0.085	0.375 ± 0.198
$GS1_M$	*GS-Mstd1*	0.877 ± 0.027	0.123 ± 0.027	0.169 ± 0.081	0.125 ± 0.169
$GS1_V$	*GS-Mstd2*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.157 ± 0.078	0.409 ± 0.211
$GS1_H$	*GS-0*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.076	0.077 ± 0.150
$GS1_H$	*GS-Smoy*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.075	0.077 ± 0.150
$GS1_H$	*GS-Sstd2*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.077	0.077 ± 0.149
$GS1_H$	*GS-Mmoy*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.076	0.077 ± 0.151
$GS1_H$	*GS-Mstd1*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.077	0.077 ± 0.150
$GS1_H$	*GS-Mstd2*	0.875 ± 0.028	0.125 ± 0.028	0.145 ± 0.076	0.077 ± 0.150

Suite sur la page suivante...

$GS1_H$	*GS-Cmoy*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.076	0.077 ± 0.156
$GS1_H$	*GS-Cstd1*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.145 ± 0.075	0.077 ± 0.148
$GS1_H$	*GS-Cstd2*	0.875 ± 0.028	0.125 ± 0.028	0.145 ± 0.076	0.077 ± 0.151
$GS1_H$	*GS-Sstd1*	0.875 ± 0.027	0.125 ± 0.027	0.133 ± 0.072	0.000 ± 0.000
$GS1_M$	*GS-Sstd1*	0.873 ± 0.027	0.127 ± 0.027	0.133 ± 0.073	0.083 ± 0.165
$GS4_V$	*GS-Sstd1*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.096 ± 0.064	0.333 ± 0.282
$GS4_V$	*GS-Mstd1*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.072 ± 0.057	0.333 ± 0.328
$GS4_H$	*GS-0*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Smoy*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Sstd1*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Sstd2*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Mmoy*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Mstd1*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Mstd2*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Cmoy*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Cstd1*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.000 ± 0.000
$GS4_H$	*GS-Cstd2*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.000 ± 0.000
$GS4_M$	*GS-0*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.200 ± 0.394
$GS4_M$	*GS-Smoy*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.200 ± 0.408
$GS4_M$	*GS-Sstd1*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.047	0.200 ± 0.399
$GS4_M$	*GS-Sstd2*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.200 ± 0.397
$GS4_M$	*GS-Mmoy*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.200 ± 0.390
$GS4_M$	*GS-Mstd1*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.045	0.200 ± 0.401

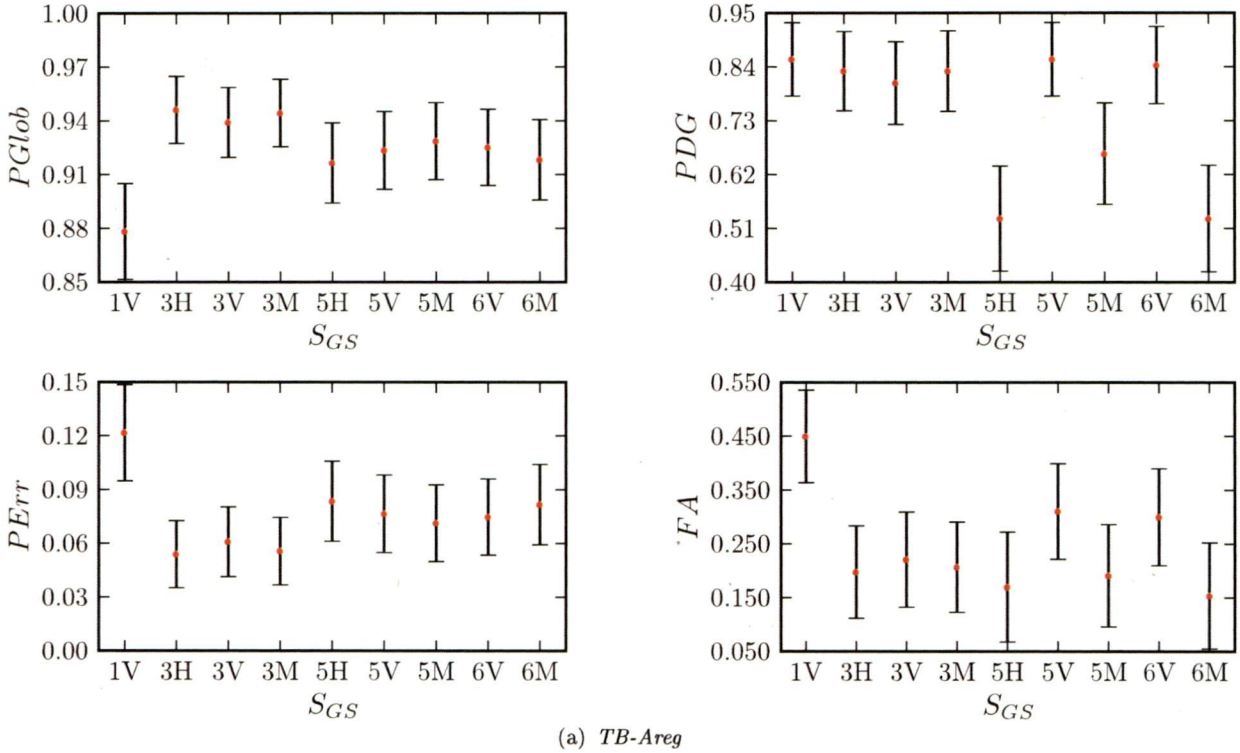
Suite sur la page suivante...

$GS4_M$	*GS-Mstd2*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.200 ± 0.401
$GS4_M$	*GS-Cmoy*	0.861 ± 0.029	0.139 ± 0.029	0.048 ± 0.047	0.200 ± 0.406
$GS4_M$	*GS-Cstd1*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.048 ± 0.046	0.200 ± 0.393
$GS4_M$	*GS-Cstd2*	0.861 ± 0.029	0.139 ± 0.029	0.048 ± 0.046	0.200 ± 0.396
$GS1_V$	*GS-Sstd1*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.048 ± 0.046	0.429 ± 0.403
$GS1_V$	*GS-Mstd1*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.048 ± 0.047	0.500 ± 0.380
$GS1_V$	*GS-Cstd1*	0.852 ± 0.029	0.148 ± 0.029	0.048 ± 0.046	0.600 ± 0.318
$GS2_M$	*GS-0*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.023	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Smoy*	0.857 ± 0.028	0.143 ± 0.028	0.012 ± 0.023	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Sstd1*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Sstd2*	0.857 ± 0.028	0.143 ± 0.028	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Mmoy*	0.857 ± 0.028	0.143 ± 0.028	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Mstd1*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Mstd2*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Cmoy*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.023	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Cstd1*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_M$	*GS-Cstd2*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.000 ± 0.000
$GS2_V$	*GS-0*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.500 ± 0.741
$GS2_V$	*GS-Smoy*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.023	0.500 ± 0.742
$GS2_V$	*GS-Sstd1*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.023	0.500 ± 0.741
$GS2_V$	*GS-Sstd2*	0.856 ± 0.028	0.144 ± 0.028	0.012 ± 0.024	0.500 ± 0.749
$GS2_V$	*GS-Mmoy*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.023	0.500 ± 0.745
$GS2_V$	*GS-Mstd1*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.023	0.500 ± 0.737

Suite sur la page suivante...

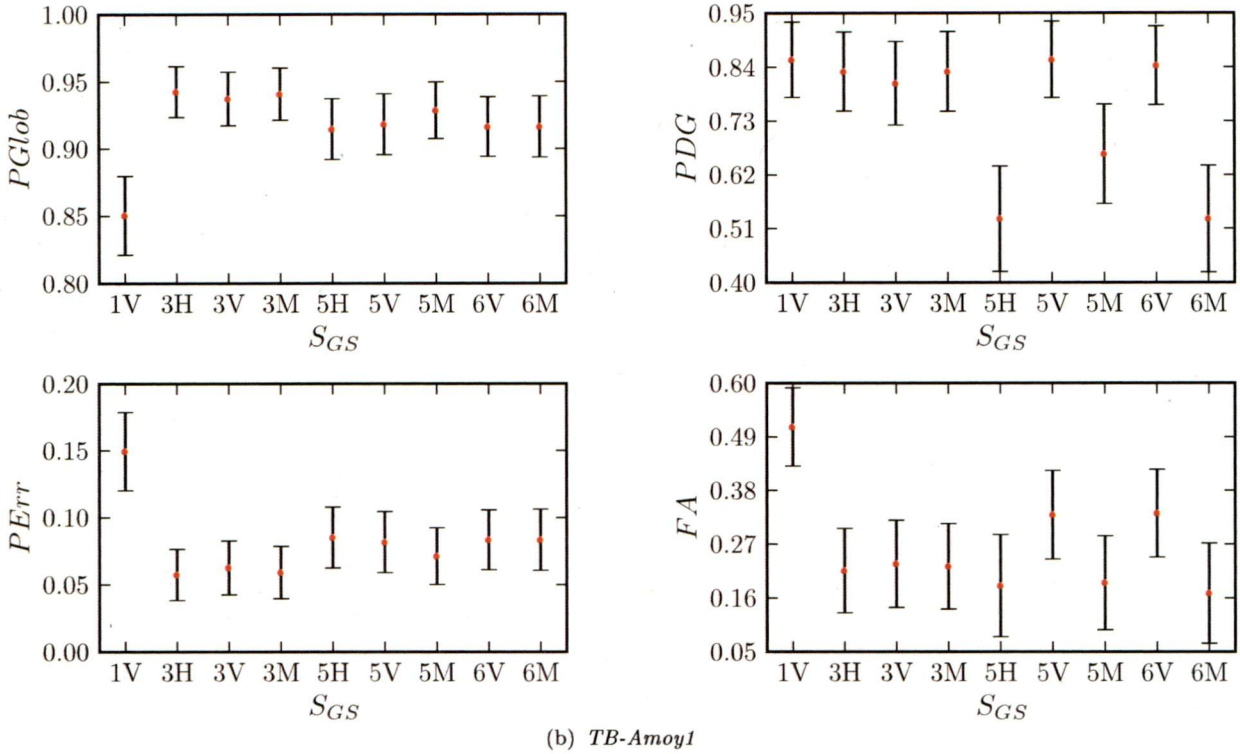
$GS2_V$	*GS-Mstd2*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.500 ± 0.747
$GS2_V$	*GS-Cmoy*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.500 ± 0.739
$GS2_V$	*GS-Cstd1*	0.856 ± 0.028	0.144 ± 0.028	0.012 ± 0.024	0.500 ± 0.745
$GS2_V$	*GS-Cstd2*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.012 ± 0.024	0.500 ± 0.751
$GS2_H$	*GS-0*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Smoy*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Sstd1*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Sstd2*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Mmoy*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Mstd1*	0.856 ± 0.028	0.144 ± 0.028	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Mstd2*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Cmoy*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Cstd1*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000
$GS2_H$	*GS-Cstd2*	0.856 ± 0.029	0.144 ± 0.029	0.000 ± 0.000	nan ± 0.000

C.2 Meilleurs résultats pour l'algorithme du GS avec les seuils S_{TB} des méthodes *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*

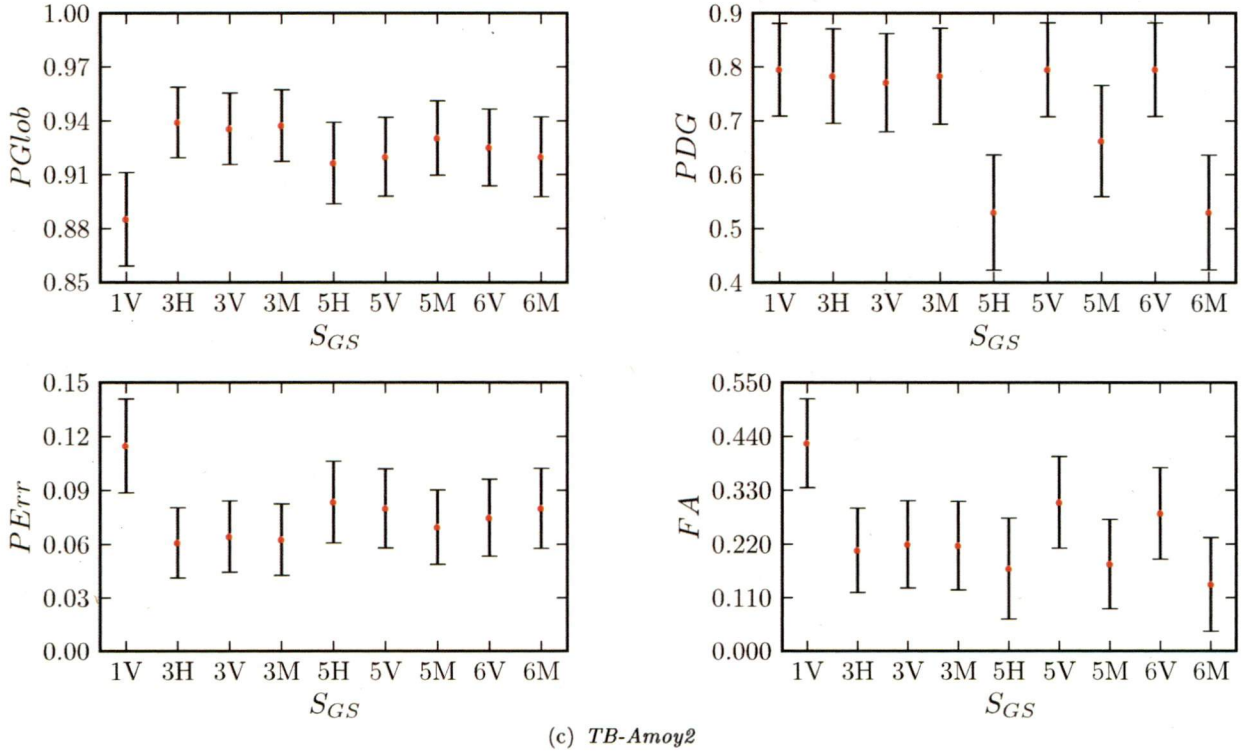


(a) *TB-Areg*

Figure C.1 – Comparaison des performances des neuf combinaisons de fréquences restantes, en utilisant le meilleur seuil S_{GS} (tableau 6.3, section 6.1). Le seuil S_{TB} est calculé avec les méthodes (a) *TB-Areg*, (b) *TB-Amoy1* et (c) *TB-Amoy2*.



(b) *TB-Amoy1*



(c) *TB-Amoy2*

Figure C.1 – Comparaison des performances des neuf combinaisons de fréquences restantes, en utilisant le meilleur seuil S_{GS} (tableau 6.3, section 6.1). Le seuil S_{TB} est calculé avec les méthodes (a) *TB-Areg*, (b) *TB-Amoy1* et (c) *TB-Amoy2*. (suite)

Annexe D

Résultats additionnels pour l'algorithme basé sur le nouvel indicateur (AMSR-E)

D.1 Ensemble des résultats de l'algorithme basé sur GS_{DP} obtenus avec le seuil S_{TB} de la méthode *TB-Ureg*

Tableau D.1 – Résultats de discrimination des sols gelés et dégelés obtenus avec l'algorithme basé sur GS_{DP}, en utilisant un seuil S_{TB} calculé par la méthode *TB-Ureg*. Les résultats sont classés en ordre décroissant de probabilité de détection du gel (PDG).

GS_{DP}	S_{DP}	$PGlob \pm$ IC	$PErr \pm$ IC	$PDG \pm$ IC	$FA \pm$ IC
$GS4_{DP}$	*DP-Sstd1*	0.870 ± 0.028	0.130 ± 0.028	0.880 ± 0.071	0.471 ± 0.086
$GS1_{DP}$	*DP-Cstd1*	0.903 ± 0.024	0.097 ± 0.024	0.867 ± 0.074	0.385 ± 0.090
$GS1_{DP}$	*DP-Sstd3*	0.899 ± 0.024	0.101 ± 0.024	0.867 ± 0.074	0.395 ± 0.087
$GS1_{DP}$	*DP-Sstd1*	0.864 ± 0.028	0.136 ± 0.028	0.867 ± 0.072	0.482 ± 0.084
$GS6_{DP}$	*DP-Sstd1*	0.859 ± 0.029	0.141 ± 0.029	0.867 ± 0.075	0.493 ± 0.083

Suite sur la page suivante...

$GS5_{DP}$	*DP-Sstd1*	0.850 ± 0.029	0.150 ± 0.029	0.867 ± 0.074	0.510 ± 0.081
$GS3_{DP}$	*DP-Sstd1*	0.845 ± 0.030	0.155 ± 0.030	0.867 ± 0.073	0.520 ± 0.080
$GS1_{DP}$	*DP-Mstd1*	0.911 ± 0.024	0.089 ± 0.024	0.855 ± 0.077	0.355 ± 0.090
$GS2_{DP}$	*DP-Sstd1*	0.857 ± 0.029	0.143 ± 0.029	0.855 ± 0.077	0.496 ± 0.082
$GS4_{DP}$	*DP-Sstd3*	0.897 ± 0.024	0.103 ± 0.024	0.843 ± 0.078	0.397 ± 0.089
$GS3_{DP}$	*DP-Mstd1*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.843 ± 0.078	0.485 ± 0.084
$GS1_{DP}$	*DP-Cstd3*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.831 ± 0.081	0.303 ± 0.091
$GS1_{DP}$	*DP-Smoy*	0.929 ± 0.021	0.071 ± 0.021	0.819 ± 0.083	0.277 ± 0.091
$GS1_{DP}$	*DP-Mstd3*	0.927 ± 0.021	0.073 ± 0.021	0.819 ± 0.084	0.284 ± 0.092
$GS3_{DP}$	*DP-Mstd3*	0.871 ± 0.027	0.129 ± 0.027	0.819 ± 0.083	0.465 ± 0.087
$GS3_{DP}$	*DP-Cstd1*	0.863 ± 0.028	0.137 ± 0.028	0.819 ± 0.082	0.485 ± 0.086
$GS3_{DP}$	*DP-Sstd3*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.819 ± 0.082	0.489 ± 0.086
$GS2_{DP}$	*DP-Sstd3*	0.890 ± 0.026	0.110 ± 0.026	0.807 ± 0.084	0.412 ± 0.090
$GS6_{DP}$	*DP-Sstd3*	0.883 ± 0.026	0.117 ± 0.026	0.807 ± 0.085	0.432 ± 0.089
$GS1_{DP}$	*DP-Cmoy*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.795 ± 0.088	0.258 ± 0.091
$GS4_{DP}$	*DP-Cstd3*	0.918 ± 0.022	0.082 ± 0.022	0.795 ± 0.087	0.312 ± 0.093
$GS6_{DP}$	*DP-Mstd3*	0.917 ± 0.022	0.083 ± 0.022	0.795 ± 0.087	0.320 ± 0.092
$GS6_{DP}$	*DP-Cstd3*	0.913 ± 0.023	0.087 ± 0.023	0.795 ± 0.088	0.333 ± 0.092
$GS4_{DP}$	*DP-Mstd1*	0.906 ± 0.024	0.094 ± 0.024	0.795 ± 0.087	0.359 ± 0.092
$GS4_{DP}$	*DP-Cstd1*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.795 ± 0.087	0.400 ± 0.092
$GS6_{DP}$	*DP-Mstd1*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.795 ± 0.087	0.400 ± 0.093
$GS5_{DP}$	*DP-Mstd3*	0.890 ± 0.025	0.110 ± 0.025	0.795 ± 0.087	0.411 ± 0.091
$GS6_{DP}$	*DP-Cstd1*	0.883 ± 0.026	0.117 ± 0.026	0.795 ± 0.086	0.431 ± 0.090

Suite sur la page suivante...

$GS5_{DP}$	*DP-Mstd1*	0.877 ± 0.027	0.123 ± 0.027	0.795 ± 0.089	0.450 ± 0.091
$GS5_{DP}$	*DP-Cstd1*	0.873 ± 0.027	0.127 ± 0.027	0.795 ± 0.088	0.459 ± 0.089
$GS5_{DP}$	*DP-Sstd3*	0.871 ± 0.028	0.129 ± 0.028	0.795 ± 0.087	0.463 ± 0.088
$GS2_{DP}$	*DP-Mstd1*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.783 ± 0.089	0.393 ± 0.092
$GS2_{DP}$	*DP-Cstd1*	0.887 ± 0.026	0.113 ± 0.026	0.783 ± 0.089	0.420 ± 0.091
$GS4_{DP}$	*DP-Smoy*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.771 ± 0.090	0.247 ± 0.092
$GS6_{DP}$	*DP-Smoy*	0.927 ± 0.022	0.073 ± 0.022	0.771 ± 0.091	0.264 ± 0.095
$GS4_{DP}$	*DP-Mstd3*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.771 ± 0.091	0.281 ± 0.094
$GS5_{DP}$	*DP-Cstd3*	0.901 ± 0.024	0.099 ± 0.024	0.771 ± 0.091	0.373 ± 0.095
$GS3_{DP}$	*DP-Mmoy*	0.894 ± 0.026	0.106 ± 0.026	0.771 ± 0.091	0.396 ± 0.093
$GS3_{DP}$	*DP-Cstd3*	0.873 ± 0.028	0.127 ± 0.028	0.771 ± 0.091	0.458 ± 0.092
$GS6_{DP}$	*DP-Cmoy*	0.929 ± 0.021	0.071 ± 0.021	0.759 ± 0.093	0.250 ± 0.093
$GS3_{DP}$	*DP-Cmoy*	0.901 ± 0.025	0.099 ± 0.025	0.759 ± 0.094	0.370 ± 0.096
$GS5_{DP}$	*DP-Cmoy*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.747 ± 0.093	0.287 ± 0.095
$GS5_{DP}$	*DP-Mmoy*	0.917 ± 0.023	0.083 ± 0.023	0.747 ± 0.097	0.303 ± 0.095
$GS5_{DP}$	*DP-Smoy*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.747 ± 0.094	0.311 ± 0.095
$GS3_{DP}$	*DP-Smoy*	0.894 ± 0.025	0.106 ± 0.025	0.747 ± 0.094	0.392 ± 0.094
$GS4_{DP}$	*DP-Cmoy*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.735 ± 0.095	0.228 ± 0.094
$GS2_{DP}$	*DP-Cstd3*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.735 ± 0.096	0.351 ± 0.096
$GS3_{DP}$	*DP-Mstd4*	0.918 ± 0.023	0.082 ± 0.023	0.723 ± 0.097	0.286 ± 0.098
$GS6_{DP}$	*DP-Mmoy*	0.925 ± 0.021	0.075 ± 0.021	0.711 ± 0.097	0.244 ± 0.095
$GS3_{DP}$	*DP-Cstd4*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.711 ± 0.097	0.253 ± 0.098
$GS2_{DP}$	*DP-Mstd3*	0.906 ± 0.024	0.094 ± 0.024	0.699 ± 0.098	0.333 ± 0.099

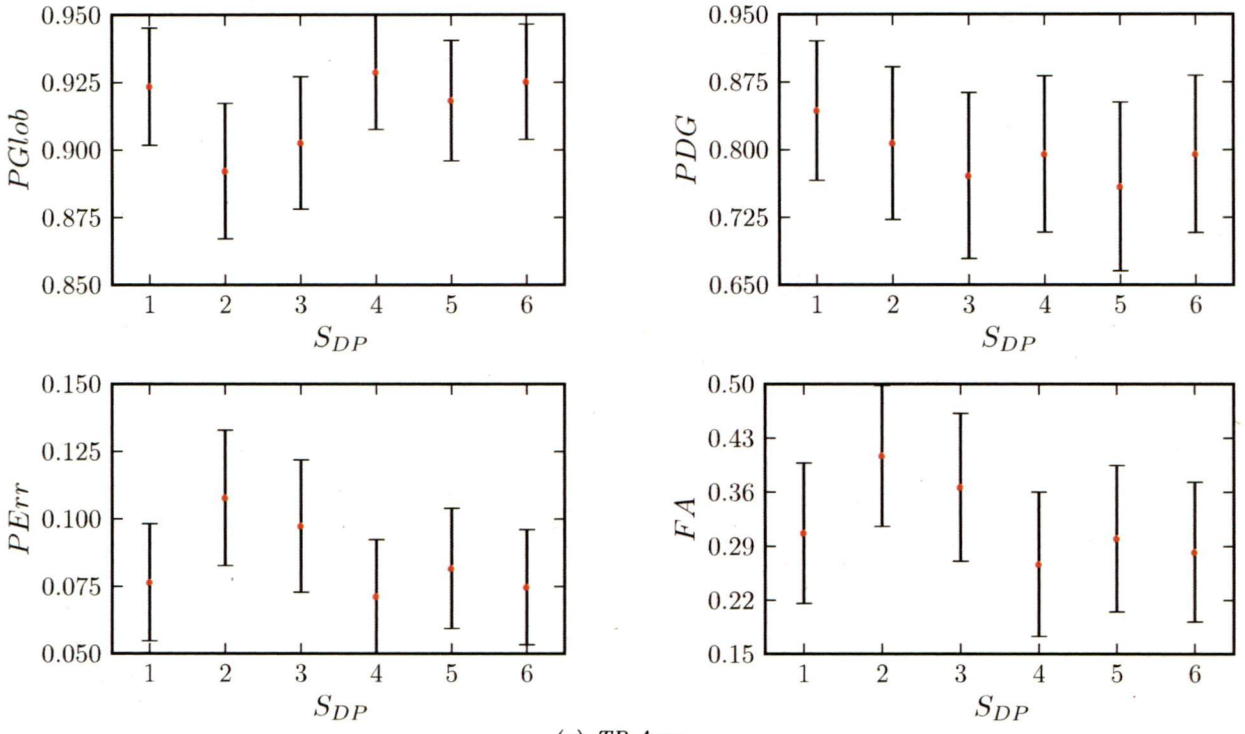
Suite sur la page suivante...

$GS6_{DP}$	*DP-Cstd4*	0.930 ± 0.021	0.070 ± 0.021	0.675 ± 0.102	0.188 ± 0.093
$GS5_{DP}$	*DP-Cstd4*	0.934 ± 0.020	0.066 ± 0.020	0.663 ± 0.103	0.154 ± 0.088
$GS3_{DP}$	*DP-Sstd4*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.627 ± 0.105	0.200 ± 0.101
$GS2_{DP}$	*DP-Cmoy*	0.913 ± 0.023	0.087 ± 0.023	0.627 ± 0.107	0.268 ± 0.104
$GS2_{DP}$	*DP-Smoy*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.627 ± 0.105	0.288 ± 0.104
$GS3_{DP}$	*DP-Cstd2*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.602 ± 0.108	0.180 ± 0.097
$GS1_{DP}$	*DP-Mmoy*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.602 ± 0.104	0.275 ± 0.104
$GS4_{DP}$	*DP-Mmoy*	0.917 ± 0.023	0.083 ± 0.023	0.590 ± 0.109	0.222 ± 0.103
$GS4_{DP}$	*DP-Cstd4*	0.925 ± 0.022	0.075 ± 0.022	0.578 ± 0.106	0.143 ± 0.093
$GS5_{DP}$	*DP-Mstd4*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.578 ± 0.108	0.186 ± 0.101
$GS6_{DP}$	*DP-Mstd4*	0.923 ± 0.022	0.077 ± 0.022	0.566 ± 0.108	0.145 ± 0.093
$GS1_{DP}$	*DP-Cstd4*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.566 ± 0.107	0.217 ± 0.104
$GS3_{DP}$	*DP-Mstd2*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.554 ± 0.108	0.164 ± 0.098
$GS2_{DP}$	*DP-Mmoy*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.542 ± 0.108	0.151 ± 0.096
$GS3_{DP}$	*DP-0*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.542 ± 0.109	0.196 ± 0.106
$GS2_{DP}$	*DP-Cstd4*	0.922 ± 0.022	0.078 ± 0.022	0.530 ± 0.106	0.120 ± 0.092
$GS6_{DP}$	*DP-Sstd4*	0.920 ± 0.022	0.080 ± 0.022	0.506 ± 0.109	0.106 ± 0.089
$GS5_{DP}$	*DP-Sstd4*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.482 ± 0.108	0.184 ± 0.109
$GS6_{DP}$	*DP-Cstd2*	0.918 ± 0.022	0.082 ± 0.022	0.470 ± 0.108	0.071 ± 0.080
$GS1_{DP}$	*DP-Sstd4*	0.915 ± 0.023	0.085 ± 0.023	0.458 ± 0.110	0.095 ± 0.089
$GS5_{DP}$	*DP-Cstd2*	0.906 ± 0.024	0.094 ± 0.024	0.434 ± 0.106	0.163 ± 0.111
$GS1_{DP}$	*DP-Mstd4*	0.910 ± 0.024	0.090 ± 0.024	0.410 ± 0.105	0.081 ± 0.089
$GS1_{DP}$	*DP-Cstd2*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.410 ± 0.106	0.081 ± 0.088

Suite sur la page suivante...

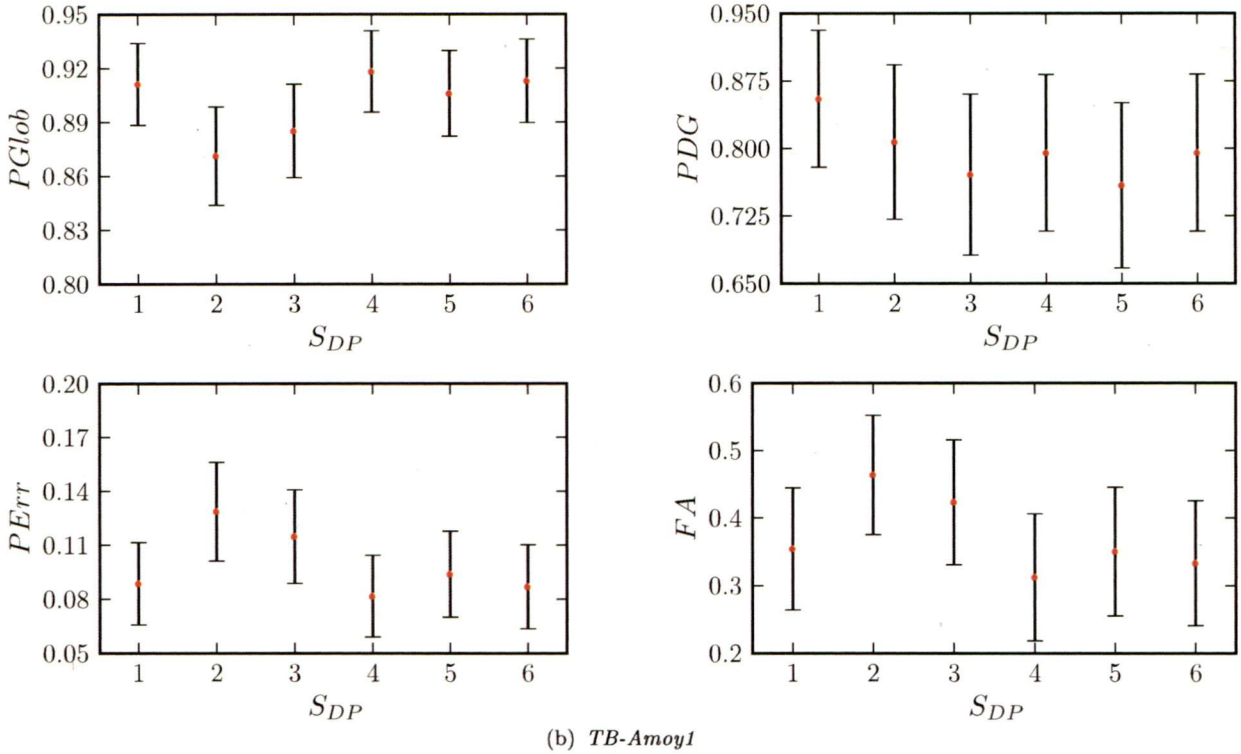
$GS2_{DP}$	*DP-Sstd4*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.410 ± 0.105	0.081 ± 0.087
$GS4_{DP}$	*DP-Sstd4*	0.911 ± 0.023	0.089 ± 0.023	0.398 ± 0.106	0.029 ± 0.059
$GS4_{DP}$	*DP-Mstd4*	0.910 ± 0.023	0.090 ± 0.023	0.386 ± 0.105	0.030 ± 0.060
$GS4_{DP}$	*DP-Cstd2*	0.910 ± 0.024	0.090 ± 0.024	0.386 ± 0.105	0.030 ± 0.059
$GS2_{DP}$	*DP-Mstd4*	0.908 ± 0.023	0.092 ± 0.023	0.386 ± 0.106	0.059 ± 0.078
$GS5_{DP}$	*DP-Mstd2*	0.906 ± 0.024	0.094 ± 0.024	0.373 ± 0.106	0.061 ± 0.083
$GS2_{DP}$	*DP-Cstd2*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.373 ± 0.106	0.088 ± 0.099
$GS6_{DP}$	*DP-Mstd2*	0.904 ± 0.024	0.096 ± 0.024	0.349 ± 0.102	0.033 ± 0.064
$GS1_{DP}$	*DP-Mstd2*	0.901 ± 0.025	0.099 ± 0.025	0.325 ± 0.102	0.036 ± 0.070
$GS3_{DP}$	*DP-Sstd2*	0.892 ± 0.025	0.108 ± 0.025	0.325 ± 0.100	0.182 ± 0.135
$GS2_{DP}$	*DP-Mstd2*	0.899 ± 0.025	0.101 ± 0.025	0.301 ± 0.098	0.000 ± 0.000
$GS4_{DP}$	*DP-Mstd2*	0.897 ± 0.025	0.103 ± 0.025	0.301 ± 0.099	0.038 ± 0.075
$GS5_{DP}$	*DP-Sstd2*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.289 ± 0.097	0.040 ± 0.079
$GS6_{DP}$	*DP-Sstd2*	0.896 ± 0.025	0.104 ± 0.025	0.289 ± 0.097	0.040 ± 0.078
$GS1_{DP}$	*DP-Sstd2*	0.894 ± 0.026	0.106 ± 0.026	0.277 ± 0.097	0.042 ± 0.082
$GS4_{DP}$	*DP-Sstd2*	0.890 ± 0.026	0.110 ± 0.026	0.253 ± 0.096	0.045 ± 0.089
$GS2_{DP}$	*DP-Sstd2*	0.890 ± 0.026	0.110 ± 0.026	0.241 ± 0.092	0.000 ± 0.000
$GS5_{DP}$	*DP-0*	0.885 ± 0.026	0.115 ± 0.026	0.205 ± 0.087	0.000 ± 0.000
$GS6_{DP}$	*DP-0*	0.877 ± 0.027	0.123 ± 0.027	0.145 ± 0.075	0.000 ± 0.000
$GS2_{DP}$	*DP-0*	0.870 ± 0.028	0.130 ± 0.028	0.096 ± 0.065	0.000 ± 0.000
$GS4_{DP}$	*DP-0*	0.864 ± 0.028	0.136 ± 0.028	0.060 ± 0.051	0.000 ± 0.000
$GS1_{DP}$	*DP-0*	0.861 ± 0.028	0.139 ± 0.028	0.036 ± 0.040	0.000 ± 0.000

D.2 Meilleurs résultats pour l'algorithme basé sur GS_{DP} avec les seuils S_{TB} calculés par les méthodes *TB-Areg*, *TB-Amoy1* et *TB-Amoy2*

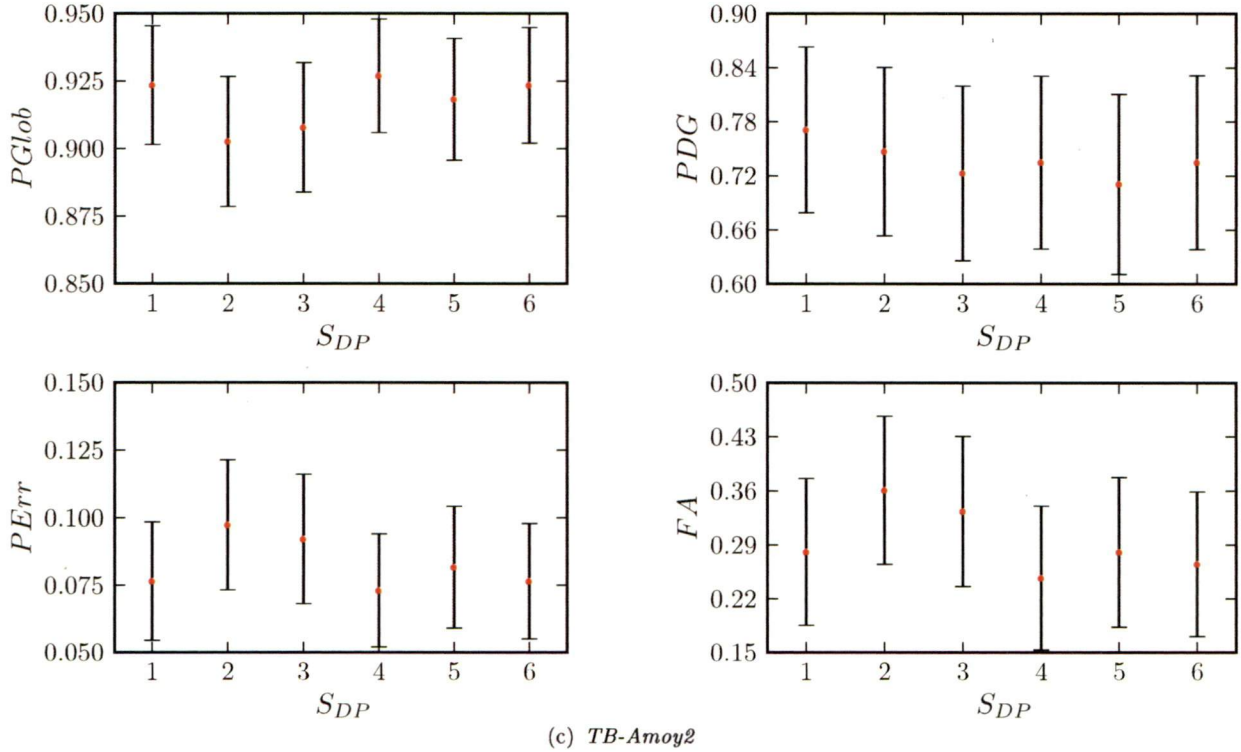


(a) *TB-Areg*

Figure D.1 – Comparaison des performances des six combinaisons de fréquences de GS_{DP}, en utilisant le meilleur seuil S_{DP} (tableau 6.5, section 6.2). Le seuil S_{TB} est calculé avec les méthodes (a) *TB-Areg*, (b) *TB-Amoy1* et (c) *TB-Amoy2*.



(b) *TB-Amoy1*

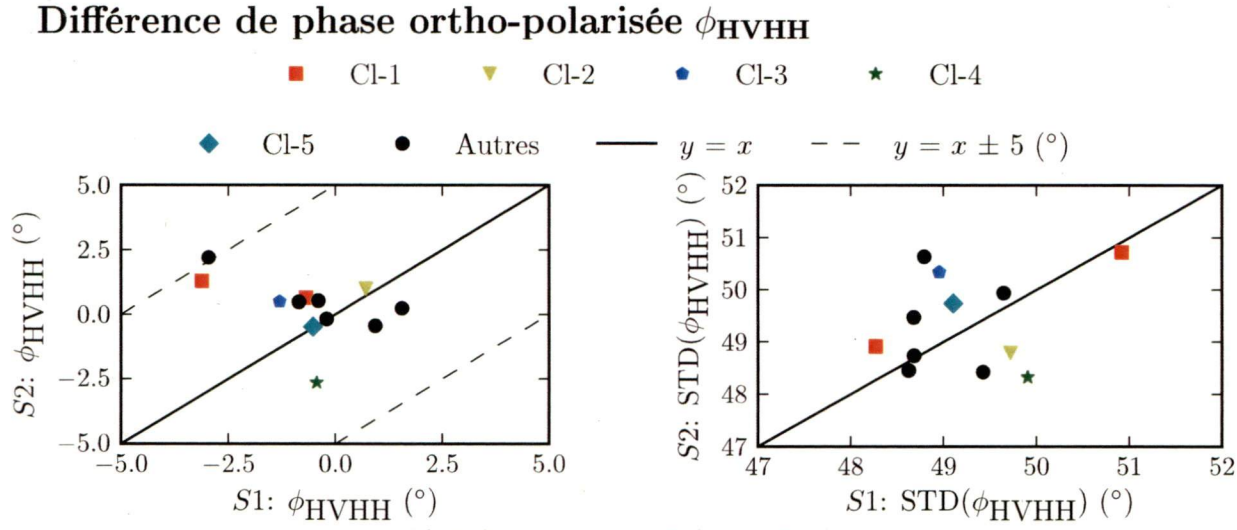


(c) *TB-Amoy2*

Figure D.1 – Comparaison des performances des six combinaisons de fréquences de GS_{DP}, en utilisant le meilleur seuil S_{DP} (tableau 6.5, section 6.2). Le seuil S_{TB} est calculé avec les méthodes (a) *TB-Areg*, (b) *TB-Amoy1* et (c) *TB-Amoy2*. (suite)

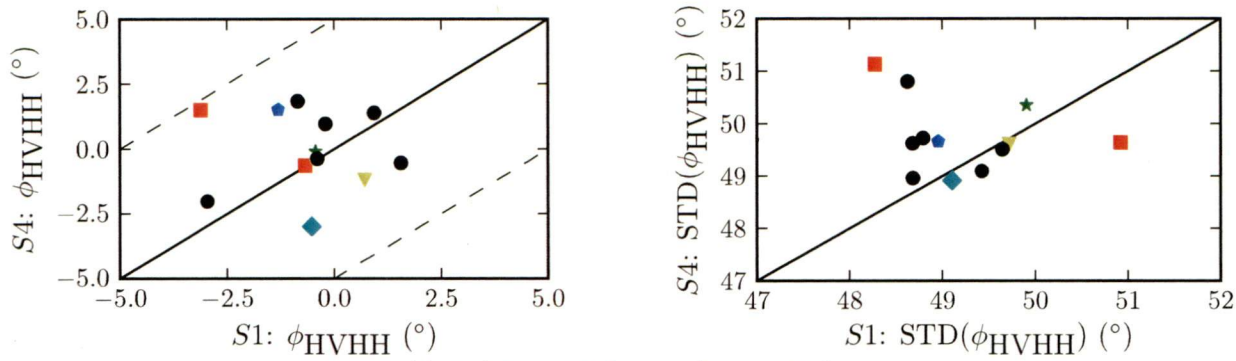
Annexe E

Résultats additionnels pour la différence de phase (RADARSAT-2)

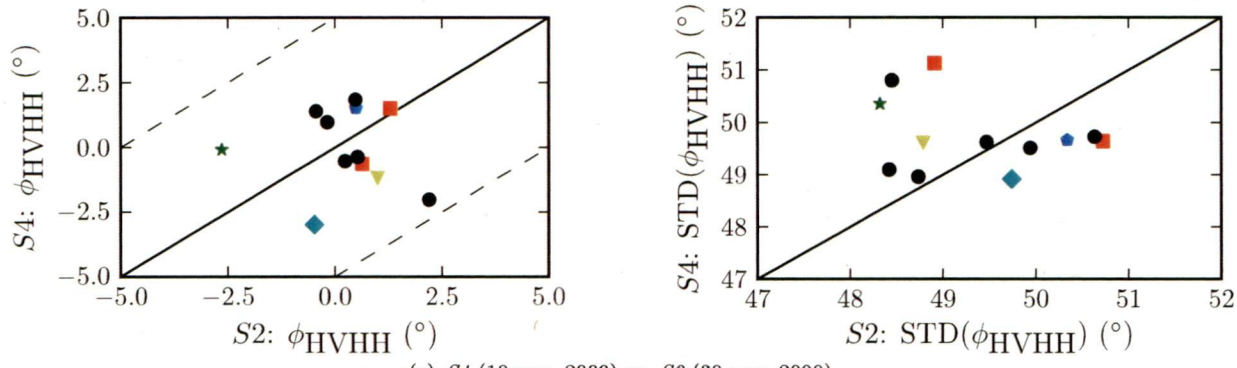


(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

Figure E.1 – Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée (ϕ_{HVHH}) en base linéaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.



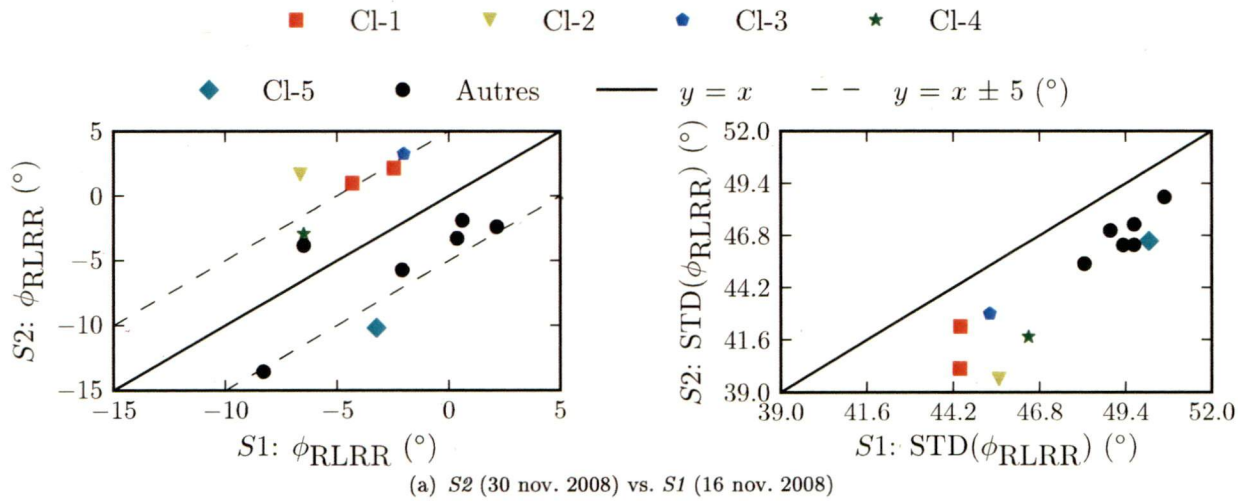
(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)



(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

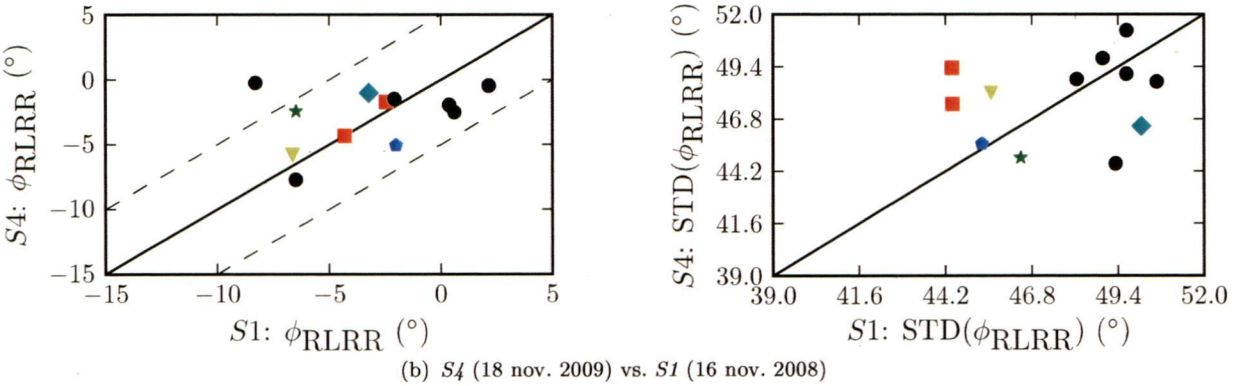
Figure E.1 – Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée (ϕ_{HVHH}) en base linéaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)

Différence de phase ortho-polarisée ϕ_{RLRR}

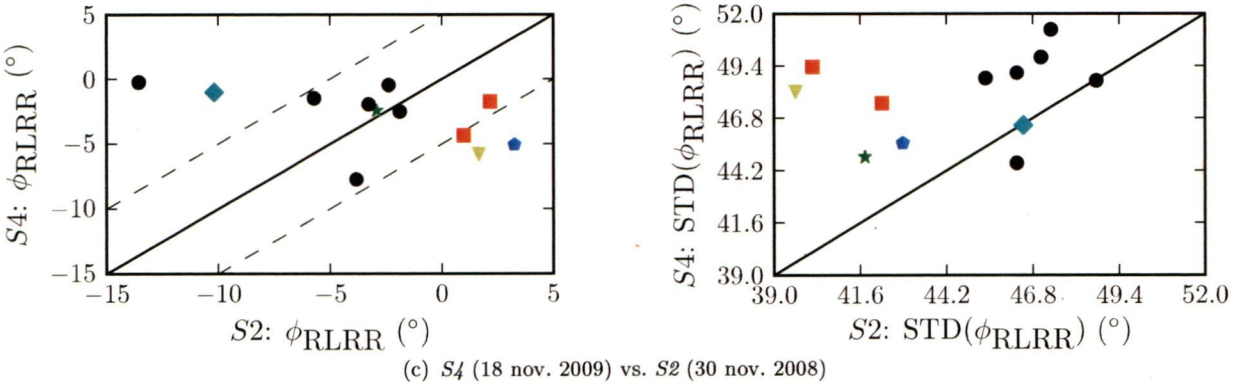


(a) *S2* (30 nov. 2008) vs. *S1* (16 nov. 2008)

Figure E.2 – Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée (ϕ_{RLRR}) en base circulaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*.



(b) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S1* (16 nov. 2008)



(c) *S4* (18 nov. 2009) vs. *S2* (30 nov. 2008)

Figure E.2 – Comparaison image à image de la différence de phase ortho-polarisée (ϕ_{RLRR}) en base circulaire, pour les acquisitions *S1*, *S2* et *S4*. (suite)