

Département de géomatique appliquée
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

Apport de la polarimétrie radar en bande C pour l'estimation de l'humidité du sol en zone
agricole

Vincent Beauregard

Mai 2017

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.),
cheminement en télédétection

© Vincent Beauregard, 2017

Identification du jury

Directeur de recherche :

Dr. Kalifa Goïta, Professeur titulaire, Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke

Co-Directrice de recherche :

Dr. Ramata Magagi, Professeure, Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke

Membres du jury :

Samuel Foucher, Ph. D., Chercheur senior et Directeur, Équipe vision et imagerie, Centre de recherche informatique de Montréal (CRIM)

Dr. Alain Royer, Professeur titulaire, Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke

RESUME DU PROJET

La télédétection possède plusieurs applications potentielles pour le suivi de l'humidité de surface du sol (0 à 5 cm de profondeur). Un suivi de l'humidité du sol à période régulière permettrait de nombreuses applications en hydrologie, climatologie, suivi d'événements météorologiques et agriculture de précision. Le signal radar à synthèse d'ouverture (RSO) en bande C tel que celui de RADARSAT-2 est sensible aux variations des paramètres du sol et de la végétation selon certaines conditions. L'inversion de modèles de rétrodiffusion linéaire a permis l'estimation de l'humidité du sol en zone agricole, mais pour des domaines de validité très restreints. Diverses missions satellitaires en cours ou futures permettent l'acquisition d'images radars polarimétriques. Les variables cohérentes déduites de ces images permettent de mieux décrire les cibles observées et elles ont permis l'estimation de l'humidité du sol pour un sol nu. Toutefois, le potentiel d'utilisation de la polarimétrie pour des cibles couvertes de végétation est encore mal connu. L'objectif de ce projet est d'évaluer le potentiel de la polarimétrie pour l'inversion de l'humidité du sol en zone agricole à partir d'images RSO en bande C.

La campagne SMAPVEX12 menée à l'été 2012 au Manitoba a permis l'acquisition simultanée d'images polarimétriques RADARSAT-2, ainsi que des conditions du sol et de la végétation pour des champs de blé. La rétrodiffusion radar, en polarisation linéaire ou circulaire, est très sensible à l'humidité du sol avant l'épiaison du blé. Après, la végétation domine le signal. La calibration du modèle semi-empirique des canaux linéaires de rétrodiffusion, développé par Gherboudj *et al.* (2011) n'a pu correctement représenter les relations de la rétrodiffusion avec les caractéristiques agricoles observées. L'information de phase conservée par le capteur de RADARSAT-2 permet l'extraction de variables polarimétriques telles que la différence de phase $HH-VV$ et la hauteur de socle, l'anisotropie A et l'entropie H issues de la décomposition de Cloude-Pottier dont la sensibilité à l'humidité du sol sera étudiée. Des modèles empiriques simples, calibrés par régression linéaire multiple de termes utilisant de 2 à 6 variables polarimétriques, ont été développés et ont permis d'estimer l'humidité du sol sur 5 champs de blé pour toute leur période de croissance avec une erreur $RMSD$ de $0,074 \text{ m}^3/\text{m}^3$ en expliquant plus de 53.5% (R^2) de la variance des valeurs d'humidité du sol observées, contre une erreur de $0.098 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et une variance expliquée de 19.0% pour un modèle empirique basé que sur les variables incohérentes.

PROJECT ABSTRACT

Remote sensing has been widely researched toward estimation of soil conditions over agricultural fields. Monitoring of surface soil moisture m_v would benefit many applications in hydrology, climatology, precision agriculture and risk reduction applied to meteorological events. C-band synthetic aperture radar (SAR) signal's, such as that of RADARSAT-2, is sensitive to soil and vegetation characteristics. Backscattering coefficients obtained from those sensors allowed the estimation of m_v by inverting empirical or semi-empirical models, under very strict conditions that limit their applicability. Many on-going or future missions provides polarimetric SAR images. However, the potential of polarimetric SAR sensors operated in c-band is not yet fully understood for soil moisture estimation over vegetated fields. This paper study the effects of soil and vegetation characteristics on polarimetric RADARSAT-2 images and proposes a simple empirical model based on polarimetric parameters extracted from RADARSAT-2 imagery to retrieve surface soil moisture (0-5 cm) over agricultural fields.

The data used in this study was obtained during the SMAPVEX12 campaign, which occurred on the summer of 2012 between june 6th and july 17th in Manitoba, Canada. Fully polarimetric RADARSAT-2 images were acquired over 13 wheat fields over their whole growth cycle while their soil and vegetation conditions were monitored. Linear backscattering showed significant correlations for all polarizations before crops flowering. Sensitivity analysis of the extracted polarimetric variables to soil moisture demonstrated distinct correlations before and after the beginning of the crops flowering stage. The calibrated semi-empirical model proposed by Gherboudj *et al.* (2011) showed poor representation of the observed relationships between linear backscattering channels and crop conditions. The phase information, obtained by the RADARSAT-2 sensor, allowed extraction of polarimetric variables. Among those, phase difference $HH-VV$, the pedestal height and both the anisotropy H and entropy H obtained from Cloude-Pottier decomposition, showed significant correlations to soil moisture. A simple empirical model, calibrated with multiple linear regression from 2 to 6 polarimetric variables, allowed to retrieve soil moisture with a $RMSD$ of 0,074 m^3/m^3 while it explained more than de 53.5% (R^2) of observed soil moisture variability, while a simple linear model based only on incoherent variables could only estimate soil moisture with a $RMSD$ of 0.098 m^3/m^3 and a R^2 value of 19.0%.

TABLE DES MATIERES

Résumé du projet.....	iii
Project abstract	iv
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	ix
Glossaire.....	xii
Remerciements	xv
1 Introduction.....	1
1.1 Problématique.....	1
1.2 Objectifs.....	3
1.3 Hypothèses.....	3
2 Cadre théorique.....	4
2.1 Notions de radar à Synthèse d'ouverture.....	4
2.2 Signal radar incohérent.....	6
2.2.1 Rétrodiffusion radar de sols nus.....	6
2.2.2 Modélisation de la rétrodiffusion linéaire de sols nus.....	6
2.2.3 Rétrodiffusion radar de sols couverts de végétation	7
2.2.4 Modélisation de la rétrodiffusion linéaire de sols couverts de végétation	8
2.3 Signal radar cohérent et polarimétrie.....	10
2.3.1 Variables radars cohérentes.....	11
2.3.2 Décomposition de Cloude-Pottier.....	12
2.3.3 Décomposition de Freeman-Durden	14
3 Cadre expérimentale	15
3.1 Site d'étude.....	15
3.2 Données du projet.....	16
3.2.1 Images RADARSAT-2	16
3.2.2 Données terrain	17
3.2.3 Distributions statistiques des variables de terrain et polarimétriques	25
3.2.4 Données auxiliaires	26
3.3 Méthodologie.....	26
3.3.1 Traitement des images.....	27

3.3.2	Étude de sensibilité.....	29
3.3.3	Calibration du modèle semi-empirique	30
3.3.4	Modélisation empirique de l'humidité du sol basée sur la polarimétrie	30
4	Résultats.....	33
4.1	Sensibilité du signal radar incohérent à l'humidité du sol pour toutes les cultures.....	33
4.2	Contributions des champs de blé au signal radar	34
4.2.1	Sensibilité des variables radars incohérentes aux caractéristiques agricoles des champs de blé.....	34
4.2.2	Sensibilité des variables issues de la polarimétrie aux caractéristiques agricoles ..	37
4.2.3	Sensibilité des variables issues de la synthèse de polarisation circulaire	42
4.3	Modélisation semi-empirique du signal radar incohérent	43
4.4	Modélisation empirique de l'humidité du sol à partir du signal cohérent	45
4.4.1	Calibration à partir des variables incohérentes	45
4.4.2	Sélection des variables explicatives polarimétriques pour le modèle linéaire	47
4.4.3	Calibration à partir des variables polarimétriques.....	48
4.4.4	Sensibilité des modèles empiriques aux caractéristiques agricoles	50
4.4.5	Validation sur les champs de blé dédiés.....	51
5	Discussion.....	54
5.1	Signaux radar des champs de blé.....	55
5.2	Modélisation semi-empirique de l'humidité du sol.....	56
5.3	Estimation de l'humidité du sol à partir des modèles empiriques	57
6	CONCLUSION.....	59
7	Références.....	60
ANNEXE A	Résultats complémentaires	65

LISTE DES FIGURES

Figure 1 Plan H- α permettant la classification des pixels à partir d'une décomposition de Cloude-Pottier. Les zones 1 à 9 (Z1 à Z9) sont décrites dans le texte.	13
Figure 2 Situation géographique du site d'étude de SMAPVEX12	15
Figure 3 Coefficient de variation de l'humidité du sol à l'échelle d'un champ en fonction de l'humidité du sol. Les classes de textures sont identifiées par couleur (McNairn et al., 2015).....	18
Figure 4 Pour les champs de blé, diagramme à moustache montrant la distribution de m_v mesuré par les sondes portatives, profil temporel de valeurs moyennées de m_v mesurés par les stations automatiques et diagramme à bande montrant les précipitations de pluie moyenne accumulée aux 6 h par les stations météorologiques au-dessus des champs de blé	19
Figure 5 Diagrammes à barres d'erreur et régression polynomiale d'ordre 4 des caractéristiques de la végétation pour les champs de blé en fonction du temps.	20
Figure 6 Photos des plants de blés en a) élongation de la tige au jour 170 (18 juin 2012), b) apparition de l'épi dans la gaine et fin de l'élongation de la tige au jour 176 (24 juin), c) épiaison au jour 189 (7 juillet 2012) et d) mûrissement au jour 198 (16 juillet)	21
Figure 7 Délai d'acquisition entre le passage de RADARSAT-2 et la mesure de m_v à l'aide des sondes portatives.	23
Figure 8 Relation linéaire entre les valeurs moyennes de m_v mesurées par sonde portative et les valeurs mesurées au même moment par la station automatique la plus près pour un champ de blé	23
Figure 9 Diagrammes à moustaches des variables polarimétriques.....	25
Figure 10 Diagrammes à moustaches des variables de terrain.....	25
Figure 11 Schéma méthodologique.....	27
Figure 12 Distributions des caractéristiques des sites agricoles mesurées sur les champs de blé pour les ensembles dédiés à la calibration et à la validation	32

Figure 13 Comparaison des profils temporels des variables incohérentes, des diagrammes à moustache de m_v mesuré par sondes portatives, du profil temporel des valeurs moyennées de m_v mesurés par les stations automatiques et du diagramme à bande montrant les précipitations de pluie moyenne accumulée aux 6 h par les stations météorologiques au-dessus des champs de blé	34
Figure 14 Relations entre σ_{HV0} et certaines caractéristiques de la végétation	37
Figure 15 Les plans H- α pour le champ 81 de blé à partir des valeurs d'entropie H et d'angle- α issues de la classification de wishart pour chaque passage de RADARSAT-2. La période S1 se situe entre le jour 157 et le jour 180 et S2 se situe entre les jours 180 et la fin de la campagne, soit le jour 201.	39
Figure 16 Amplitudes des mécanismes de rétrodiffusions obtenues par la décomposition de Freeman-Durden.....	41
Figure 17 Comparaison des observations (x) mesurées pour les canaux de rétrodiffusions linéaires et les tendances modélisées (-) pour chaque caractéristique agricole. Les tendances sont générées en fixant toutes les variables terrain avec leur médiane, à l'exception de celle étudiée	44
Figure 18 Tracés des valeurs résiduelles du modèle de la calibration (2) à partir des variables incohérentes.....	46
Figure 19 Comparaison des valeurs de m_v mesurées et estimées à l'aide du modèle empirique linéaire d'estimation de l'humidité du sol pour le Modèle (3) - toutes les variables polarimétriques et non polarimétriques, le Modèle (4) - les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées, et le Modèle (5) - les variables sélectionnées par régression pas à pas.	48
Figure 20 Tracés des valeurs résiduelles des modèles (4) et (5).....	50
Figure 21 Estimation de l'humidité du sol m_v pour les 5 champs de blé dédiés à la validation à l'aide des modèles empiriques calibrés à partir de (2) coefficient de rétrodiffusion HV	

uniquement, (4) les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas..... 52

Figure 22 Profils temporels des valeurs moyennes mesurées et estimées de l'humidité du sol pour les champs dédiés à la validation par les modèles (2) coefficient de rétrodiffusion HV uniquement, (4) les variables polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas..... 53

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 Synthèse des variables polarimétriques, leur signification et leur sensibilité	12
Tableau 2 Date d'acquisition et paramètres des images RADARSAT-2 polarimétriques pour la campagne SMAPVEX12.....	16
Tableau 3 Caractéristiques agricoles mesurées lors de la campagne SMAPVEX12 et étudiées ici	17
Tableau 4 Statistiques générales des mesures des caractéristiques du sol	20
Tableau 5 Statistiques générales des mesures de la végétation pour chaque culture étudiée pour la présente étude (blé, canola, soja et maïs)	22
Tableau 6 Statistiques des modèles linéaires d'interpolation de m_v pour chaque champ de blé. Une distance de 0 km indique que la station est située sur le champ.....	24
Tableau 7 Description des ensembles de variables radar étudiées.....	28
Tableau 8 Matrice de corrélations des variables radar incohérentes à l'humidité du sol m_v pour chaque type de culture. Relation statistiquement : *peu significative ($p > 0,05$), ** significative ($0,05 > p > 0,01$), *** très significative ($0,01 > p > 0$)	33
Tableau 9 Matrice des corrélations R entre m_v et les caractéristiques agricoles pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains (S1), après (S2) et l'ensemble de la	

campagne (S0). Relation statistiquement peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$)	35
Tableau 10 Coefficients de corrélation R pour les relations linéaires entre les variables incohérentes et les caractéristiques agricoles pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains (S1), après (S2) et l'ensemble de la campagne (S0). Relation statistiquement peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$).	35
Tableau 11 Coefficients de corrélation R pour les relations linéaires entre les variables cohérentes et les caractéristiques agricoles pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains (S1), après (S2) et l'ensemble de la campagne (S0). Relation statistiquement * peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$)	38
Tableau 12 Matrice de corrélations des variables radar issues de la synthèse de polarisation circulaire à l'humidité du sol m_v pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains (S1), après (S2) et l'ensemble de la campagne (S0). Relation statistiquement peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$).	42
Tableau 13 Paramètres empiriques estimés et qualité de la rétrodiffusion estimée.....	43
Tableau 14 Résumé des modèles empiriques développés par régression linéaire multiple à partir de variables radars polarimétriques	45
Tableau 15 Coefficients de calibration linéaires b associés aux variables incohérentes et qualité des modèles empiriques à partir de : Modèle (1) les variables incohérentes sélectionnées et Modèle (2) uniquement les termes significatifs où $p < 0,05$	46
Tableau 16 Listes des variables polarimétriques cohérentes et incohérentes significativement corrélées avec m_v pour toute la durée de la campagne	47
Tableau 17 Coefficients de détermination (R^2), erreur quadratique moyenne (RMSD), Coefficients de calibration linéaires (b), coefficients de calibration standardisés (b_{std}), Erreur type (ET) et	

valeur p associés aux variables explicatives des modèles empiriques d'estimation de l'humidité du sol à partir de (3) toutes les variables polarimétriques et non polarimétriques (4) les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas..... 49

Tableau 18 Sensibilité des valeurs de m_v et valeurs résiduelles estimées pour les champs dédiés à la calibration par les modèles (2) coefficient de rétrodiffusion HV uniquement (4) les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas..... 51

Tableau 19 Matrice des corrélations des variables radar en polarisations circulaires à l'humidité du sol m_v , Relation statistiquement * significative ($0,01 < p < 0,05$), **très significative ($0 < p < 0,01$)..... 65

Tableau 20 Matrice de corrélations des variables des caractéristiques du sol et de la végétation avant le début du développement des grains (S1), après (S2) et l'ensemble de la campagne (S0). Relation statistiquement * peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$). 65

Tableau 21 Valeurs éloignées identifiées à partir des diagrammes à moustaches 66

Tableau 22 Coefficients de corrélations de Pearson R observés entre les variables polarimétriques, Relation statistiquement * significative ($0,01 < p < 0,05$), **très significative ($0 < p < 0,01$) 67

GLOSSAIRE

A	Anisotropie issue de la décomposition de Cloude-Pottier
AAC/AAFC	Agriculture et Agroalimentaire Canada/Agriculture and Agri-Food Canada
b	Coefficient de calibration du modèle empirique
b_{std}	Coefficient de calibration standardisé du modèle empirique
[C3]	Matrice de covariance
d	Distance de la cible éclairée au capteur radar
G	Gain de l'antenne du capteur radar
H	Entropie issue de la décomposition de Cloude-Pottier
h	Hauteur moyenne de culture (cm)
HS	Hauteur de socle
K	Coefficient liant la rétrodiffusion à la puissance reçue un capteur radar
k	Nombre d'onde
\underline{k} et $\underline{\Omega}$	Vecteurs 3-D de cible
κ_{ert}	Coefficient d'extinction de la végétation en polarisation r et t
l	Rugosité du sol, longueur de corrélation (cm)
LAI	Indice de surface foliaire
MAFRD	Manitoba Agriculture, Food and Rural Development
m_v	Humidité du sol de surface (m^3/m^3)
p	Valeur- p d'une relation bivariée observée
P_r	Puissance du signal radar reçue par le capteur
P_s, P_d, P_v	Composantes de surface, d'interaction et de volume (dB) de la décomposition de Freeman-Durden
P_t	Puissance du signal radar transmise par le capteur

P_T	Puissance totale de rétrodiffusion (dB)
r	Polarisation de l'onde radar reçue par le capteur (H ou V)
R	Coefficient de corrélation de Pearson d'une relation bivariée observée
R^2	Coefficient de détermination d'une relation bivariée observée
$RMSD$	Erreur quadratique moyenne
RSO	Radar à synthèse d'ouverture
S	Surface éclairée par le capteur radar
s	Rugosité du sol, hauteur rms (cm)
SMAPVEX12	SMAP Validation Experiment 2012
$[S]$	Matrice de Sinclair
t	Polarisation de l'onde radar transmise par le capteur (H ou V)
T_{rt}^2	Transmissivité bidirectionnelle de la végétation
$[T3]$	Matrice de cohérence
τ_{rt}	Profondeur optique (m)
USDA	United States Department of Agriculture
VB	Biomasse sèche de la végétation (g)
VWC	Contenu en eau de la végétation (g/m^2)
X	Ensemble des variables explicatives du modèle empirique
α	Angle-alpha issue de la décomposition de Cloude-Pottier
ϵ	Erreur associée au modèle empirique d'estimation
λ	Longueur d'onde
θ	Angle locale d'incidence
ρ_{HH-VV}	Coefficient de corrélation des canaux copolarisés
σ_{HH}^0	Coefficient de rétrodiffusion HH (dB)

$\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0, p$	Rapport de copolarisation des canaux HH-VV (dB)
σ_{HV}^0	Coefficient de rétrodiffusion HV (dB)
$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{HH}^0$	Rapport de dépolarisation des canaux HV-HH (dB)
$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VV}^0, q$	Rapport de dépolarisation des canaux HV-VV (dB)
σ_{VV}^0	Coefficient de rétrodiffusion VV (dB)
σ_{rt1}^0	Section efficace de diffusion de la végétation par unité de volume (m^2/m^3)
ϕ_{HH-VV}	Différence de phase copolarisée
$\phi_{HH-HV}, \phi_{VV-HV}$	Différences de phase des polarisations croisées

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je désire remercier mon directeur, Mr Kalifa Goïta, ainsi que ma codirectrice de recherche, Mme Ramata Magagi, pour m'avoir proposé ce projet ainsi que pour leur soutien et leurs rétroactions pendant sa réalisation.

Cette étude a été financée par le Programme global de subventions et contributions à l'appui de la recherche, de la sensibilisation et de l'éducation en sciences et technologies spatiales de l'Agence spatiale canadienne (ASC) dans le contexte de la Contribution canadienne à la mission SMAP et par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG). J'aimerais aussi remercier Agriculture et Agroalimentaire Canada (AAC) pour avoir fourni les images RADARSAT-2 obtenues à travers une collaboration avec l'ASC et tous les organismes aux États-Unis et au Canada ayant participé au financement de la campagne SMAPVEX12. Je remercie toutes les équipes ayant participé à la campagne SMAPVEX12 qui ont permis l'acquisition des données de grande qualité qui a permis le succès de ce projet.

J'aimerais remercier Mme Safa Jammali, qui a offert une précieuse collaboration tout au long du projet. De plus, j'aimerais remercier Louis-Philippe B-Rousseau, qui a mis son temps à disposition afin de permettre la prise en main des outils informatiques nécessaires à la réalisation du projet. Finalement, j'aimerais remercier tous mes collègues du département de géomatique appliquée que j'ai côtoyé pendant ces dernières années, qui par leur présence autant durant les nuits blanches de travail que dans les journées de repos à l'extérieur du campus, m'ont offert leur amitié et leur soutien. Ils sont en grande partie responsables de la qualité de l'expérience qu'a représentée cette maîtrise.

1 INTRODUCTION

Les mécanismes d'échanges énergétiques à la surface terrestre sont largement influencés par l'humidité disponible au sol (Entekhabi *et al.* 1996). Sa mesure à l'échelle régionale ou globale permettrait une meilleure compréhension des processus liant les eaux terrestres, l'estimation des bilans énergétiques et hydrologiques à la surface terrestre, la quantification des échanges de carbone en région boréale, l'amélioration de modèles météorologiques et climatologiques et l'amélioration de la capacité de prédictions des inondations et de suivi des sécheresses (Entekhabi & Njoku 2010). En milieu agricole, la mesure à l'échelle de champs agricoles permettrait le suivi des conditions du sol et une meilleure gestion des risques liés aux inondations (Merzouki *et al.* 2011; McNairn *et al.* 2012).

Les importantes variabilités temporelle et spatiale de l'humidité du sol peuvent être attribuées, entre autres, à la variabilité des textures du sol et aux événements météorologiques qui influencent les régimes d'écoulement et d'infiltration de l'eau. Cette importante variabilité rend difficile et coûteux le suivi de l'humidité du sol pour un ou plusieurs champs agricoles. L'imagerie satellitaire, grâce à ses bonnes couvertures temporelles et spatiales, permettrait le suivi des conditions du sol pour les champs agricoles.

1.1 Problématique

Les mesures d'humidité du sol peuvent être spatialisées à l'échelle régionale à partir de données météorologiques à l'aide de réseaux de capteurs et par inversion de modèles de bilan d'énergie et hydrique de surface. Les coûts, la précision et l'entretien des réseaux permettant ces méthodes limitent toutefois leur applicabilité. La télédétection permet d'estimer l'humidité du sol à l'échelle globale à partir de modèles appuyés sur l'interaction entre l'eau contenue dans le sol et les micro-ondes émises. Les capteurs micro-ondes passifs à bord de missions satellitaires en cours (SMOS, SMAP) permettent maintenant d'estimer l'humidité du sol à l'échelle globale (Kerr 2006; Entekhabi & Njoku 2010; Dobriyal *et al.* 2012). Les missions spatiales équipées de radar imageurs à synthèse d'ouverture (RSO) présente un fort potentiel pour obtenir des mesures à une résolution spatiale de quelques mètres et ce, de jour comme de nuit et sans égard aux conditions atmosphériques (Boerner *et al.* 1998). En zone agricole, selon les conditions d'observation, le signal radar possède une grande sensibilité aux variations d'humidité du sol, ainsi qu'à la rugosité du sol et la couverture végétale (Ulaby *et al.* 1979).

Ainsi, le principal défi relié à la mesure de l'humidité du sol par radar est de discriminer les effets de la rugosité et de la végétation sur le signal mesuré (Dobson & Ulaby 1998). L'importance relative de ces effets varie en fonction des caractéristiques de la cible observées ou des paramètres d'acquisition du capteur radar, soit la polarisation du signal, l'angle d'incidence du capteur ou la longueur d'onde du signal (Dobson & Ulaby 1998).

L'interaction entre une cible et un signal radar peut être caractérisée par les puissances rétrodiffusées du signal en différentes polarisations (Dobson & Ulaby 1998). Les coefficients de rétrodiffusion linéaires mesurés par les RSO en polarisation simple ou double ont permis l'estimation de l'humidité du sol en zone agricole par l'inversion de modèles semi-empiriques, mais pour des domaines de validité très restreints (Fung *et al.* 1992; Oh 2004; Gherboudj *et al.* 2011). Leur calibration dépend des conditions d'observation (cible, capteur) spécifiques aux campagnes d'études utilisées (Gherboudj *et al.* 2011). De plus, ils possèdent un grand nombre de variables qui les rendent difficilement inversibles (Hajnsek & Jagdhuber 2009).

Les capteurs RSO entièrement polarimétriques (polarisation quadruple plus information de phase) produisent des images dites cohérentes composées d'amplitudes complexes de rétrodiffusion. Les informations polarimétriques extraites de ces images sont sensibles aux variations des conditions du sol et de la végétation, mais leur sensibilité demeure méconnue pour un cycle de croissance complet des différentes cultures agricoles (McNairn *et al.* 2002; Adams *et al.* 2013). L'utilisation des amplitudes complexes peut permettre de décomposer le signal en différents mécanismes de diffusions (Cloude & Pottier 1996; Freeman & Durden 1998), qui ont permis l'inversion de l'humidité du sol en bande L pour des champs agricoles (Hajnsek *et al.* 2003; Hajnsek & Jagdhuber 2009). Les différentes expériences restent limitées et la méthode doit être validée pour différents capteurs (Bande C), cultures et conditions des champs.

Finalement, ces images polarimétriques permettent d'exprimer le signal radar dans un repère de polarisation circulaire plutôt que linéaire. Ces informations ont notamment été utilisées pour l'amélioration d'un modèle de décomposition du signal permettant l'estimation de l'humidité du sol (Jagdhuber *et al.* 2013). De plus, la mission de la constellation RADARSAT de l'Agence Spatiale Canadienne (ASC), qui sera lancée en 2018, offrira directement des produits en polarisation circulaire. Ainsi, l'apport de la rétrodiffusion en polarisation circulaire dans un contexte agricole mérite d'être investigué davantage.

1.2 Objectifs

L'objectif général de ce projet est d'évaluer le potentiel de la polarimétrie pour l'inversion de l'humidité du sol en zone agricole à partir d'images RSO en bande C. Plus spécifiquement, les objectifs sont de :

- Étudier le lien entre les variables radars et les caractéristiques agricoles afin d'identifier des variables sensibles à l'humidité du sol ou pouvant être utilisées pour discriminer l'effet de la végétation.
- Calibrer et évaluer le modèle semi-empirique de la rétrodiffusion existant développé par Gherboudj *et al.* (2011) utilisant le modèle pour un sol nu de Oh (2004) et le modèle *Water-Cloud* de Attema & Ulaby (1978).
- Comparer les performances de modèles d'estimation de l'humidité du sol, basés sur la régression linéaire multiple des variables radars linéaires incohérentes et des variables issues de la polarimétrie.

1.3 Hypothèses

L'étude présentée permet de vérifier ces deux hypothèses.

- Le modèle semi-empirique des coefficients de rétrodiffusion linéaires développé par Gherboudj *et al.* (2011) peut permettre d'inverser l'humidité du sol pour des cibles agricoles couvertes de végétation (Gherboudj *et al.* 2011).
- Les informations polarimétriques permettent de discriminer les contributions du sol et de la végétation par des relations simples (Brisco & McNairn 2004). Par conséquent, elles pourraient être utiles dans le processus d'estimation de l'humidité du sol.

2 CADRE THÉORIQUE

2.1 Notions de radar à Synthèse d'ouverture

Les technologies radars permettent la mesure des propriétés des cibles au sol par l'analyse de leur interaction avec des ondes électromagnétiques transmises et connues. Puisque les capteurs radars produisent leur propre source d'illumination, ils possèdent l'avantage de pouvoir opérer jour et nuit. Le capteur employé pour la présente étude utilise la technologie du radar par synthèse d'ouverture (RSO) qui génère des résolutions spatiales plus fines que les radars à ouverture réelle (ROR) (Lewis & Handerson 1998).

Les ondes électromagnétiques sont caractérisées par leur amplitude ou puissance complexe, leur fréquence, leur polarisation et leur phase. Pour un milieu donné, elles sont caractérisées également par leur longueur d'onde, dépendante de la vitesse de propagation dans leur milieu et inverse de la fréquence. Le signal complexe est composée d'une amplitude réelle et d'une phase. La phase d'une onde exprime ses proportions dans les champs électriques et magnétiques à un instant donné. Elle est liée au trajet optique entre le capteur et la cible. Les capteurs radars cohérents conservent l'information de phase, alors que les capteurs incohérents ne mesurent que la puissance réelle de l'onde. Le capteur RADARSAT-2 de la présente étude émet et mesure des ondes situées dans la bande C (5.405 GHz) de la zone micro-ondes du spectre électromagnétique. Il conserve l'information de phase.

Pour un système radar en mode monostatique où la transmission et la réception de l'onde sont colocalisées, la puissance reçue P_r est proportionnelle à la puissance transmise P_t et est définie à partir de l'équation 1, où G est le gain de l'antenne, s et d sont respectivement la surface éclairée et sa distance, et σ_{rt}^0 est le coefficient de rétrodiffusion en polarisation transmise t et reçue r (Dobson & Ulaby 1998).

$$P_R = P_T \frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 d^4} S \sigma_{rt}^0$$

$$P_R = K \sigma_{rt}^0 \tag{1}$$

Pour un radar imageur, σ_{rt}^0 peut être directement relié à P_r en joignant les autres termes à l'intérieur de la constante K du système calibré. Cette simplification permet de décrire les interactions de la cible éclairée avec l'onde transmise à l'aide du coefficient de rétrodiffusion.

Lors d'une prise de mesure, le RSO transmet et reçoit des ondes linéairement polarisées, dont le champ électrique possède une orientation spatiale connue, soit horizontale ou verticale par rapport à la surface terrestre. Les signaux copolarisés sont transmis et reçus dans la même direction (HH , VV) alors que les composantes dépolariées ou en polarisation croisée (VH , HV) sont reçues dans la polarisation perpendiculaire à celle transmise. Les RSO monostatiques sont calibrés de sorte à respecter le théorème de la réciprocité ($\sigma_{HV}^0 \approx \sigma_{VH}^0$). Les RSO incohérents exploitent entre un et quatre canaux de puissances tandis que les RSO cohérents, comme RADARSAT-2, mesurent les amplitudes complexes du signal pour les quatre polarisations. Les amplitudes de rétrodiffusion copolarisées dépendent des surfaces de cible orientées dans la même direction que la polarisation. Par exemple, la tige des plantes verticales, comme le blé ou le maïs, augmente l'atténuation du signal en polarisation verticale. Ainsi, des champs de blé montreront des niveaux de plus faibles σ_{VV}^0 que l'orge (Boerner *et al.* 1998). La dépolarisation du signal est indicateur d'une réflexion en coin, de mécanisme de diffusion multiple par une surface rugueuse ou une diffusion multiple à l'intérieur d'un matériau hétérogène (Fung *et al.* 1992; Ulaby *et al.* 1982).

Le signal radar est fortement sensible aux propriétés diélectriques et géométriques des cibles. En zone agricole, cette sensibilité permet de détecter les conditions du sol (humidité et rugosité) et de la végétation (Lewis & Handerson 1998). Un sol sec possédera une faible constante diélectrique (entre 3 et 8) alors que l'eau possède une constante de l'ordre de 80. L'humidité contenue dans la cible provoque donc une augmentation de la constante diélectrique et une diminution de la profondeur de pénétration des micro-ondes incidentes. Les composantes réfléchies, absorbées et transmises de l'onde électromagnétique incidente dépendent de la valeur complexe de la constante diélectrique et des propriétés de l'onde, soient son angle d'incidence, sa polarisation et sa longueur d'onde.

Le signal radar interagit avec la cible par trois mécanismes de rétrodiffusion: diffusion de surface, diffusion de volume et terme d'interaction. Pour une cible agricole couverte de végétation, le signal est composé des contributions du sol et de la végétation. Le terme de surface est principalement affecté par la contribution du sol alors que le terme de volume est principalement affecté par la végétation. Le terme d'interaction dépend des propriétés de la cible, soient du sol et de la végétation, et des propriétés de l'onde incidente. En bande C et en milieu agricole, l'apport du terme d'interaction à la rétrodiffusion totale est négligeable (Gherboudj *et al.* 2011; Attema & Ulaby 1978).

2.2 Signal radar incohérent

Les RSO en polarisation simple ou multiple mesurent l'amplitude du coefficient de rétrodiffusion pour une cible. Cette grandeur est réelle et les informations qui en découlent sont dites incohérentes puisqu'aucune information de phase n'y est rattachée. En plus des rétrodiffusions en polarisation linéaire mesurées, la cible peut être caractérisée par le rapport de copolarisation ($\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$), les rapports de dépolarisation ($\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VH}^0$, $\sigma_{HV}^0 - \sigma_{HH}^0$) et la puissance totale de rétrodiffusion mesurée (P_T).

2.2.1 Rétrodiffusion radar de sols nus

Des études portant sur des champs nus comme cible ont permis d'identifier la contribution de la rugosité et de l'humidité du sol au signal radar. La comparaison entre les canaux linéaires de rétrodiffusion a permis d'établir que la contribution de la rugosité diminue en augmentant l'angle d'incidence pour tous les canaux (HH, VV et HV) (Baghdadi *et al.* 2006; Sokol *et al.* 2004; Dobson & Ulaby 1998). Selon les configurations du capteur RADARSAT-2 de la présente campagne, soit des angles d'incidence entre 20° et 30°, σ_{VV}^0 est légèrement supérieur à σ_{HH}^0 , tandis que σ_{VH}^0 est beaucoup plus faible. Le labour des champs crée une périodicité dans la géométrie du sol. L'effet de la rugosité varie donc en fonction de l'angle de mesure et donc la direction azimutale du capteur. La rétrodiffusion est également fortement sensible à l'humidité du sol (Merzouki *et al.* 2011; Baghdadi *et al.* 2005; Ulaby *et al.* 1979). Cette sensibilité est notamment affectée par la texture du sol (Dobson & Ulaby 1998).

Le rapport de copolarisation $\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$ est sensible aux faibles rugosités du sol et à l'humidité du sol. Le rapport de polarisation croisée $\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VH}^0$ est également sensible à la rugosité, mais faiblement sensible à l'humidité du sol (Adams *et al.* 2013; Sokol *et al.* 2004; Oh *et al.* 1992).

2.2.2 Modélisation de la rétrodiffusion linéaire de sols nus

Différents modèles semi-empiriques, dont les modèles de *Integral Equation Model (IEM)* (Fung *et al.* 1992) et de Dubois *et al.* (1995) permettent la modélisation de la rétrodiffusion et l'estimation des conditions du sol pour des champs nus. Le modèle semi-empirique de Oh (Oh 2004; Oh *et al.* 1992)

s'appuie sur la modélisation des rapports de copolarisation p et de polarisations croisées q à partir de l'humidité volumique de surface m_v , et les paramètres de rugosité du sol (la hauteur rms s , la longueur de corrélation l), l'angle d'incidence θ et le nombre d'ondes k . La version la plus récente du modèle (Oh *et al.* 2002) est donnée par les équations 2 à 4. Les rétrodiffusions en polarisation HH et VV s'obtiennent par des relations simples des valeurs obtenues avec ces trois équations.

$$p = \frac{\sigma_{HH}^0}{\sigma_{VV}^0} = 1 - \left(\frac{\theta}{90^\circ}\right)^{0.35mv^{-0.65}} \exp[-0.4(ks)^{1.4}] \quad (2)$$

$$q = \frac{\sigma_{HV}^0}{\sigma_{VH}^0} = 0.1 \left(\frac{s}{l} + \sin 1.3\theta\right)^{1.2} \{1 - \exp[-0.9(ks)^{0.8}]\} \quad (3)$$

$$\sigma_{HV}^0 = 0.11mv^{0.7}(\cos\theta)^{2.2}[1 - \exp(-0.32(ks)^{1.8})] \quad (4)$$

Dans le cas où la longueur de corrélation mesurée est inexacte ou bien que le rapport q ne soit pas sensible au rapport des paramètres de rugosité (s/l), la longueur de corrélation peut être négligée en utilisant l'équation 5 (Oh 2004).

$$q = 0.095(0.13 + \sin 1.5\theta)^{1.4}\{1 - \exp[-1.3(ks)^{0.9}]\} \quad (5)$$

Cette simplification est valide pour $ks < 3.5$ et $m_v > [-6.286/\ln(\theta/90)]^{-1.538}$ (e.g., $m_v > 0.068 \text{ m}^3/\text{m}^3$ pour 30°).

Cette modélisation semi-empirique est avantageuse par rapport aux autres, car elle est valide pour une plus grande étendue de rugosités (Oh *et al.* 2002) et peut être utilisée dans le cadre d'une inversion sous couvert végétal (Gherboudj *et al.* 2011). L'utilisation de ce modèle a permis d'inverser l'humidité du sol pour certaines conditions (Merzouki *et al.* 2010; Baghdadi & Zribi 2006).

2.2.3 Rétrodiffusion radar de sols couverts de végétation

Des campagnes utilisant des capteurs radar au sol, aéroportés ou satellitaires ont permis d'établir la sensibilité du signal radar aux cibles agricoles sous couvert végétal (Della Vecchia *et al.* 2008; Baghdadi *et al.* 2004; Ulaby *et al.* 1982). Il a notamment été conclu que des fréquences inférieures à 6 GHz et des angles d'incidences faibles ($<30^\circ$) devaient être utilisées pour minimiser les

contributions de la végétation et limiter l'atténuation du signal causé par celle-ci (Ulaby *et al.* 1982). L'étude de la transmission du signal à travers la végétation a permis d'établir que les processus d'atténuation du signal et de diffusion de volume sont liées aux propriétés biophysiques de la végétation, soit le type de culture, le contenu en eau de la végétation et la structure de la plante. Notamment, la rétrodiffusion en polarisation verticale est particulièrement sensible aux plantes de structure verticales (maïs et blé) (McNairn *et al.* 2002). Les interactions multiples entre le sol et la végétation ont pour effet l'augmentation de la sensibilité à l'humidité du sol (Dobson & Ulaby 1998). Lorsque l'humidité du sol est élevée, il est difficile de distinguer des effets de la végétation puisqu'elle sature le signal radar (Dobson & Ulaby 1998).

En bande C sous couvert végétal, le rapport $\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VV}^0$ est sensible à la rugosité du sol et faiblement sensible à l'humidité du sol (Della Vecchia *et al.* 2008; Gherboudj *et al.* 2011). Les rapports $\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VV}^0$ et $\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$ sont tous deux sensibles aux variations de biomasses et de hauteur de culture des plantes (Della Vecchia *et al.* 2008; Gherboudj *et al.* 2011).

2.2.4 Modélisation de la rétrodiffusion linéaire de sols couverts de végétation

Différentes études ont inversé les conditions du sol ou les caractéristiques de la végétation en zone agricole par l'utilisation de modèles empiriques basés sur des relations bivariées linéaires ou exponentielles entre un signal de rétrodiffusion et la variable étudiée (Baghdadi *et al.* 2009; De Roo *et al.* 2001). Ces modèles, bien que simples, sont limités aux conditions des données utilisées pour les calibrer.

Un modèle semi-empirique permettant d'inverser l'humidité du sol à partir des intensités de rétrodiffusions σ_{VV}^0 , σ_{HH}^0 et σ_{VH}^0 et de la connaissance a priori de la hauteur s de la rugosité, du contenu en eau de la végétation VWC et de la hauteur de culture h a été développé par Gherboudj *et al.*, (2011). Le modèle de la rétrodiffusion (m^2/m^2) se base sur une solution d'un modèle de transfert radiatif du premier ordre et le modèle *water-cloud* (Ulaby *et al.* 1978). Sa formulation générale est donnée par l'équation 6, où σ_s^0 est la contribution du sol, T_{rt}^2 est la transmissivité bidirectionnelle de la végétation pour une polarisation linéaire donnée, σ_{vol}^0 est la contribution la végétation et $\sigma_{rt,tot}^0$ est l'amplitude de rétrodiffusion totale en polarisation linéaire (h ou v) r émise et t reçue.

$$\sigma_{rt,tot}^0 = \sigma_{vol}^0 + T^2 \sigma_s^0 = \frac{\sigma_{rt1}^0 \cos \theta}{2\kappa_{ert}} (1 - T_{rt}^2) + T_{rt}^2 \sigma_{rts}^0 \quad (6)$$

Où σ_{rt1}^0 représente la section efficace de diffusion de la végétation par unité de volume (m^2/m^3), σ_{rts}^0 représente l'amplitude de rétrodiffusion de la surface du sol, donné par le modèle semi-empirique défini par les équations 1 à 3. La transmissivité bidirectionnelle T_{rt}^2 de la végétation peut être exprimée par l'équation 7 (Kirdiashev, K.P., Chukhlantsev & Shutko 1979). De plus, le coefficient d'extinction κ_{epq} de la végétation en polarisation r et t peut être obtenu à partir des relations empiriques de l'équation 8 (Jackson & O'Neill 1990).

$$T_{rt}^2 = e^{-2\tau_{rt} \sec \theta} \quad (7)$$

$$\tau_{rt} = \kappa_{ert} h = bVWC \quad (8)$$

Où τ_{rt} représente la profondeur optique et b est un coefficient empirique dépendant des propriétés de la végétation et des propriétés du capteur. En posant le coefficient $A = \sigma_{rt1}^0$, et en intégrant les équations 7 et 8, on peut réécrire l'équation 6 de la façon suivante :

$$\sigma_{rt,tot}^0 = \frac{A \cos \theta}{2bVWC} h [1 - \exp(-2bVWC \sec \theta)] + \sigma_{rts}^0 \exp(-2bVWC \sec \theta) \quad (9)$$

Où VWC représente le contenu en eau de la végétation, h représente la hauteur de culture et θ est l'angle d'incidence. Les coefficients de calibration A et b représentent respectivement la surface efficace de rétrodiffusion par volume (m^2/m^3) et le coefficient linéaire liant la profondeur optique du signal au contenu en eau de la végétation.

Ce modèle possède l'avantage d'être applicable pour tous les types de cultures et RSO, à condition d'être correctement calibré (Gherboudj *et al.* 2011). Il reste toutefois très limité puisqu'il nécessite une connaissance a priori des conditions du sol. De plus, l'effet des phénomènes dynamiques tels que

la croissance des cultures n'a pas été étudié sur les coefficients de calibration A et b et sur la validité du modèle.

2.3 Signal radar cohérent et polarimétrie

La description de la polarimétrie complète du signal diffusé par un diffuseur ponctuel se fait par l'utilisation de la matrice de Sinclair, donnée par l'équation 10, où S_{rt} est une valeur complexe représentant le signal radar pour la polarisation incidente t et reçue r (Lee & Pottier 2008a). En polarisation linéaire, les polarisations incidentes et reçues sont horizontale H ou verticale V par rapport à la surface terrestre.

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Le signal radar au-dessus d'une cible peut également être représenté vectoriellement par l'utilisation des vecteurs 3-D de cible $\underline{\mathbf{k}}$ ou $\underline{\mathbf{\Omega}}$ défini par les équations 11 et 12.

$$\underline{\mathbf{k}} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} S_{HH} - S_{VV} \quad 2S_{HV}]^T \quad (11)$$

$$\underline{\mathbf{\Omega}} = [S_{HH} \sqrt{2} S_{HV} S_{VV}]^T \quad (12)$$

Ces vecteurs sont définis tel que la puissance totale du signal rétrodiffusé peut être communément obtenue par l'équation 13.

$$\text{Span}(S) = |\underline{\mathbf{k}}|^2 = |\underline{\mathbf{\Omega}}|^2 \quad (13)$$

Des relations statistiques de second ordre des canaux de polarisation sont obtenues par le calcul des matrices de cohérence $[T_3]$ et de covariance $[C_3]$ d'une cible. Ces matrices sont données respectivement par les équations 14 et 15.

$$[T_3] = \langle \underline{\mathbf{k}} \cdot \underline{\mathbf{k}}^{*T} \rangle$$

$$[T_3] = 1/2 \begin{bmatrix} \langle |S_{HH} + S_{VV}|^2 \rangle & \langle (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & 2\langle (S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \rangle \\ \langle (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & \langle |S_{HH} - S_{VV}|^2 \rangle & 2\langle (S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \rangle \\ 2\langle S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & 2\langle S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & 4\langle |S_{HV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$[C_3] = \langle \underline{\Omega} \cdot \underline{\Omega}^{*T} \rangle = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{HH}^* \rangle & \langle |S_{HV}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (15)$$

Où l'opérateur * réfère au conjugué de la valeur complexe et l'opérateur $\langle \dots \rangle$ réfère à la valeur moyenne sur la surface de la cible.

Les coefficients de rétrodiffusion en polarisation HH , HV et VV correspondent aux éléments de la diagonale de la matrice de covariance.

Les composantes de ces matrices permettent de décrire les fluctuations de la polarimétrie dans le temps ou dans l'espace pour une cible (Lee & Pottier 2008a), et sont utiles pour le calcul des différentes variables polarimétriques décrites dans les sections ci-dessous.

2.3.1 Variables radars cohérentes

Strictement parlant, les opérations en radar sont dites cohérentes lorsque l'information de phase des diffuseurs intervient (exemple formation du bruit de chatoïement). Cependant, dès qu'une information de puissance est manipulée, l'information de phase des diffuseurs est perdue. Cette dernière ne doit pas être confondue avec les différences de phase entre les composantes polarimétriques, qui restent toujours présentes. Ainsi, les opérations basées sur les matrices de covariance ou de cohérence sont des opérations incohérentes. Néanmoins, dans cette étude, afin de faire la distinction avec les variables issues des RSO à polarisation simple ou multiple (Section 2.2), nous désignons par variables radars cohérentes, les différentes variables dérivées des matrices de cohérence et de covariance. Ces variables polarimétriques cohérentes permettent d'utiliser l'information de phase pour décrire une cible ou son comportement (Raney 1998). Une synthèse de la signification et des sensibilités de ces variables est présentée au tableau 1.

Tableau 1 Synthèse des variables polarimétriques, leur signification et leur sensibilité

Différence de phase copolarisée, $\phi_{HH/VV}$
<p><u>Signification et utilité</u> : Exprime le déphasage entre les signaux HH et VV.</p> <p><u>Sensibilité zone agricole</u> :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Valeur de 0 pour surface nue lisse (Evans <i>et al.</i> 1988). • Valeur forte (~180,-180) typique des cibles dominées par des mécanismes d'interaction (McNairn <i>et al.</i> 2002). • Valeur moyenne pour un champ, corrélée à la rugosité de surface à angle d'incidence élevé (>40°) (McNairn <i>et al.</i> 2002).
Coefficient de corrélation des canaux copolarisés, ρ_{HH-VV}
<p><u>Signification et utilité</u> : Établir le niveau de dépendance linéaire entre les canaux cohérents copolarisés.</p> <p><u>Sensibilité zone agricole</u> :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Corrélation positive avec rugosité (Mattia <i>et al.</i> 1997). • Aucune sensibilité à l'humidité du sol (Mattia <i>et al.</i> 1997). • Fortement sensible à la hauteur de culture pour des cultures verticales (Gherboudj <i>et al.</i> 2011). • Fortement sensible à l'indice de végétation LAI (Jiao <i>et al.</i> 2011).
Hauteur de socle
<p><u>Signification et utilité</u> : Représente une quantité de puissance dépolarisée dans le signal rétrodiffusé. Une forte valeur indique des mécanismes de rétrodiffusion multiple et de volume. De faibles valeurs indiquent des contributions de surface (Boerner <i>et al.</i> 1998).</p> <p><u>Sensibilité zone agricole</u> :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Corrélation positive (qualitative ou quantitative) à la rugosité de surface (McNairn <i>et al.</i> 2002) • Sensibilité à la densité de végétation (Evans <i>et al.</i> 1988).

2.3.2 Décomposition de Cloude-Pottier

La décomposition de Cloude-Pottier (Cloude & Pottier 1997) a pour objectif la classification non supervisée des pixels d'une image de radar cohérent et exprime les relations entre les mécanismes de diffusion dominants d'une cible. Cette méthode décrit la diffusion de la cible à l'aide des paramètres d'entropie (H), d'anisotropie (A) et de l'angle alpha (α) obtenus à partir des vecteurs et valeurs propres de la matrice de cohérence $[T_3]$ de la cible (Équation 14).

L'entropie H exprime la pureté du mécanisme de diffusion dominant (de 0 à 1) et est théoriquement relié aux effets de dépolarisation d'une cible. Une forte valeur d'entropie indique la présence de mécanismes de diffusion aléatoire par la cible. L'angle α ($0-90^\circ$) permet de discriminer le mécanisme de diffusion. Une valeur faible est typique de diffusion de surface, une valeur moyenne exprime la présence de diffusion multiple de volume alors qu'une valeur élevée indique la présence de diffusion par terme d'interaction. Finalement, l'anisotropie A exprime l'homogénéité spatiale et structurelle d'une cible. Puisqu'elle exprime la différence entre les second et troisième mécanismes dominants, elle est utile pour la description des mécanismes de diffusion pour des cibles à entropie élevée ($H \geq 0.7$). Une importante valeur (près de 1) indique la dominance du second mécanisme de diffusion tandis qu'une valeur près de 0 indique une contribution importante du troisième mécanisme de diffusion (Lee & Pottier 2008b).

Les mécanismes de diffusion peuvent être décrits pour un pixel par les valeurs extraites de la décomposition grâce au plan H - α , présenté à la figure 1 (Cloude & Pottier 1997).

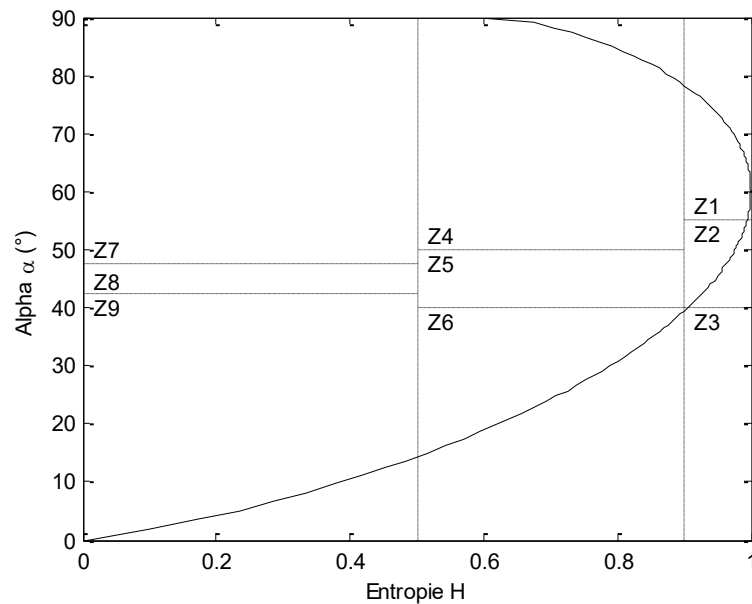


Figure 1 Plan H - α permettant la classification des pixels à partir d'une décomposition de Cloude-Pottier. Les zones 1 à 9 (Z1 à Z9) sont décrites dans le texte.

Les pixels d'une cible sont tracés dans ce plan et sont classifiés par type de diffusion selon la zone où ils se situent soient, une diffusion de surface à basse entropie (zone 9), une diffusion de dipôle à basse entropie (zone 8), une diffusion par interaction à basse entropie (zone 7), une diffusion de surface à entropie moyenne (zone 6), une diffusion de végétation à entropie moyenne (zone 5), une diffusion multiple à entropie moyenne (zone 4), une diffusion de surface forte entropie qui est impossible (zone 3), une diffusion de végétation à forte entropie (zone 2) et une diffusion multiple à forte entropie (zone 1). La zone 3 et l'ensemble du plan situés à l'extérieur de la courbe tracée à la figure 1 sont impossibles. Les pixels d'une image radar ne peuvent s'y situer.

Ces paramètres ont été utilisés pour l'estimation de l'humidité du sol en milieu agricole sous couvert végétal avec une erreur quadratique moyenne (RMSD) de 6-8 % (Hajnsek & Jagdhuber 2009; Kim & van Zyl 2009; Jagdhuber *et al.* 2013).

2.3.3 Décomposition de Freeman-Durden

La décomposition en trois composantes de Freeman-Durden permet de déterminer les contributions des mécanismes de diffusions des cibles. Chaque contribution est représentée par un modèle qui est calibré à partir de la matrice de covariance d'une cible (Freeman & Durden 1998). Une variante de cette décomposition est basée sur la calibration des modèles à partir de la matrice de cohérence (Hajnsek *et al.* 2003; Hajnsek & Jagdhuber 2009). Les puissances de diffusion de la surface P_s , du terme d'interaction P_d et du volume P_v correspondent à la trace des matrices de cohérence ou de covariance pour chaque contribution.

Dans sa première itération, le terme du sol est modélisé par le modèle simple de Bragg (Fung 1994) qui est basé simplement sur des réflectivités de Fresnel d'un sol lisse et l'humidité du sol. Le terme d'interaction a été modélisé (Cloude & Pottier 1996) en supposant une double réflexion de Fresnel entre des surfaces lisses. Ces deux modèles simples ne tiennent pas compte de la dépolarisation du signal et ignorent donc la contribution de la rugosité. Finalement, le terme de volume relié à la végétation est modélisé comme un nuage de dipôles aléatoirement orientés (Freeman & Durden 1998).

L'humidité du sol peut être inversée à partir des termes de surface ou d'interaction issus de la décomposition, à condition que le terme utilisé soit dominant pour la cible. Ainsi, par cette méthode, l'humidité ne peut pas être inversée pour les champs dominés par une rétrodiffusion de volume. La méthode complète et les conditions reliées à l'inversion basée sur une décomposition cohérente sont détaillées par Hajnsek *et al.* (2009).S

3 CADRE EXPÉRIMENTALE

3.1 Site d'étude

La campagne *SMAP Validation Experiment 2012* (SMAPVEX12) a été menée entre le 07 juin (jour julien 159) et le 19 juillet 2012 (jour julien 201) (McNairn *et al.*, 2015). Le site d'étude se situe dans le bassin versant de la rivière Rouge et est centré autour du village de Elm Creek ($98^{\circ} 0'23''$ W, $49^{\circ} 40'48''$ N), près de Winnipeg. Le site d'étude, présenté à la figure 2, est composé principalement de terres agricoles et de quelques zones forestières. Il couvre une superficie approximative de 15 km par 70 km à l'intérieur du bassin versant de la rivière Rouge, près de Winnipeg. Les données ont été collectées sur 55 champs couverts de différents types de cultures, dont du blé, du blé d'hiver, du maïs, du soja, des fèves, de l'orge, du canola et du pâturage. Les textures des champs agricoles sont composées de différentes proportions de sable, de limon et d'argile. Ainsi, les textures des champs varient grandement de l'argile lourde au sol sablonneux. Cette étude n'utilise que les mesures prises en zone agricole entre le 11 juin et le 18 juillet 2012 puisqu'au-delà de ces dates, les caractéristiques de la végétation n'ont pas été mesurées.

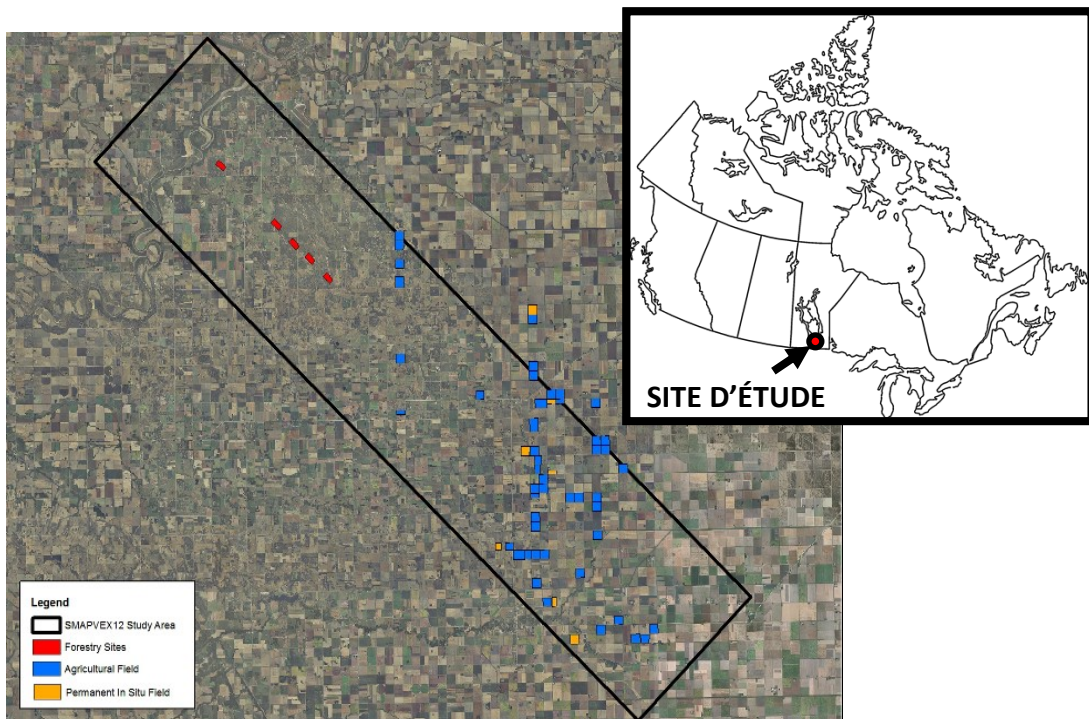


Figure 2 Situation géographique du site d'étude de SMAPVEX12

3.2 Données du projet

3.2.1 Images RADARSAT-2

Parallèlement à la campagne terrain, des images de micro-ondes actives en bande C (5.405 GHz) ont été prises par le satellite RADARSAT-2 entre le 5 juin et le 13 juillet 2012. Neuf images en mode fin et polarisation quadruple sont disponibles. Le calendrier d'acquisition et les caractéristiques des images sont présentés au Tableau 2.

Tableau 2 Date d'acquisition et paramètres des images RADARSAT-2 polarimétriques pour la campagne SMAPVEX12

Date (mm/jj)	Jour annuel (DOY)	Heure locale	Mode de faisceau RS2	Angle d'incidence (°)
06/05	157	12:58 PM	FQW3	20–23.6
06/12	164	12 :53 AM	FQ8W	26.1–29.4
06/13	165	12 :16 AM	FQ10W	28.4–31.6
06/20	172	12 :12 AM	FQ6W	23.7–27.2
06/27	179	12 :08 AM	FQ2W	19–22.7
06/29	181	12:57 PM	FQ3W	20–23.6
07/06	188	12:53 AM	FQ8W	26.1–29.4
07/07	189	12:16 AM	FQ10W	28.4–31.6
07/14	196	12:12 AM	FQ6W	23.7–27.2

À ces dates, plusieurs images sont obtenues à quelques secondes d'intervalles afin de couvrir tout le site d'étude. La seconde image acquise le 29 juin n'est pas utilisée puisqu'elle présente des données aberrantes pour plusieurs champs, les moyennes de coefficient de rétrodiffusion étant situées largement à l'écart de la dispersion des mesures de la population, soit jusqu'à un écart de 5 dB en polarisation VV.

3.2.2 Données terrain

Les caractéristiques agricoles, présentées au Tableau 3, mesurées lors de la campagne sont utilisées pour l'étude. Le détail de la campagne terrain et des méthodes d'acquisition est documenté (McNairn *et al.* 2015). Les mesures utilisées sont issues de la base de données disponible sur le site de SMAPVEX12 depuis le 10 juin 2013¹.

Tableau 3 Caractéristiques agricoles mesurées lors de la campagne SMAPVEX12 et étudiées ici

Conditions du sol		Conditions de la végétation	
m_v	Humidité du sol (m^3/m^3)	LAI	Indice de surface de feuille
s	Rugosité, hauteur rms (cm)	VB	Biomasse (kg/m^2)
l	Rugosité, longueur de corrélation (cm)	h	Hauteur moyenne de culture (cm)
		VWC	Contenu en eau de la végétation (kg/m^2)

3.2.2.1 Caractéristiques du sol

Les valeurs d'humidité du sol m_v utilisées pour les analyses de l'étude sont données par la moyenne de trois mesures prises sur 16 points d'acquisitions répartis sur deux transects pour chaque champ et chaque date d'acquisition. Chaque mesure a été prise à l'intérieur de 6 cm de profondeur à l'aide de sondes portatives Theta et Hydra. Les valeurs d'humidité volumétrique du sol (% vol.) mesurées par ces sondes ont été calibrées à partir de l'humidité du sol gravimétrique déterminée à partir de plusieurs échantillons de sol.

Agriculture et agroalimentaire Canada (AGR/AAFC) opère un réseau permanent de stations météorologiques alors que des réseaux temporaires de stations ont été mis en place par l'organisme provincial *Manitoba Agriculture, Food and Rural Development* (MAFRD) et par le *United States Department of Agriculture* (USDA). Ainsi, 48 stations réparties sur les champs étudiés ont mesuré l'humidité de surface du sol ainsi que les précipitations à la fréquence d'une mesure par heure. Les

¹ Données disponibles en ligne : <https://smapvex12.espaceweb.usherbrooke.ca/>

données d'humidité du sol issues de ces stations ne sont utilisées que pour étudier leur tendance temporelle continue. En effet, les stations fournissent des mesures ponctuelles qui ne rendent pas compte de la variabilité spatiale de m_v dans le champ, comme le permettent les mesures prises manuellement avec les sondes.

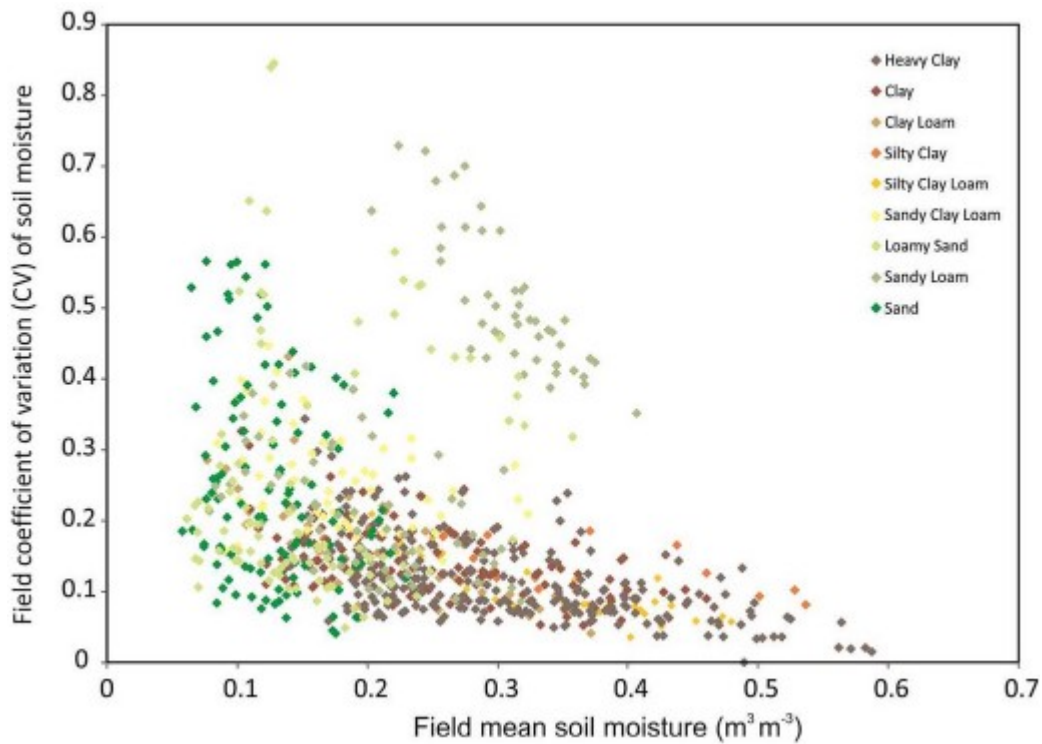


Figure 3 Coefficient de variation de l'humidité du sol à l'échelle d'un champ en fonction de l'humidité du sol. Les classes de textures sont identifiées par couleur (McNairn *et al.*, 2015)

Des analyses préliminaires tirées de McNairn *et al.* (2015) illustrées à la figure 3 ont montré que le niveau d'humidité du sol ainsi que sa variabilité à l'intérieur d'un champ dépendent grandement de la texture du sol. Ainsi, les champs de sable se drainent mieux et possèdent des niveaux de m_v plus bas, mais avec une forte variabilité. Les champs à plus faible proportion de sable possèdent des niveaux plus élevés d'humidité du sol.

La figure 4 montre la comparaison des données d'humidité du sol m_v moyenne pour les champs de blé, ainsi que la moyenne des précipitations cumulées sur 6 heures. La moyenne de m_v est calculée pour chaque heure sur l'ensemble des mesures prélevées par les stations automatiques situées sur le

site d'étude. L'humidité du sol m_v est particulièrement importante en début de la campagne alors que plusieurs épisodes de pluie se produisent. L'importante variabilité de m_v lors de cette période est due aux différents régimes d'écoulement et d'infiltration d'eau de pluie causés par les différentes textures des sols agricoles. Après le jour 172, on constate un assèchement constant des champs entre les jours 188 et 196. Les précipitations en fin de campagne augmentent la variabilité de m_v sur l'ensemble des champs de blé.

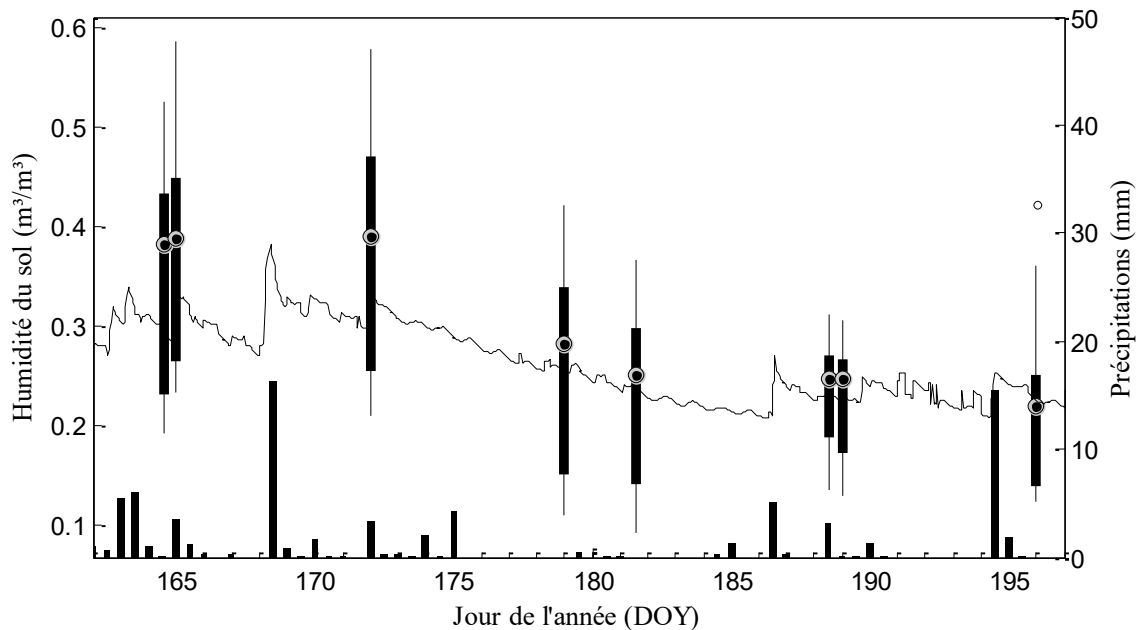


Figure 4 Pour les champs de blé, diagramme à moustache montrant la distribution de m_v mesuré par les sondes portatives, profil temporel de valeurs moyennées de m_v mesurés par les stations automatiques et diagramme à bande montrant les précipitations de pluie moyenne accumulée aux 6 h par les stations météorologiques au-dessus des champs de blé

Les données de rugosité, soit la hauteur rms s et la longueur de corrélation l ont été mesurées dans avec un profilomètre à aiguilles installé dans la direction de visée de RADARSAT-2. Pour chaque champ, ces données sont extraites de profils de 3 m de longueur mesuré à deux points d'acquisition une fois en début de campagne. Elles sont par la suite moyennées.

Les statistiques générales des caractéristiques du sol mesurées lors de la campagne sont présentées aux Tableaux 4.

Tableau 4 Statistiques générales des mesures des caractéristiques du sol

Caractéristiques	Moyenne	Écart-type	Min.	Max.
m_v (m^3/m^3)	0,250	0,115	0,059	0,685
s (cm)	0,995	0,302	0,310	1,610
l (cm)	11,292	4,111	4,5	25,5

3.2.2.2 Caractéristiques de la végétation

Les diagrammes à moustache des caractéristiques de la végétation suivie lors de la campagne sont montrés à la figure 5 pour chaque jour d'acquisition et pour l'ensemble des champs de blé. Une régression polynomiale de degré 4 y est également représentée pour chaque caractéristique afin de montrer leur évolution générale sur la croissance des plants. Nous montrons quelques photos de l'évolution des plants de blé au cours de la saison (figure 6).

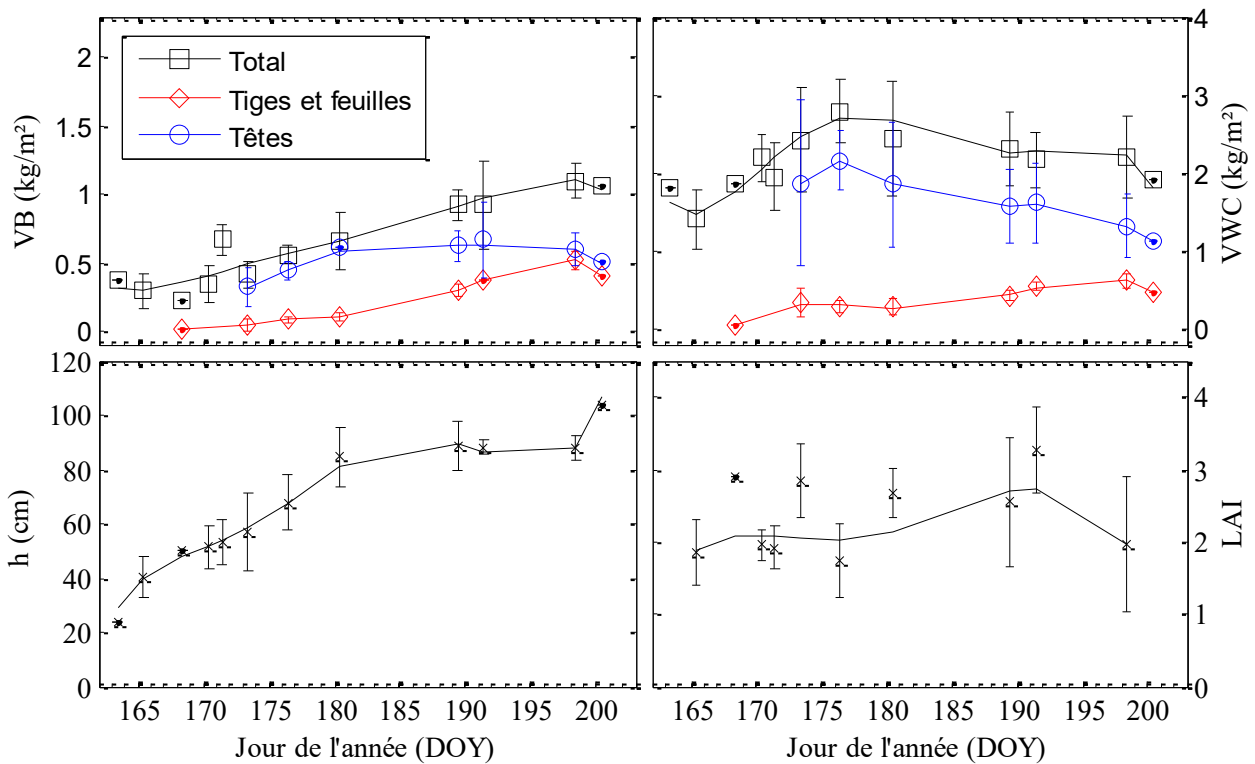


Figure 5 Diagrammes à barres d'erreur et régression polynomiale d'ordre 4 des caractéristiques de la végétation pour les champs de blé en fonction du temps.

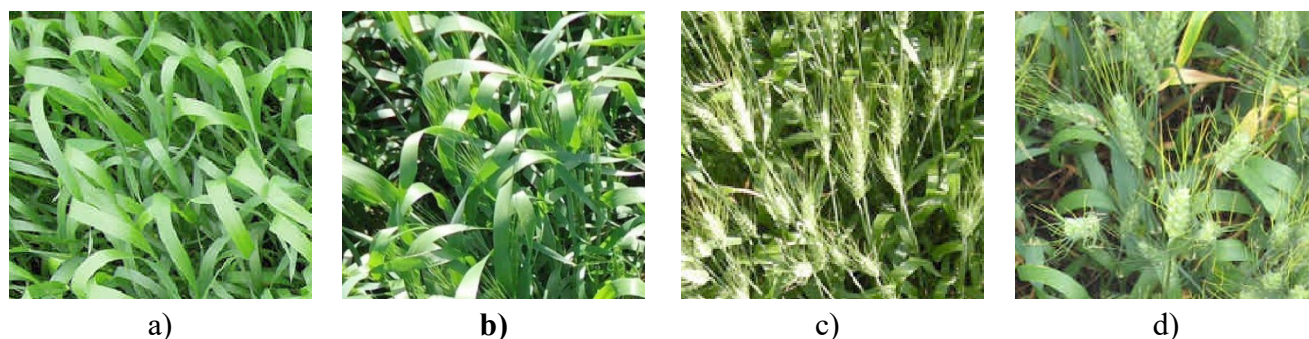


Figure 6 Photos des plants de blés en a) élongation de la tige au jour 170 (18 juin 2012), b) apparition de l'épi dans la gaine et fin de l'élongation de la tige au jour 176 (24 juin), c) épiaison au jour 189 (7 juillet 2012) et d) mûrissement au jour 198 (16 juillet)

Les caractéristiques statiques de la végétation, soient la densité des plants, l'espacement des rangs et la direction des rangs, ont été mesurées une fois avant le début de la campagne, pour chaque champ. Les caractéristiques dynamiques de la végétation, soient l'indice LAI , la biomasse sèche VB (kg/m^2), le contenu en eau de la végétation VWC (kg/m^2) et la hauteur de culture h (cm), ont été mesurées sur tous les champs lors des jours ne correspondant pas à la collecte de mesures d'humidité du sol. Ces mesures ont été prises sur 3 des 16 points d'acquisitions utilisés pour la mesure de l'humidité du sol.

Les courbes des caractéristiques VWC , h , LAI , VB de la végétation ainsi que les photos des plants prises périodiquement et montrées à la figure 6 permettent d'identifier les différents stades de croissance du blé. La campagne de mesure a débuté au courant du stade de l'élongation de la tige qui se termine entre les jours 176 et 180 selon les champs. Lors de cette phase, la biomasse sèche ainsi que le contenu en eau croissent principalement dans la tige et les feuilles. À la fin de ce stade, la biomasse sèche de la tige et des feuilles demeure à peu près stable pour le reste de la campagne, alors que leur contenu en eau est en diminution. La présence de barbes visibles au jour 176 témoigne du début du stade d'épiaison pour ce champ. À partir de ce moment, jusqu'à peu après le jour 180, la faible augmentation de h est due à la croissance de la tête. À ce moment, l'épiaison se termine et l'augmentation de VB est attribuable au stade du développement des grains. Au même moment, VWC augmente dans les têtes alors qu'elle diminue dans le reste de la plante. En fin de campagne, l'ensemble des parties des plants s'assèche alors que les grains atteignent leur maturité.

Les premières analyses, abordées à la section 4.1, montrent que la sensibilité du signal radar change en fonction du stade de croissance de la végétation. Ainsi, pour les analyses de la présente étude, on définit deux périodes, soient la période SI entre le début de la campagne (jour 157) et le début du

développement des grains (jour 180), la période *S2* qui débute après (jour 180) et se termine à la fin de la campagne (jour 201). On note *S0* la période qui couvre l'ensemble de la campagne entre les jours (157 et 201) et qui regroupe les périodes *S1* et *S2*.

Les statistiques générales des caractéristiques de la végétation mesurées lors de la campagne sont présentées aux Tableaux 5 pour les différentes cultures

La matrice des corrélations entre toutes les variables terrains est présenté au tableau 19 de l'annexe A et permet d'observer les liens statistiques qui existent entre elles.

Tableau 5 Statistiques générales des mesures de la végétation pour chaque culture étudiée pour la présente étude (blé, canola, soja et maïs)

Culture	N. champs	N obs.	Caractéristiques	Moyenne	Écart-type	Min.	Max.
Blé	13	88	<i>LAI</i>	2,232	0,672	0,960	4,247
			<i>VB (kg/m²)</i>	0,696	0,272	0,105	1,241
			<i>h (cm)</i>	72,18	19,52	29,70	106,25
			<i>VWC (kg/m²)</i>	2,136	0,640	0,331	3,256
Canola	7	50	<i>LAI</i>	1,876	0,888	0,145	3,589
			<i>VB (kg/m²)</i>	0,558	0,498	0,015	1,765
			<i>h (cm)</i>	74,53	43,18	4,97	137,92
			<i>VWC (kg/m²)</i>	3,557	3,056	0,115	13,743
Soja	19	132	<i>LAI</i>	0,412	0,362	0,023	1,525
			<i>VB (kg/m²)</i>	0,044	0,047	0,002	0,254
			<i>h (cm)</i>	20,84	12,78	5,58	61,04
			<i>VWC (kg/m²)</i>	0,196	0,192	0,013	0,916
Maïs	10	64	<i>LAI</i>	0,618	0,548	0,080	2,180
			<i>VB (kg/m²)</i>	0,195	0,232	0,012	1,115
			<i>h (cm)</i>	71,29	45,41	12,73	199,60
			<i>VWC (kg/m²)</i>	0,957	0,913	0,041	2,978

3.2.2.3 Interpolation temporelle des données terrains

Afin de pouvoir comparer les mesures satellitaires et les caractéristiques agricoles, ces dernières doivent être prises lors de la même journée. Spécifiquement, l'analyse des profils continus de m_v pour la présente campagne montre que l'erreur associée à un délai d'acquisition de 24 h est de $0.010 m^3/m^3$, ce qui constitue une erreur acceptable. Toutefois, pour plusieurs jours de passage de RADARSAT-2 au-dessus du site d'étude, la mesure de m_v est prise avec un délai de plus de 24 h sur certains champs. En effet, 67 mesures journalières de m_v sur champs de blé présentent ces trop grands délais, contre 117 acquisitions au total. La figure 7 illustre ces délais pour chaque jour d'acquisition.

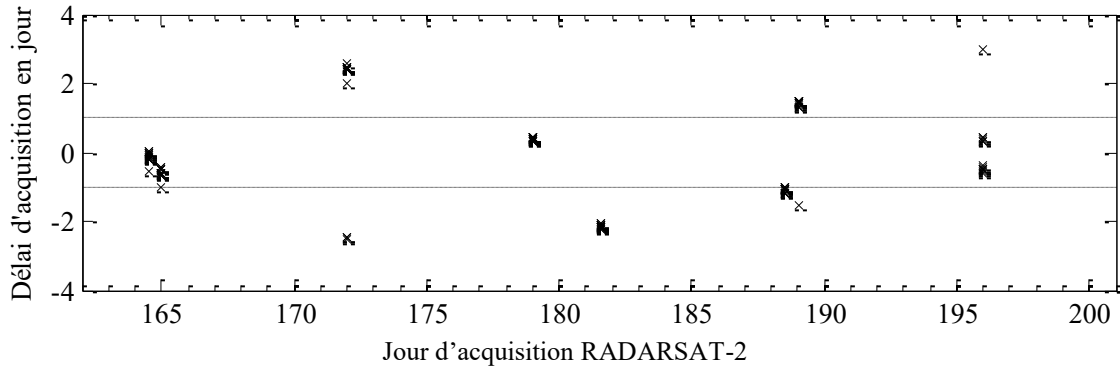


Figure 7 Délai d'acquisition entre le passage de RADARSAT-2 et la mesure de m_v à l'aide des sondes portatives.

Une méthode d'interpolation temporelle de l'humidité du sol est employée afin de pouvoir utiliser les données terrains acquises à plus de 1 jour du passage du satellite. Pour chaque champ, il existe une relation linéaire significative entre les mesures de m_v par sondes portatives et les mesures prises par une station automatique au même moment, tel que montré à la figure 8 pour un champ de blé. Les stations automatiques appartiennent à l'USDA et au Ministère, tel que décrit à la section 3.2.2.1.

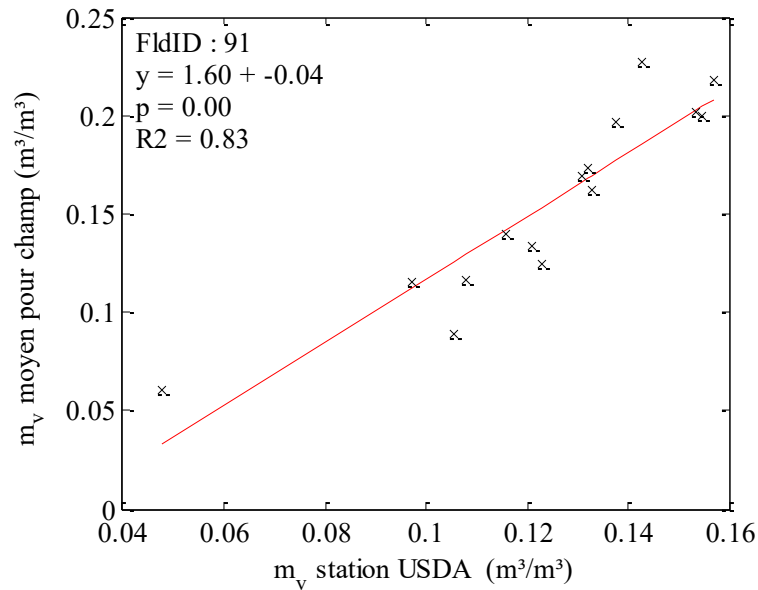


Figure 8 Relation linéaire entre les valeurs moyennes de m_v mesurées par sonde portative et les valeurs mesurées au même moment par la station automatique la plus près pour un champ de blé

Pour chaque champ, la méthode proposée détermine la station météorologique possédant une relation linéaire significative ($\text{valeur-}p \leq 0.01$) se trouvant la plus près. Cette relation est utilisée pour estimer la valeur de m_v moyenne pour le champ à partir des valeurs de m_v mesurées par station météorologique au moment du passage du satellite au-dessus du champ.

Le tableau 6 montre la synthèse de la relation entre les mesures d'humidité du sol ainsi que l'erreur quadratique moyenne (RMSD) liée à l'interpolation de m_v pour les champs de blé, où R correspond au coefficient de corrélation, R^2 est le coefficient de détermination et la valeur p indique la significativité de la relation.

Tableau 6 Statistiques des modèles linéaires d'interpolation de m_v pour chaque champ de blé. Une distance de 0 km indique que la station est située sur le champ.

ID champs	Station météorologique		R	Résultat interpolation		
	Réseau	Distance (km)		p	R^2	RMSD (m^3/m^3)
73-1	USDA	1,0	0,871	0,00	0,759	0,018
74-1	USDA	0,0	0,929	0,00	0,863	0,015
104	USDA	0,0	0,971	0,00	0,943	0,027
105	USDA	0,8	0,974	0,00	0,949	0,018
31	USDA	0,0	0,912	0,00	0,832	0,033
32	Sages	0,0	0,774	0,00	0,599	0,062
44	USDA	0,8	0,885	0,00	0,783	0,036
45	USDA	0,0	0,875	0,00	0,766	0,044
55	USDA	0,0	0,888	0,00	0,788	0,037
81	USDA	0,0	0,911	0,00	0,830	0,018
85	USDA	3,7	0,716	0,01	0,513	0,037
91	USDA	0,0	0,910	0,00	0,828	0,020

Pour les deux mesures de rugosité du sol, on considère qu'elles sont constantes pour un même champ à travers toute la durée de la campagne et elles ne nécessitent donc aucune interpolation. Les mesures de végétation dont le délai d'acquisition est inférieur à 1 jour sont utilisées sans interpolation pour les dates de mesures satellitaires. Autrement, puisque les caractéristiques végétales évoluent de façon continue dans le temps, les valeurs sont obtenues par interpolation linéaire sur le profil temporel.

3.2.3 Distributions statistiques des variables de terrain et polarimétriques

Les distributions statistiques des variables étudiées sont représentées par leur diagramme à moustache à la figure 9 et à la figure 10.

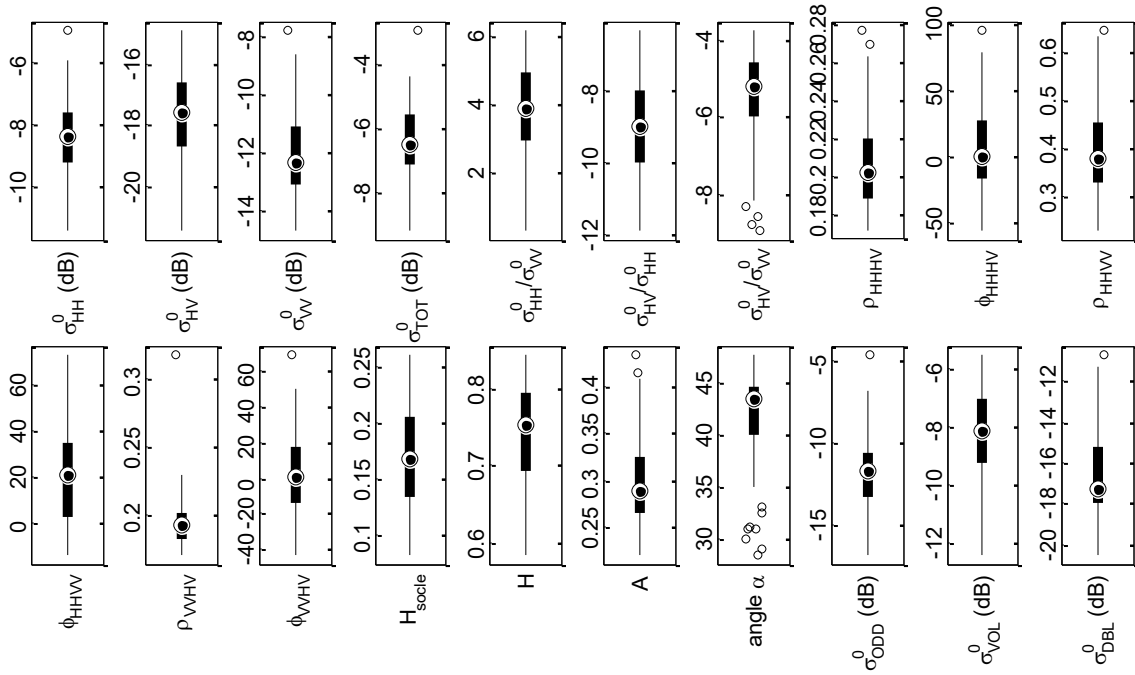


Figure 9 Diagrammes à moustaches des variables polarimétriques

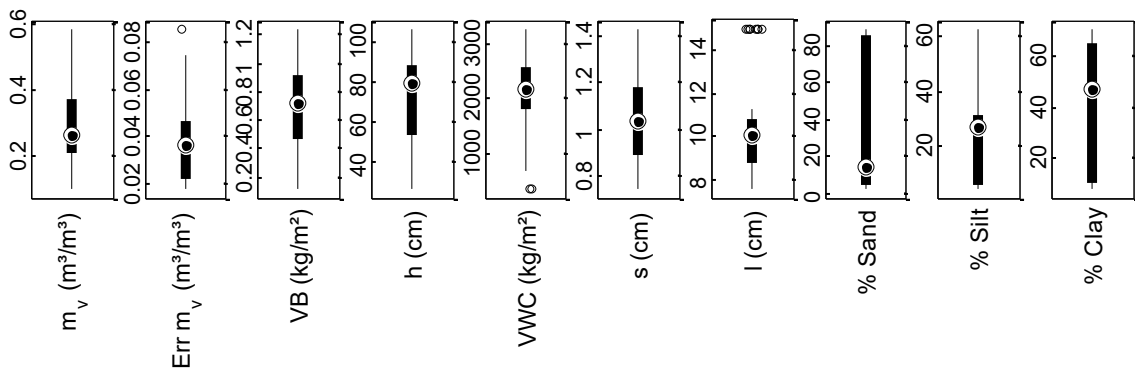


Figure 10 Diagrammes à moustaches des variables de terrain

Ces diagrammes permettent d'abord d'identifier si certaines variables possèdent une distribution asymétrique. De telles variables ne peuvent être linéairement corrélées avec une variable possédant une distribution normale et doivent donc subir une transformation. Ensuite, elles permettent d'identifier les valeurs éloignées qui affecteraient la qualité de la corrélation entre les variables de terrain et les variables polarimétriques. Une valeur est éloignée lorsqu'elle se situe à l'extérieur des moustaches, soit lorsqu'elle se situe à 1.5 fois l'écart interquartile ($q_3 - q_1$) au-dessus du troisième quartile q_3 ou en dessous du premier quartile q_1 .

Le tableau 21 à l'annexe A présente, pour chaque variable, les champs et les jours où des mesures éloignées sont observées. Les observations sont considérées comme éloignées lorsque qu'elles se situent au-delà d'une distance 1,5 fois l'écart interquartile, respectivement au-dessous et au-dessus des quartiles q_1 et q_3 . Ces observations sont omises lors des analyses pour la présente étude.

3.2.4 Données auxiliaires

Le produit géospatial CanVec de la base de données geogratix est utilisé pour effectuer et valider la correction géométrique des images radars. Les canaux des routes (TR-176), des régions hydriques (HD-148) et des boisés (VE-124) du fichier vectoriel sont utilisés. Ce produit est géoréférencé avec une précision planimétrique de 10 m (Ressources Naturelles Canada 2010).

Les données numériques d'élévation du Canada (DNEC) à l'échelle 1:50 000 sont utilisées pour effectuer les corrections terrain lors de l'orthorectification. La précision planimétrique des pixels est de 10 m et la précision des valeurs d'élévation est de 5 m (Ressources naturelles Canada 2007).

3.3 Méthodologie

La méthodologie permettant d'évaluer le potentiel de la polarimétrie radar en bande C pour l'inversion de l'humidité du sol en zone agricole à partir des données d'études est présentée dans la présente section. La figure 11 présente le schéma méthodologique résumant les étapes de réalisation de l'étude.

3.3.1 Traitement des images

Les canaux linéaires de rétrodiffusion des images RADARSAT-2 sont obtenus à partir des niveaux de gris par calibration à l'aide des *Look-Up Table (LUT) Sigma Nought* incluses avec les produits RADARSAT-2. Les matrices de covariance et de cohérence [C3] et [T3] sont générées à partir du produit calibré et du logiciel PolSARpro.

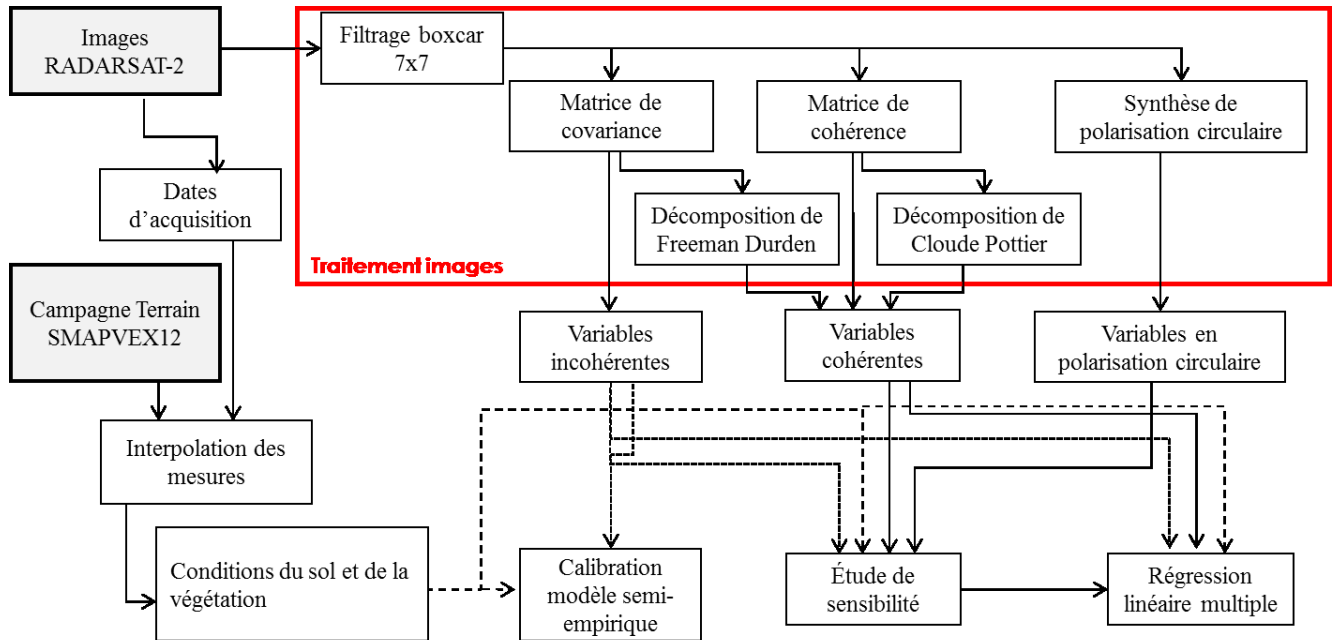


Figure 11 Schéma méthodologique

3.3.1.1 Filtrage antichatoiement

Le chatoiement consiste en un bruit qui affecte les valeurs de rétrodiffusion réelles d'une image. Lors d'applications en polarimétrie, il crée un biais sur les paramètres $H/A/\alpha$ obtenus par décomposition de Cloude-Pottier. Ce biais affecte l'estimation de paramètres lors d'une inversion (López-Martínez *et al.* 2013). Il a été déterminé que ces effets peuvent être réduits si les images sont traitées par un filtre *boxcar 7x7* produisant au moins 49 regards effectifs (*Effective Number of Looks*) (Lee & Ainsworth 2008). Par l'utilisation de ce filtre, chaque pixel prend la valeur moyenne des pixels contenus dans la fenêtre des pixels avoisinants. Le filtre est appliqué sur les images des termes des matrices complexes [C3] et [T3] précédemment présentées.

3.3.1.2 Extraction des mesures cohérentes et incohérentes de polarimétrie

Les mesures des variables radars incohérentes, résumées au tableau 7, sont extraites à partir de la matrice de covariance filtrée. Ces valeurs sont ensuite converties en amplitudes (dB) à partir de l'équation 16.

$$\sigma^0(dB) = 10 \cdot \log_{10}[\sigma^0(m^2/m^2)] \quad (16)$$

Tableau 7 Description des ensembles de variables radar étudiées

Variables incohérentes		Variables cohérentes	
σ_{HH}^0	Coefficient de rétrodiffusion HH (dB)	ϕ_{HH-VV}	Différence de phase copolarisée
σ_{HV}^0	Coefficient de rétrodiffusion HV (dB)	ρ_{HH-VV}	Corrélation complexe des canaux copolarisés
σ_{VV}^0	Coefficient de rétrodiffusion VV (dB)	$\phi_{HH-HV},$ ϕ_{VV-HV}	Différences de phase des polarisations croisées
$\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$	Rapport des canaux HH-VV (dB)	$\rho_{HH-HV}, \rho_{VV-HV}$	Corrélations complexes des canaux en polarisations croisées
$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{HH}^0$	Rapport des canaux HV-HH (dB)	HS	Hauteur de socle
$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VV}^0$	Rapport des canaux HV-VV (dB)	Variables de décomposition	
P_T	Puissance totale de rétrodiffusion (dB)	H, A, α	Entropie, anisotropie et angle-alpha
		P_s, P_d, P_v	Composantes de surface, d'interaction et de volume (dB) de la décomposition de Freeman-Durden

Les mesures des variables radar cohérentes sont extraites à partir de la matrice de cohérence et de covariance des cibles pour chaque image. Les outils de PolSARproV5 sont utilisés pour cette étape. Les paramètres $H/A/\alpha$ sont extraits pour chaque image à l'aide de l'outil de décomposition de Cloude Pottier du logiciel PolSARpro. De plus, la décomposition en trois composantes de Freeman-Durden (Freeman & Durden 1998) grâce au logiciel PolSARproV5 permet l'obtention des puissances des différents mécanismes de diffusions de surface, de volume et d'interaction. La liste complète des mesures de polarimétrie utilisées est présentée au tableau 7.

Une synthèse de polarisation circulaire permet d'exprimer les coefficients de rétrodiffusion dans un repère de polarisation circulaire plutôt que linéaire. Ces canaux sont obtenus à partir de leur équivalent linéaire filtré avec le logiciel PolSARproV5.

3.3.1.3 Correction géométrique et orthorectification

La correction géométrique a pour utilité de correctement positionner les pixels sur une projection terrestre. Pour cette étude, sa seule utilité est de correctement positionner les frontières des champs étudiés pour permettre l'extraction des données multitemporelles recouvrant les zones d'études. L'orthorectification corrige le signal radar pour éliminer les biais causés par le relief de la cible. Ces deux étapes sont exécutées simultanément par l'utilisation du Modèle de Toutin hybride (Toutin 2012) dans l'outil ortho-engine de la suite de PCI Geomatica. Cette étape est exécutée sur les images résultantes de l'extraction des coefficients et rapports de rétrodiffusion, variables de polarimétrie et décompositions de cible à la toute fin du traitement des images, puisque ce processus affecte les informations de phases. Les fichiers vectoriels des routes sont employés pour valider le géoréférencement. Les DEM et images vectoriels utilisés pour cette étape sont décrits à la section 3.2.4.

3.3.2 Étude de sensibilité

L'étude de sensibilité permet décrire la contribution individuelle des caractéristiques du sol et de la végétation des champs agricoles sur le signal radar.

La sensibilité d'une relation entre les mesures de deux variables est évaluée avec le coefficient de corrélation R qui mesure la force de la corrélation linéaire bivariée. La signifiante p associée décrit la probabilité que cette corrélation se produise s'il n'existe aucune relation entre les deux variables. Une relation peut être considérée comme peu significative ($0.05 < p < 0.1$), significative ($0.01 < p < 0.05$), très significative ($0 < p < 0.01$).

3.3.3 Calibration du modèle semi-empirique

Les paramètres empiriques A et b issus du modèle de Gherboudj *et al.* (2011), équation 9, sont calibrés sur plusieurs groupes d'observation regroupées pour les périodes de croissance d'intérêt définies à la section 3.2.2. L'estimation des paramètres empiriques est effectuée par la régression non linéaire du modèle en utilisant une méthode itérative des moindres carrés. Le modèle est calibré sur un ensemble d'observations dédiées, correspondant à 7 des 13 champs de blé de la campagne. L'autre ensemble d'observation est dédié à la validation des modèles, tel que spécifié à la section 3.3.4.5.

La sensibilité du modèle pour une caractéristique agricole donnée (m_v , s , h , VWC) est étudiée par le traçage de sa relation avec la rétrodiffusion pour une polarisation donnée, en fixant les autres caractéristiques par leur médiane.

3.3.4 Modélisation empirique de l'humidité du sol basée sur la polarimétrie

3.3.4.1 Calibration de modèle par régression linéaire multiple

La méthode proposée pour estimer l'humidité du sol m_v utilise un modèle empirique linéaire basé sur un ensemble de variables polarimétriques sélectionnées et extraites de RADARSAT-2. Ce type de modèle exprime l'humidité du sol m_v en fonction d'une combinaison linéaire des variables explicatives X_i sélectionnées, sous la forme de l'équation 17, où chaque terme correspond à la multiplication d'une variable explicative et d'un coefficient de calibration b_i qui lui est associé. La régression linéaire multiple détermine les coefficients de calibration b_i qui permettent d'obtenir la relation la mieux corrélée entre les variables m_v mesurées et estimées, à partir d'un ensemble d'observations d'humidité du sol m_v et des variables polarimétriques. Un modèle linéaire peut être calibré avec ou sans intercepte ou ordonné à l'origine b_0 , soit la valeur que prend Y lorsque l'ensemble des valeurs des variables X vaut 0. Finalement, une erreur ϵ est associée aux modèles. Cette erreur est évaluée grâce aux valeurs résiduelles associées à chaque observation, définies comme les différences entre les valeurs estimées et mesurées de m_v .

$$m_v = b_1X_1 + \dots + b_iX_i + \dots + b_pX_p + b_0 + \epsilon \quad (17)$$

3.3.4.2 Sélection des variables explicatives

Parmi toutes les variables polarimétriques extraites et décrites au tableau 7, les variables explicatives sélectionnées pour le modèle linéaire doivent respecter certains critères. D'abord, elles possèdent une corrélation linéaire significative avec m_v . La signification d'une relation est décrite par la valeur p associée. Cette valeur décrit la probabilité que cette corrélation se produise s'il n'existe aucune relation entre les deux variables. Les variables non significatives, tel que $p < 0.05$, sont omises lors de la régression linéaire multiple. Ensuite, aucune colinéarité ne doit être observée entre deux variables explicatives, soit lorsque la corrélation R entre elles dépasse 0.9.

Pour cette étude, trois différents modèles sont calibrés, soient pour trois ensembles de variables polarimétriques. Le premier modèle est calibré avec les canaux de rétrodiffusions incohérentes uniquement, soit σ_{HH}^0 , σ_{HV}^0 et σ_{VV}^0 . Les autres variables incohérentes, soient les rapports de rétrodiffusion et la puissance totale, sont ignorées pour cet ensemble puisqu'elles peuvent toutes être exprimées par une fonction des trois canaux incohérents.

L'ensemble des variables explicatives du deuxième modèle utilise toutes les variables polarimétriques, sans égard aux critères de corrélation à m_v et de colinéarité. L'estimation de m_v par ce modèle ne sera pas valide et sa calibration ne sert qu'à titre comparatif.

Finalement, le troisième modèle calibré utilise un ensemble de variables polarimétriques sélectionnées selon les critères énumérés ci-haut.

3.3.4.3 Réduction de l'espace de variables explicatives

En plus de la calibration par régression linéaire multiple pour les ensembles de variables explicatives décrits plus haut, un algorithme de régression pas à pas (*stepwise regression*) est utilisé. Cet algorithme produit une régression linéaire multiple à partir d'un ensemble de variables polarimétriques de départ et sélectionne un ensemble de termes pour lesquels des coefficients de calibration b sont calculés. À chaque pas, l'algorithme ajoute ou retire un terme en fonction de sa signification statistique puis recalibre le modèle.

3.3.4.4 Qualité du modèle

Les modèles empiriques calibrés sont évalués par la comparaison du coefficient de détermination (R^2) et de l'erreur quadratique moyenne ($RMSD$) associée à la relation entre les valeurs de m_v mesurées et

estimées. Les valeurs résiduelles des estimations doivent répondre à certaines conditions pour valider le bon conditionnement du modèle. Ainsi, elles doivent répondre aux critères de normalité, de linéarité et d'homoscédasticité qui peuvent être respectivement définis comme la forme normale de la distribution des résiduels, la relation linéaire entre les résiduels et les valeurs estimées, et l'égalité des variances des résiduels.

3.3.4.5 Estimation de l'humidité du sol sur les champs dédiés

Afin d'évaluer la capacité du modèle pour estimer l'humidité du sol, un certain nombre de champs de blé ont été omis pour la calibration des modèles et réservés pour leur validation. La sélection des champs pour la calibration a pour objectif qu'il couvre la plus grande étendue de valeur possible pour chaque caractéristique agricole. De plus, chaque ensemble de champs possède un nombre d'observations correspondant au moins à 5 fois le nombre de variables explicatives du modèle développé, soit 30 observations. La figure 12 présente les distributions des caractéristiques agricoles pour l'ensemble des 8 champs de blé dédiés à la calibration et pour les 5 champs dédiés à la validation.

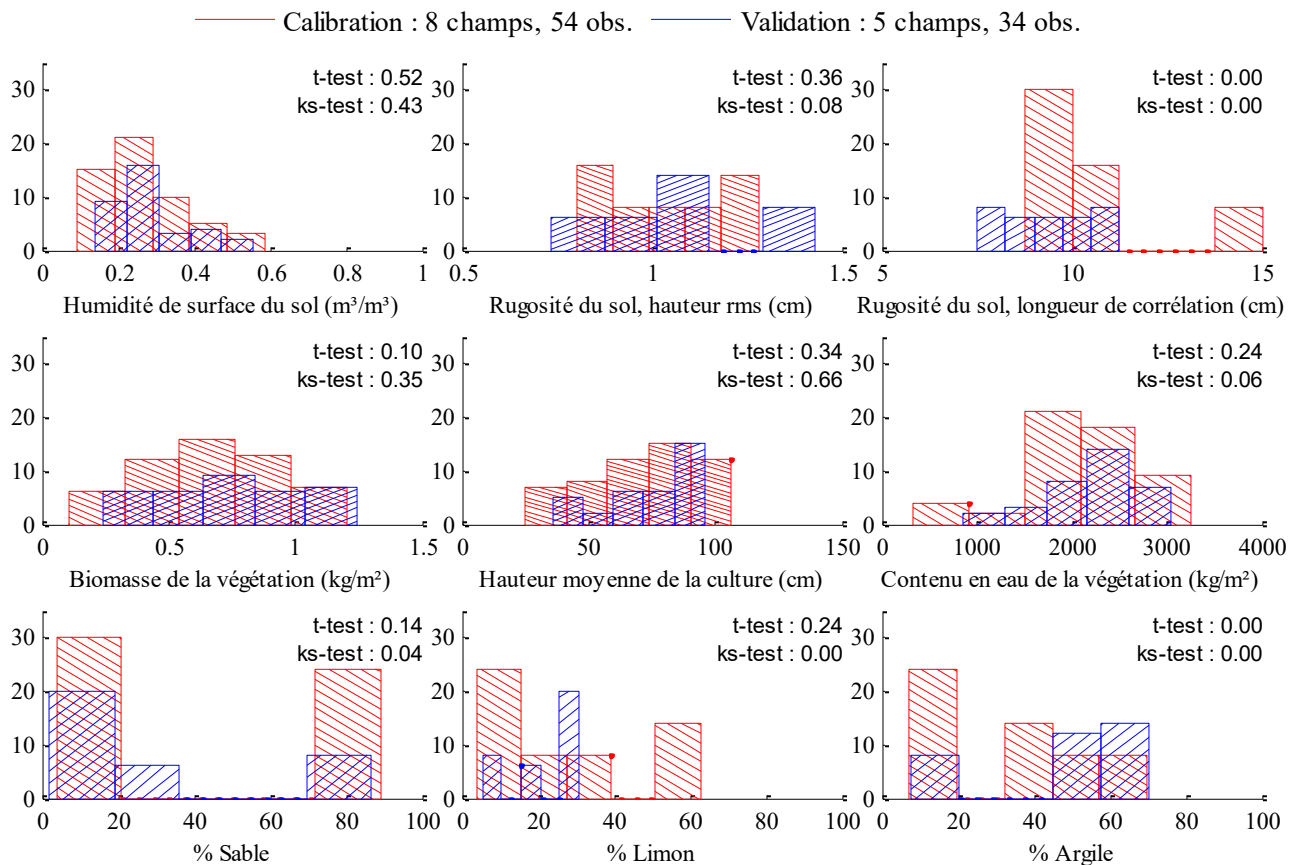


Figure 12 Distributions des caractéristiques des sites agricoles mesurées sur les champs de blé pour les ensembles dédiés à la calibration et à la validation

Les tests d'hypothèse Kolmogorov-Smirnov et le *t-test* ont évalué l'hypothèse que les deux échantillons appartiennent à une même population. Une probabilité non significative ($p < 0.05$) indique que l'hypothèse nulle est rejetée et que les deux échantillons appartiennent à des populations suivant des lois de distribution distinctes. Les deux tests sont évalués puisque le deuxième est mieux indiqué pour des populations suivant une loi normale.

4 RÉSULTATS

4.1 Sensibilité du signal radar incohérent à l'humidité du sol pour toutes les cultures

Pour les champs de blé, de canola, de soja et de maïs pris individuellement ou regroupés, le tableau 8 montre la matrice des corrélations entre les variables radars incohérentes et l'humidité du sol m_v .

Tableau 8 Matrice de corrélations des variables radar incohérentes à l'humidité du sol m_v pour chaque type de culture.

Relation statistiquement : *peu significative ($p > 0,05$), ** significative ($0,05 > p > 0,01$), *** très significative ($0,01 > p > 0$)

		σ_{HH}^0	σ_{HV}^0	σ_{VV}^0	P_T
mv	Toutes	-,06	-,03	-,18****	-,12**
	Blé	,33****	,56****	,53****	,49****
	Canola	,14	-,12	,21	,14
	Soja	-,17**	-,26****	-,26****	-,22****
	Maïs	,08	-,13	,07	,07

Les mesures prises lors de la campagne montrent qu'uniquement les champs de blé présentent une corrélation significative positive entre les canaux de rétrodiffusions linéaires et l'humidité du sol sur l'ensemble de la campagne. La faible corrélation négative, mais significative, que possèdent les canaux de rétrodiffusion avec m_v pour le soja est attribuable à la corrélation inverse entre m_v et la hauteur de culture h , tel que montré à la section 3.2.2. Ainsi, puisque les champs de blé montrent un plus grand potentiel pour l'estimation de m_v , la méthodologie présentée pour cette étude n'est développée et appliquée que pour les champs de blé.

4.2 Contributions des champs de blé au signal radar

4.2.1 Sensibilité des variables radars incohérentes aux caractéristiques agricoles des champs de blé

Les profils temporels des variables radar incohérentes et les mesures des caractéristiques agricoles sont présentés à la Figure 13.

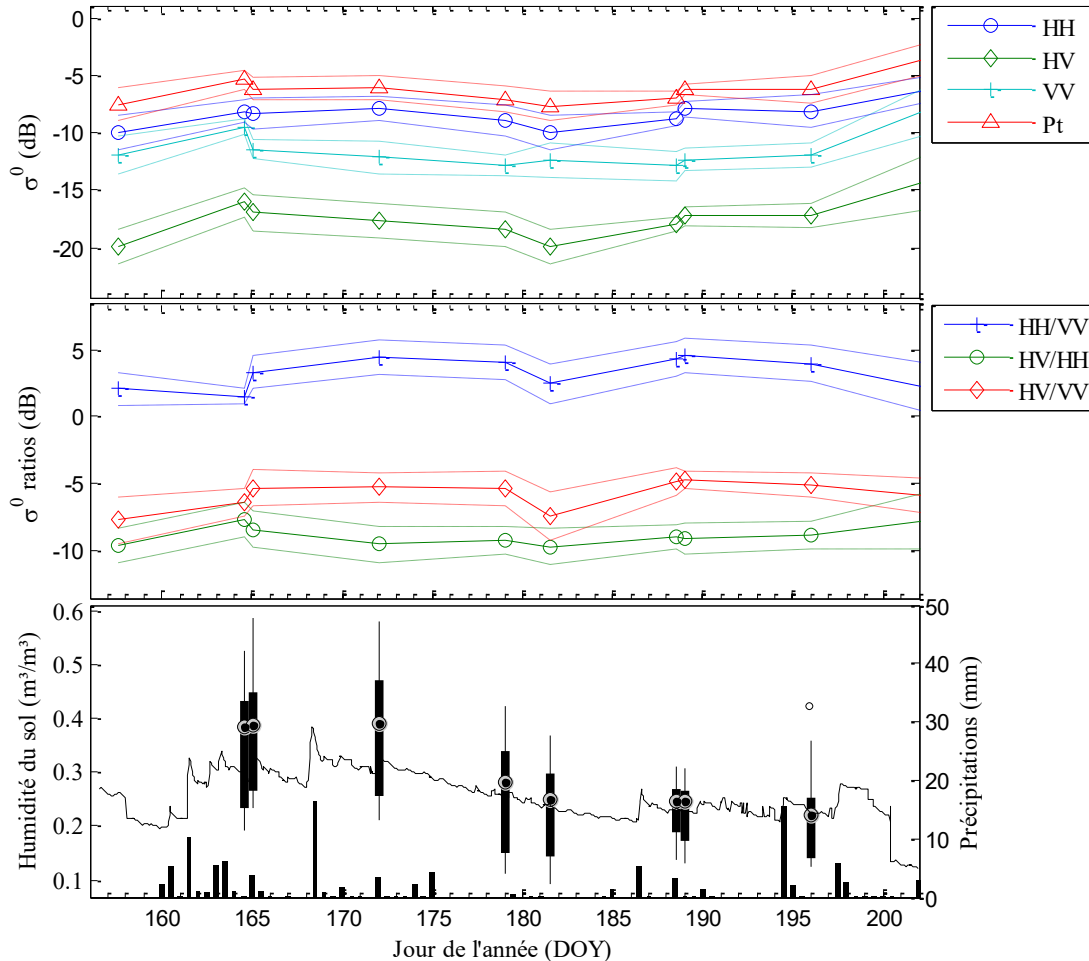


Figure 13 Comparaison des profils temporels des variables incohérentes, des diagrammes à moustache de m_v mesuré par sondes portatives, du profil temporel des valeurs moyennées de m_v mesurés par les stations automatiques et du diagramme à bande montrant les précipitations de pluie moyenne accumulée aux 6 h par les stations météorologiques au-dessus des champs de blé

Pour les différentes périodes ($S0$, $S1$ et $S2$) étudiées, le tableau 9 montre les corrélations R des relations empiriques linéaires entre m_v et les caractéristiques agricoles et le tableau 10 présente la synthèse des

coefficients de corrélation R des relations empiriques linéaires entre les variables incohérentes et les caractéristiques agricoles.

Tableau 9 Matrice des corrélations R entre m_v et les caractéristiques agricoles pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains ($S1$), après ($S2$) et l'ensemble de la campagne ($S0$). Relation statistiquement peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$)

		s	l	VB	h	VWC
m_v	S0	-,04	-,16	-,45***	-,64***	,04
	S1	-,06	-,14	-,31**	-,55***	,12
	S2	-,03	-,26*	-,01	-,41***	,15

Tableau 10 Coefficients de corrélation R pour les relations linéaires entre les variables incohérentes et les caractéristiques agricoles pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains ($S1$), après ($S2$) et l'ensemble de la campagne ($S0$). Relation statistiquement peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$).

	Période	σ_{HH}^0	σ_{HV}^0	σ_{VV}^0	P_T	$\frac{\sigma_{HH}^0}{-\sigma_{VV}^0}$	$\frac{\sigma_{HV}^0}{-\sigma_{HH}^0}$	$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VV}^0$
m_v	S0	,33***	,56***	,53***	,49***	-,24**	,34***	,19*
	S1	,35**	,62***	,50***	,52***	-,21	,41***	,37***
	S2	,24*	,34**	,30**	,31**	-,04	,14	,15
s	S0	,10	-,10	,06	,08	,02	-,23***	-,20**
	S1	,05	-,24*	-,04	-,01	,08	-,32**	-,27*
	S2	,14	-,08	,09	,12	,07	-,25*	-,19
l	S0	-,22**	,20**	,03	-,09	-,22**	,48***	,20**
	S1	-,16	,32**	-,05	-,11	-,07	,44***	,43***
	S2	-,24	,08	-,21	-,24	-,06	,38**	,28*
VB	S0	-,07	-,18*	-,25**	-,15	,20*	-,10	,10
	S1	-,20	-,61***	-,48***	-,40***	,32**	-,39***	-,09
	S2	,34**	,56***	,47***	,45***	-,05	,30**	,24*
h	S0	-,27***	-,35***	-,52***	-,42***	,28***	-,10	,13
	S1	-,44***	-,63***	-,70***	-,66***	,36**	-,25	,05
	S2	,04	,25*	-,05	,03	,11	,27*	,29**
VWC	S0	-,15	-,30***	-,34***	-,25**	,20*	-,12	,06
	S1	-,18	-,36**	-,54***	-,36**	,39**	-,09	,30*
	S2	-,07	-,20	,00	-,07	-,07	-,18	-,21

Les corrélations significatives du tableau 9 n'indiquent pas de causalité ou de relation réelle entre deux variables, mais montrent plutôt la coïncidence des tendances individuelles sur la saison expliquées à la section 3.2.2. Ainsi la tendance générale à la baisse de m_v due à l'assèchement général des champs coïncide avec la croissance de la végétation et de ces paramètres (h , VWC , VB), ce qui explique les corrélations négatives et significatives observées. Ces relations montrent l'effet combiné de certains paramètres corrélés à m_v , et doivent être considérées lors de l'interprétation du tableau 10.

En $S1$, σ_{VV}^0 et σ_{HH}^0 , présente des corrélations significatives inverses avec la hauteur de la végétation ainsi qu'une forte corrélation positive avec l'humidité du sol. Il a déjà été démontré dans la littérature que la tige des plants de blés, en croissance pendant cette période, augmentait l'atténuation du signal et dans une plus grande mesure en polarisation verticale (Brisco & Brown 1998). La corrélation inverse entre m_v et h pendant $S1$, montrée au tableau 9, nous indique que leur corrélation respective est constituée de différentes proportions des contributions de ces deux variables.

En polarisation verticale, la force de corrélation avec h nous indique toutefois que l'atténuation causée par la végétation affecte de façon importante la diminution de σ_{VV}^0 . Cette tendance peut se confirmer par l'observation des profils temporels pour les jours 165 et 172, où la croissance de h cause la diminution de σ_{VV}^0 , alors que m_v et σ_{HH}^0 augmentent très faiblement. Le rapport de polarisations $\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$, significativement corrélé avec h , et non corrélée à m_v , représente ainsi une bonne variable pour mesurer l'atténuation causée par la structure verticale du blé lors de sa croissance. Ainsi, la végétation provoque une plus forte atténuation du signal en polarisation verticale qu'en polarisation horizontale, telle que montrée par la valeur positive du rapport $\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$ pendant toute la campagne.

En $S2$, le signal copolarisé σ_{VV}^0 est significativement, mais faiblement corrélé à m_v (Tableau 10). Toutefois, les signaux en polarisations croisées sont plus fortement corrélés à la biomasse sèche VB de la végétation, qui est principalement liée à la croissance des têtes, telle que montrée à la figure 14.

Pour la période $S1$, la matrice de corrélation montre que l'humidité contenue dans le sol affecte beaucoup σ_{HV}^0 . Cette variable radar est également affecté par la géométrie de la surface du sol, telle que montrée par la relation significative avec la longueur de corrélation l de la rugosité du sol.

La Figure 14 montre que σ_{HV}^0 peut distinguer le changement de dynamique des caractéristiques de la végétation entre les périodes $S1$ et $S2$.

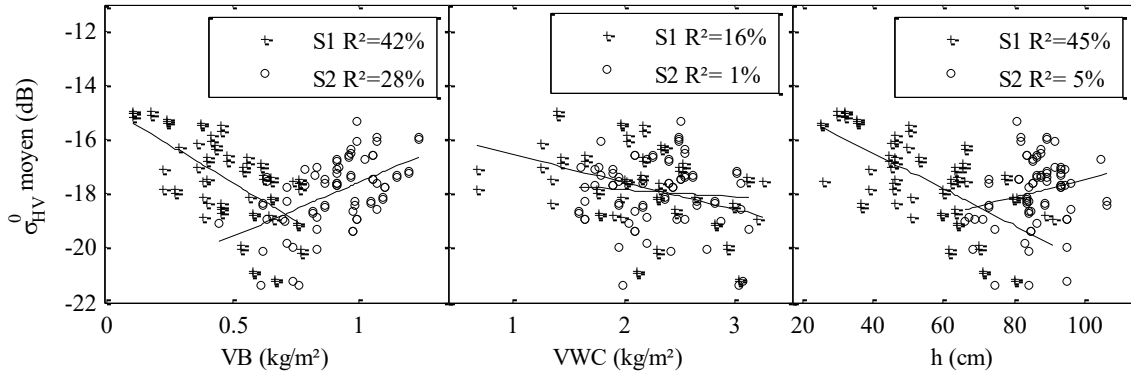


Figure 14 Relations entre σ_{HV}^0 et certaines caractéristiques de la végétation

Ainsi, avant le début du développement des grains, soit en *S1*, la corrélation significative inverse entre les caractéristiques de la végétation et σ_{HV}^0 exprime une atténuation de σ_{HV}^0 par la végétation .. En *S2*, σ_{HV}^0 augmente avec la biomasse sèche des plants et spécifiquement celle de la tête.

4.2.2 Sensibilité des variables issues de la polarimétrie aux caractéristiques agricoles

Le Tableau 11 présente la synthèse des coefficients de corrélation R des relations empiriques linéaires entre les variables cohérentes et les caractéristiques agricoles pour les différentes périodes étudiées. À titre informatif, la matrice de corrélation entre toutes les variables radar est présentée au tableau 22 de l'annexe A afin d'observer les liens statistiques entre elles.

La différence de phase ϕ_{HH-VV} présente une corrélation inverse significative avec m_v pour chaque période étudiée. Toutefois, des corrélations positives d'importance inférieure sont également présentes pour h . Ainsi, il est difficile de départager s'il s'agit de la végétation ou de l'humidité du sol m_v qui influence principalement cette variable, puisque h et m_v sont très significativement négativement corrélées sur l'ensemble de la campagne (voir Tableau 9). La hauteur de socle est, pratiquement, colinéaire avec H ($R=0.96$). Le sol et les caractéristiques de la végétation exercent donc sur elle les mêmes effets.

Tableau 11 Coefficients de corrélation R pour les relations linéaires entre les variables cohérentes et les caractéristiques agricoles pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains ($S1$), après ($S2$) et l'ensemble de la campagne ($S0$). Relation statistiquement * peu significative ($0.05 < p < 0.1$), ** significative ($0.01 < p < 0.05$), ***très significative ($0 < p < 0.01$)

		ρ_{HH-HV}	ϕ_{HH-HV}	ρ_{HH-VV}	ϕ_{HH-VV}	ρ_{VV-HV}	ϕ_{VV-HV}	HS	H	A	α	P_s	P_v	P_d
m_v	S0	,00	-,06	-,02	-,64***	-,01	,06	,33***	,29***	-,34***	,01	,13	,50***	-,14
	S1	-,33**	-,25*	-,15	-,63***	-,11	,23	,43***	,41***	-,33**	,12	-,00	,60***	-,25*
	S2	-,12	-,11	-,03	-,40***	-,21	,12	,15	,11	-,44***	,13	,10	,31**	-,09
s	S0	-,08	-,02	,12	,25***	,04	,07	-,28***	-,26***	,25***	-,08	,22**	-,12	,21**
	S1	-,16	-,05	,13	,31**	,13	,15	-,33**	-,32**	,32**	-,09	,24	-,28*	,18
	S2	-,21	-,03	,14	,28*	,04	-,07	-,31**	-,30**	,25*	-,09	,25*	-,08	,31**
l	S0	,22**	,14	-,04	-,11	,21**	-,13	,40***	,35***	-,21**	,09	-,42***	,19**	-,26***
	S1	,25	,22	-,02	-,17	-,01	-,19	,51***	,43***	-,56***	,03	-,56***	,33**	-,37**
	S2	,32**	,11	-,19	,06	-,03	,07	,48***	,47***	-,26*	,13	-,56***	,09	-,24
VB	S0	-,25**	-,03	-,16	,41***	-,15	,13	-,10	-,07	,10	,36***	-,12	-,12	,03
	S1	,08	,39***	-,13	,54***	-,29*	-,13	-,40***	-,36**	,41***	,36**	,06	-,53***	,29*
	S2	,30**	,18	-,14	-,14	,38***	-,05	,21	,20	-,22	,42***	-,08	,49***	-,03
h	S0	-,26**	,09	-,24**	,53***	-,17*	-,01	-,04	-,01	,06	,35***	-,33***	-,25**	,00
	S1	,16	,66***	-,21	,54***	-,24	-,40***	-,20	-,18	,14	,37**	-,31**	-,53***	,13
	S2	,23	,25*	-,37***	,28**	,41***	-,16	,31**	,33**	-,11	,45***	-,43***	,26*	,03
VWC	S0	-,19*	,05	-,17	,14	-,23**	,08	-,10	-,07	,16	,24**	-,09	-,22**	,01
	S1	-,02	,30*	-,43***	,21	-,34**	-,03	-,02	-,01	,07	,62***	-,37**	-,18	,08
	S2	,00	-,06	-,02	-,64***	-,01	,06	,33***	,29***	-,34***	,01	,13	,50***	-,14

4.2.2.1 Décomposition de Cloude-Pottier du signal radar polarimétrique

Les plans $H-\alpha$ des pixels d'un champ de blé présenté à la figure 15, obtenus à partir de la décomposition de Cloude-Pottier pour chaque passage de RADARSAT-2 permettent de décrire les mécanismes de diffusions tout au long de la campagne.

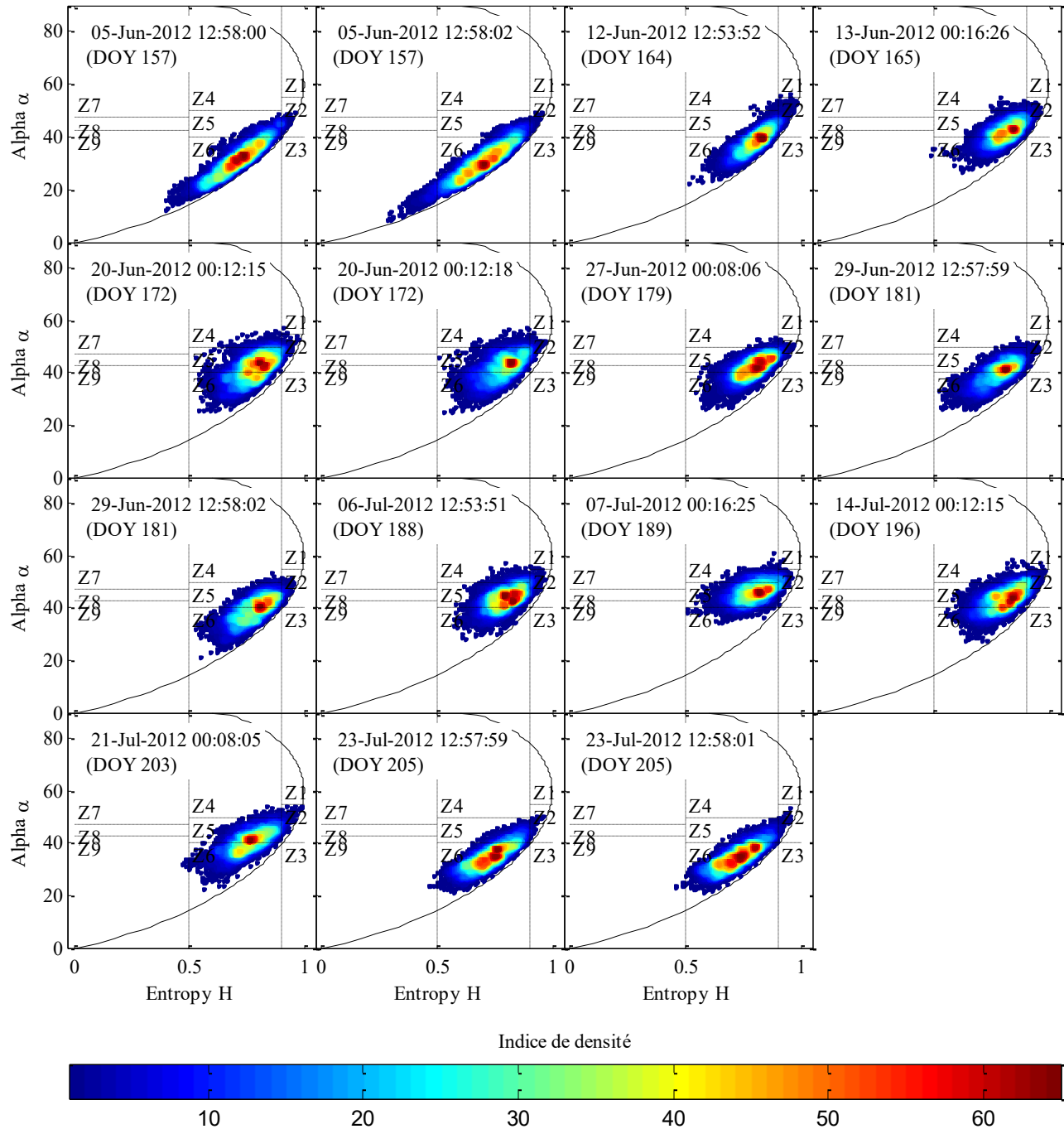


Figure 15 Les plans $H-\alpha$ pour le champ 81 de blé à partir des valeurs d'entropie H et d'angle- α issues de la classification de wishart pour chaque passage de RADARSAT-2. La période $S1$ se situe entre le jour 157 et le jour 180 et $S2$ se situe entre les jours 180 et la fin de la campagne, soit le jour 201.

L'entropie du champ de blé peut être classifiée comme moyenne pour toute la campagne et témoigne de mécanisme de diffusion multiple. La quantité de pixels se trouvant dans la zone 6 témoigne de diffusion de surface à entropie moyenne qui, pour des champs agricoles, peut être reliée à la rugosité de surface du sol et des feuilles d'arbres. La quantité de pixels s'y trouvant diminue sur toute la période

de la croissance du blé, jusqu'au jour 189. Pour cette période, les pixels migrent vers la zone 5 associée à des surfaces couvertes de végétation et des diffuseurs anisotropiques. Toutefois, la diminution du contenu en eau de la végétation cause une diminution de la diffusion à l'intérieur du couvert végétal. Alors, les pixels redescendent vers la zone 6. Alors, les plants sont secs et la diffusion se fait principalement à la surface du sol.

Les corrélations significatives entre les variables de végétation et l'angle- α confirment l'augmentation de la proportion de signal diffusé par des dipôles, typique de la diffusion par la végétation. Il est important de noter que cette corrélation n'est valide que pour des valeurs d'angle- α inférieure ou près de 45° . En effet, pour des valeurs élevées ($45^\circ < \alpha < 90^\circ$), les diffusions par interaction dominant le signal (Lee & Pottier 2008b). Ainsi, les faibles valeurs d'angle- α confirment que le terme d'interaction peut être négligé.

L'augmentation de la longueur de corrélation l de la rugosité du sol est liée à une augmentation des mécanismes de diffusion aléatoire de la cible, tel que dicté par sa corrélation positive avec H , pour chaque période étudiée. En effet, pour chaque période étudiée, ce phénomène est partiellement attribuable aux effets de la géométrie de la surface qui provoque la dépolarisation de l'onde incidente, tel que vérifié par la corrélation très significative entre H et σ_{HV}^0 ($R = 0.55$) et par la corrélation entre l et σ_{HV}^0 vue à la section 4.2.1. Cette relation est conforme avec la formulation théorique de l'entropie (Lee & Pottier 2008b) et avec des études similaires (Hajnsek *et al.* 2003). La relation inverse entre s et H , bien que significative, est ignorée puisqu'elle est contraire à la littérature et peut partiellement être attribuée à la relation significative inverse et arbitraire entre l et s ($R_{Sl} = 0.35$). En plus de la géométrie de la surface du sol, l'eau contenue dans le sol et dans les plantes augmente les diffusions aléatoires. Ainsi, m_v est significativement corrélé à l'entropie en $S1$ uniquement alors que VWC y est significativement corrélé en $S2$.

Alors que l'entropie exprime la quantité de mécanismes de diffusion et leur qualité aléatoire, l'anisotropie A exprime la différence entre les deuxième et troisième diffusions. Puisque l'entropie est moyenne pour l'ensemble de la campagne pour la présente étude, l'anisotropie informe sur la présence et l'importance relative de ces mécanismes de diffusion. Ainsi, la relation significative et inverse entre A et m_v pour chaque période de la campagne indique que la diffusion par l'eau contenue dans le sol entraîne la troisième diffusion en importance des champs de blé. Les très fortes corrélations inverses entre A et les rapports de dépolarisation pour chaque période, particulièrement témoignent d'une

importante dépolarisation causée par l'eau dans le sol et la végétation en troisième processus de diffusion.

4.2.2.2 Décomposition de Freeman-Durden du signal radar polarimétrique

Les profils temporels de mécanismes de rétrodiffusion présentés à la figure 16 montrent la dominance de la diffusion du couvert végétal pour la majeure partie de la période S0.

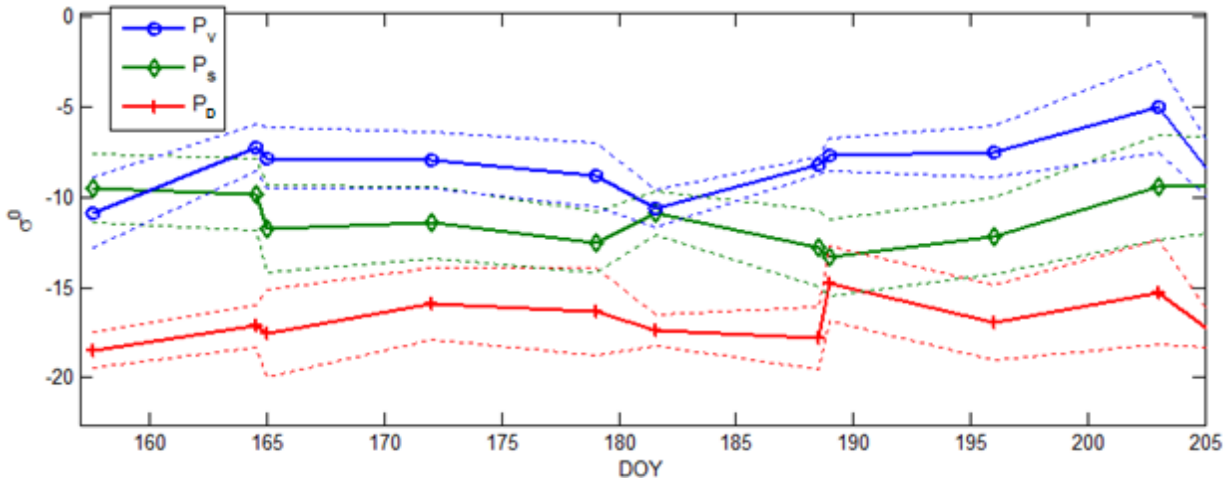


Figure 16 Amplitudes des mécanismes de rétrodiffusions obtenues par la décomposition de Freeman-Durden

Pour les images RSO de l'étude, le terme de volume issu de la décomposition de Freeman-Durden domine à chaque stade de croissance du blé. Or, l'absence de végétation et la forte humidité du sol de surface pour *S1* devraient théoriquement être liées à une domination de la diffusion de surface. D'autant plus, les corrélations montrées au tableau 11 montrent qu'avant la floraison du blé (*S1*) et plus généralement sur l'ensemble de la campagne (*S0*), la puissance P_v est plus sensible à l'humidité du sol qu'à n'importe quelle caractéristique de la végétation. La colinéarité entre P_v et σ_{HV}^0 ($R = 0.97$) montre que toute le signal dépolarisé est attribuée au terme de volume. Ainsi, les effets de dépolarisation du sol ne sont pas pris en compte. Ce comportement démontre qu'une partie de la puissance de rétrodiffusion causée par l'humidité du sol est attribuée au terme de volume. Ce comportement est discuté davantage à la section 5.1. En *S2*, le terme de volume dominant est causé principalement par l'eau contenue dans la végétation suite à l'épiaison, tel que montré par la sensibilité de P_v à *VWC*.

Pour chaque période étudiée, le terme d'interaction possède de faibles valeurs et est insensible aux caractéristiques agricoles. De plus, le profil temporel nous indique une forte variabilité de ses valeurs et de ses fluctuations. Ce comportement dénote une large influence de bruit sur P_D . Sa faible importance relative est cohérente avec les valeurs d'angle α observées, interprétées à la section précédente.

4.2.3 Sensibilité des variables issues de la synthèse de polarisation circulaire

Le tableau 12 présente la synthèse des coefficients de corrélation R des relations empiriques linéaires entre les variables incohérentes issues de la synthèse de polarisation circulaire et les caractéristiques agricoles pour les différentes périodes étudiées. Les relations de ces variables radars aux paramètres de rugosité du sol s et l , sont généralement non significatives et donc non présentée dans le tableau 12.

Tableau 12 Matrice de corrélations des variables radar issues de la synthèse de polarisation circulaire à l'humidité du sol m_v pour chaque période étudiée, soit avant le début du développement des grains (S1), après (S2) et l'ensemble de la campagne (S0). Relation statistiquement peu significative ($0,05 < p < 0,1$), ** significative ($0,01 < p < 0,05$), ***très significative ($0 < p < 0,01$).

		σ_{LL}^0	σ_{LR}^0	σ_{RR}^0
m_v	S0	,35***	,46***	,33***
	S1	,42***	,38***	,36**
	S2	,21	,35**	,18
VB	S0	-,10	-,27***	-,12
	S1	-,48***	-,46***	-,38**
	S2	,39***	,38***	,43***
h	S0	-,26**	-,53***	-,24**
	S1	-,62***	-,68***	-,43***
	S2	,21	-,17	,26*
VWC	S0	-,24**	-,36***	-,21**
	S1	-,31*	-,56***	-,20
	S2	-,15	,03	-,18

La corrélation entre l'humidité du sol et les rétrodiffusions circulaires sont similaires ou moins fortes que les corrélations entre ces dernières et les variables de la végétation. Ainsi, les variables issues de la synthèse de polarisation circulaire n'offrent pas d'avantage comparées aux variables de

polarisations linéaires pour l'estimation de l'humidité du sol dans le contexte des cas étudiés dans ce travail. Toutefois, la matrice des corrélations entre les m_v et les variables radar issues de la synthèse de polarisation circulaire a été obtenue pour les principales cultures de la campagne et est présentée au tableau 20 de l'annexe A à titre informatif.

4.3 Modélisation semi-empirique du signal radar incohérent

Les performances et paramètres issus de la calibration du modèle semi-empirique sont présentés au tableau 13 pour les trois polarisations linéaires. La figure 17 représente les coefficients de rétrodiffusion linéaires et les simulations du modèle en fonction des valeurs mesurées des caractéristiques agricoles utilisées par le modèle (m_v , s , h , VWC).

Tableau 13 Paramètres empiriques estimés et qualité de la rétrodiffusion estimée

<i>Nombre d'observations</i>	<i>Pol</i>	<i>b</i>	<i>A</i>	<i>R2</i>	<i>RMSD (dB)</i>	<i>NRMSD(%)</i>
108	HH	0,215 ±0,054	0,161 ±0,057	-0,18	-13,30	14,07%
108	HV	0,100 ±0,056	0,016 ±0,006	-0,22	-22,46	7,13%
108	VV	0,414 ±0,070	0,070 ±0,042	-0,15	-15,73	8,59%

Les coefficients de détermination négatifs associés à la calibration de chaque polarisation indiquent que la variance des valeurs de rétrodiffusion estimées par le modèle est supérieure à la variance de leur distribution observée. Autrement dit, l'estimation des valeurs de rétrodiffusion à partir de la moyenne de leur distribution produirait une plus petite erreur.

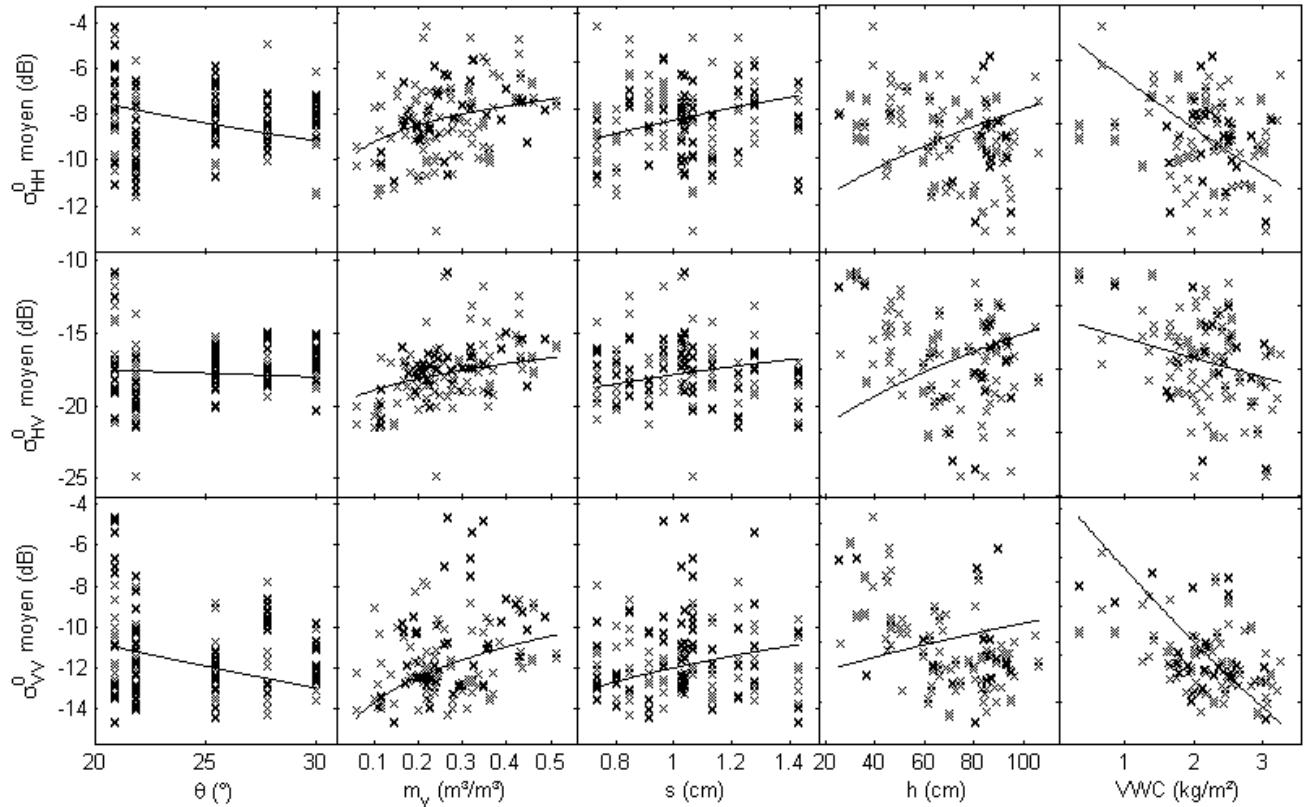


Figure 17 Comparaison des observations (x) mesurées pour les canaux de rétrodiffusions linéaires et les tendances modélisées (-) pour chaque caractéristique agricole. Les tendances sont générées en fixant toutes les variables terrain avec leur médiane, à l'exception de celle étudiée

La figure 17 montre bien que le modèle ne représente pas bien le comportement de certaines variables agricoles. L'analyse de sensibilité des relations mesurées des variables incohérentes aux paramètres agricoles permet d'évaluer cette différence entre les comportements modélisé et observé. D'abord, les tendances des rétrodiffusions pour les trois polarisations linéaires sont bien représentées par le modèle calibré. Toutefois, le modèle surestime la sensibilité du signal à la rugosité s , principalement pour les composantes HH et VV du signal.

Les tendances modélisées de l'effet de la hauteur de culture sont associées à une atténuation du signal pendant SI qui n'est pas prise en compte par le modèle. Toutefois, l'atténuation du signal liée à VWC est bien représentée.

4.4 Modélisation empirique de l'humidité du sol à partir du signal cohérent

L'humidité du sol m_v est modélisée à partir de différents ensembles de variables radar. Les modèles développés par régression linéaire multiple et présentés dans la présente section sont résumés dans le tableau 14.

Tableau 14 Résumé des modèles empiriques développés par régression linéaire multiple à partir de variables radars polarimétriques

#	Ensemble de variables radars	Description des variables	Nombre de variables radar
Modèle (1)*	Incohérentes	Toutes les variables de l'ensemble	3
Modèle (2)	Incohérentes	Variables de l'ensemble sélectionnées	1
Modèle (3)*	Cohérentes et incohérentes	Toutes les variables de l'ensemble	17
Modèle (4)	Cohérentes et incohérentes	Variables de l'ensemble sélectionnées	6
Modèle (5)	Cohérentes et incohérentes	Variables de l'ensemble sélectionnées par régression pas à pas	2

* Non valide puisque les variables utilisées ne respectent pas les critères de validité d'un modèle de régression linéaire multiple (voir section 3.3.4).

4.4.1 Calibration à partir des variables incohérentes

Afin d'évaluer l'apport des variables cohérentes et issues des décompositions, les coefficients de calibration b linéaires associés aux variables incohérentes du signal radar sont calibrés. Le tableau 15 présente les coefficients de calibration b associés aux variables des modèles obtenus par régression linéaire multiple. On considère que chaque terme du modèle empirique est significatif lorsque la valeur p associée est inférieure à 0.05.

Les termes utilisés correspondent uniquement aux coefficients de rétrodiffusions de chaque polarisation, puisque les rapports de rétrodiffusion et la puissance totale de rétrodiffusion P_T sont déjà des combinaisons linéaires des différents canaux de rétrodiffusions. Tel que montré au tableau 15 pour cette première calibration, uniquement les termes associés à l'intercepte et σ_{HV}^0 sont significatifs. Cela signifie que l'information de m_v contenue dans les canaux HH et VV est redondante avec celle présente dans le canal HV . Une deuxième calibration fut donc exécutée uniquement à partir de ces deux termes. Les valeurs résiduelles pour le modèle (2) indiqué dans le tableau 15 sont montrées à la figure 18.

Tableau 15 Coefficients de calibration linéaires b associés aux variables incohérentes et qualité des modèles empiriques à partir de : Modèle (1) les variables incohérentes sélectionnées et Modèle (2) uniquement les termes significatifs où $p < 0.05$

#	Nombre de champs	Nombre d'observations	R^2	RMSD (m^3/m^3)	Variable	b	Erreur type	Valeur p
1	8	61	0,354	0,096	(Intercepte)	1,101	14%	0,000
					σ_{HH}^0	0,001	793%	0,900
					σ_{HV}^0	0,047	29%	0,001
					σ_{VV}^0	-0,001	-1426%	0,944
2	8	61	0,356	0,095	(Intercepte)	1,153	0,136	0,000
					σ_{HV}^0	0,050	0,177	0,000

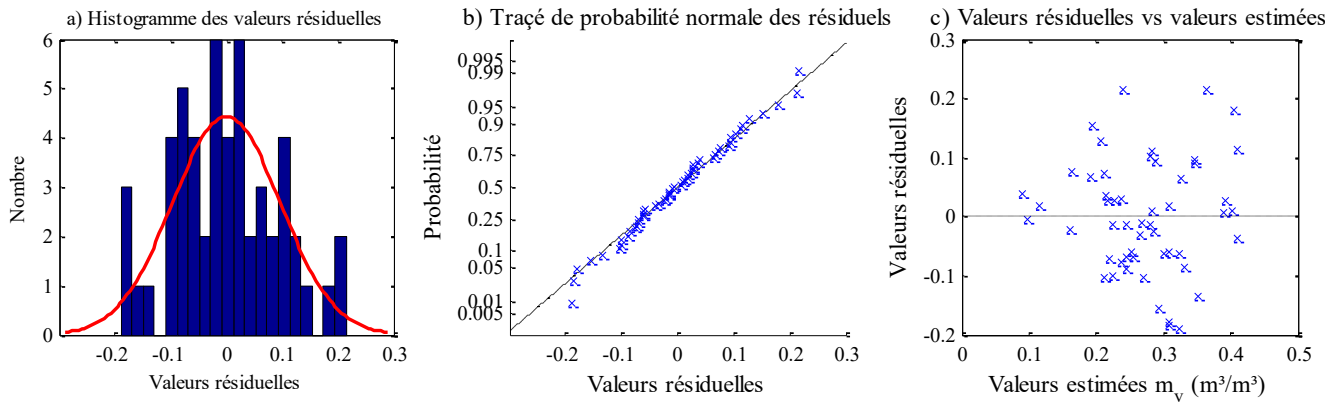


Figure 18 Tracés des valeurs résiduelles du modèle de la calibration (2) à partir des variables incohérentes

Les différents graphes présentés à la figure 18 permettent de vérifier que les valeurs résiduelles vérifient les conditions énumérées à la section 3.3.4.4. La forme de l'histogramme des résiduels en *a*) ainsi que le regroupement des résiduels sur la droite centrale en *b*) permettent d'établir qu'ils suivent bien une loi de distribution normale. Le traçé en *c*) vérifie l'hypothèse d'homoscédasticité puisque la dispersion des résiduels est constante pour toutes les valeurs de m_v mesurées. De plus, aucune tendance n'est observée. Ainsi, l'hypothèse d'homoscédasticité est vérifiée. La qualité des résiduels montre donc que le modèle est bien vérifié.

Le tableau 15 montre par les valeurs similaires de R^2 et de RMSD que l'estimation de m_v à partir du signal radar uniquement ne nécessite pas l'emploi d'un modèle complexe calibré par régression linéaire multiple. Toutefois, ce modèle linéaire ne peut expliquer qu'une très faible partie de la variance ($R^2 = 35.6\%$). De plus, ce modèle dépend fortement de la moyenne de m_v des champs utilisés

pour la calibration puisque l'intercepte en est grandement influencé. Pour des fins de comparaisons aux modèles empiriques utilisant les variables cohérentes, ce modèle est validé en estimant m_v pour les champs de blé dédiés à la validation et définis à la section 3.3.4.5.

4.4.2 Sélection des variables explicatives polarimétriques pour le modèle linéaire

Les tableaux 9 et 10 montrent qu'il existe des relations d'intérêt avec 12 variables polarimétriques et non polarimétriques, qui sont énumérées au tableau 16. Toutes les variables incohérentes sont corrélées avec l'humidité du sol de façon significative.

Tableau 16 Listes des variables polarimétriques cohérentes et incohérentes significativement corrélées avec m_v pour toute la durée de la campagne

	σ_{HH}^0	σ_{HV}^0	σ_{VV}^0	P_T	$\sigma_{HH}^0 - \sigma_{VV}^0$	$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{HH}^0$	$\sigma_{HV}^0 - \sigma_{VV}^0$	ϕ_{HH-VV}	H_s	H	A	P_V
Variables colinéaires	P_T	P_V	-	σ_{HH}^0	-	-	-	-	H	H_s	-	σ_{HV}^0

Bien qu'ils soient significativement corrélés à m_v , les rapports de rétrodiffusion ne sont pas utilisés pour la calibration puisqu'ils peuvent déjà être exprimés comme des combinaisons linéaires des différents canaux de rétrodiffusions. De plus, P_T et σ_{HH}^0 sont considérés comme colinéaires puisqu'ils possèdent une corrélation significative supérieure à 0.9. Le détail des corrélations entre les variables polarimétriques est présenté au tableau 22 de l'annexe A. P_T est donc la variable ignorée puisqu'elle est fonction des canaux HH, HV et VV. Les variables H et P_V sont également ignorées puisqu'elles sont respectivement colinéaires avec la hauteur de socle et σ_{HV}^0 et puisque ces dernières possèdent de meilleures corrélations avec l'humidité du sol. Ainsi, les variables retenues sont utilisées pour calibrer le modèle empirique (4) et les variables utilisées sont énumérées dans la section concernée du tableau 17.

4.4.3 Calibration à partir des variables polarimétriques

La figure 19 présente les résultats obtenus dans le développement de modèles empiriques basés sur des variables polarimétriques (phase de calibration). Nous évaluons trois modèles. Le Modèle (3) considère toutes les variables polarimétriques sans discernement. Le Modèle (4) utilise seulement les variables polarimétriques sélectionnées. Finalement le Modèle (5) est basé sur les variables polarimétriques choisies dans un processus de régression pas à pas. Il est important de rappeler que les Modèles (1) et (2) déjà présentés à la section 4.4.1 portent uniquement sur les variables incohérentes. Le tableau 17 présente les coefficients de calibration b associés aux variables explicatives des différents modèles calibrés par régression linéaire multiple ou par régression pas à pas.

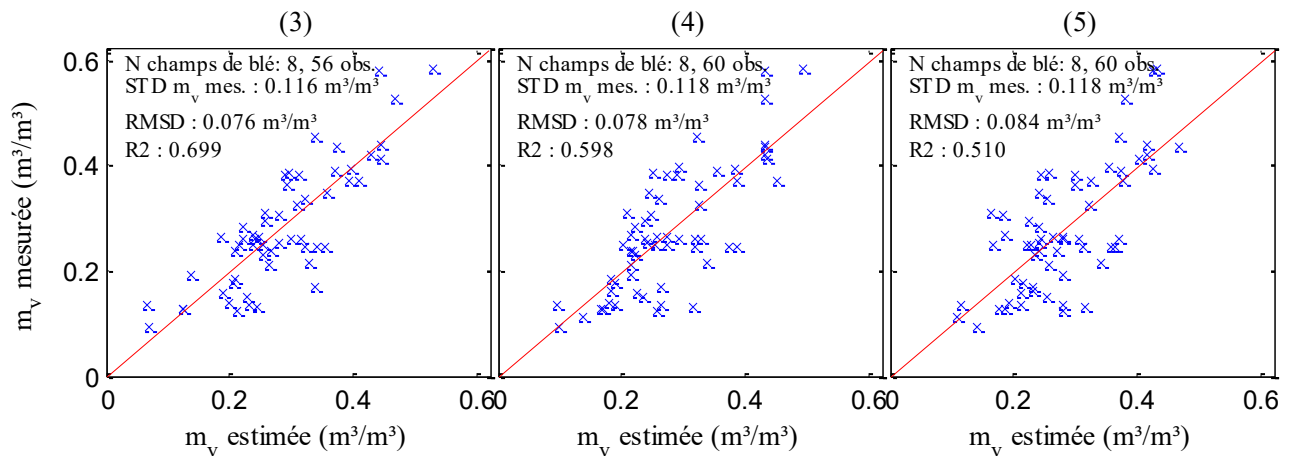


Figure 19 Comparaison des valeurs de m_v mesurées et estimées à l'aide du modèle empirique linéaire d'estimation de l'humidité du sol pour le Modèle (3) - toutes les variables polarimétriques et non polarimétriques, le Modèle (4) - les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées, et le Modèle (5) - les variables sélectionnées par régression pas à pas.

Puisque les variables explicatives possèdent des unités différentes, les coefficients de calibration standardisés b_{std} ont été calculés en divisant les coefficients b de chaque variable par son écart type. Ils permettent d'informer sur l'importance relative de chaque variable, puisque le coefficient b reflète l'ordre de grandeur de chaque variable. La signification de chaque terme peut être évaluée avec la valeur p associée à chaque coefficient b . Finalement, l'erreur type (ET) est obtenue lors de la

régression linéaire et permet d'estimer l'intervalle de confiance sur le coefficient de calibration b estimé.

Tableau 17 Coefficients de détermination (R^2), erreur quadratique moyenne (RMSD), Coefficients de calibration linéaires (b), coefficients de calibration standardisés (b_{std}), Erreur type (ET) et valeur p associés aux variables explicatives des modèles empiriques d'estimation de l'humidité du sol à partir de (3) toutes les variables polarimétriques et non polarimétriques (4) les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas

#	Nombre champs	Nombre observations	R^2	RMSD (m^3/m^3)	Variables	b	b_{std}	ET(%)	Valeur p
3	8	56	0,699	0,076	σ_{HH}^0	0,015	0,018	1322%	0,940
					σ_{HV}^0	-0,010	-0,015	-1399%	0,943
					σ_{VV}^0	-0,152	-0,199	-120%	0,409
					P_T	0,272	0,298	104%	0,340
					ρ_{HH-HV}	-0,412	-0,008	-228%	0,664
					Φ_{HH-HV}	0,001	0,017	129%	0,442
					ρ_{HH-VV}	0,126	0,010	665%	0,881
					Φ_{HH-VV}	-0,003	-0,053	-51%	0,057
					ρ_{VV-HV}	1,898	0,025	74%	0,183
					Φ_{VV-HV}	0,001	0,018	112%	0,376
					H_s	6,654	0,262	48%	0,044
					H	-0,613	-0,035	-258%	0,701
					A	-2,509	-0,103	-65%	0,132
					α	-0,009	-0,025	-292%	0,734
					σ_s^0	0,031	0,062	87%	0,257
					σ_v^0	-0,140	-0,223	-66%	0,135
σ_d^0	0,027	0,055	94%	0,292					
4	8	60	0,598	0,078	σ_{HH}^0	0,107	0,129	16%	0,000
					σ_{HV}^0	-0,117	-0,177	-23%	0,000
					σ_{VV}^0	0,057	0,076	34%	0,005
					Φ_{HH-VV}	-0,003	-0,057	-24%	0,000
					H_s	2,072	0,082	15%	0,000
					A	-1,637	-0,067	-36%	0,008
5	8	60	0,510	0,084	(Intercepte)	0,662	0,662	12%	0,000
					σ_{HH}^0	0,036	0,043	26%	0,000
					Φ_{HH-VV}	-0,004	-0,076	-14%	0,000

Puisque le modèle (3) utilise un grand nombre de variables qui sont non corrélées à m_v , ce modèle n'est pas valide et n'est calibré que pour des fins comparatives. Il est donc exclu de toute analyse ultérieure.

La figure 20 présente les valeurs résiduelles issues de la calibration des modèles (4) et (5), soient pour les variables sélectionnées issues de la polarimétrie et celles sélectionnées par la méthode pas-à-pas. Les histogrammes ainsi que les tracés de probabilité normale montrent que la distribution des valeurs résiduelles correspond suffisamment bien à une distribution normale pour que le modèle soit accepté. Le tracé des valeurs résiduelles en fonction des valeurs estimées montre qu'il n'existe, aucune tendance ou hétéroscédasticité. Les modèles (4) et (5) calibrés à l'aide de la polarimétrie sont donc tous bien conditionnés.

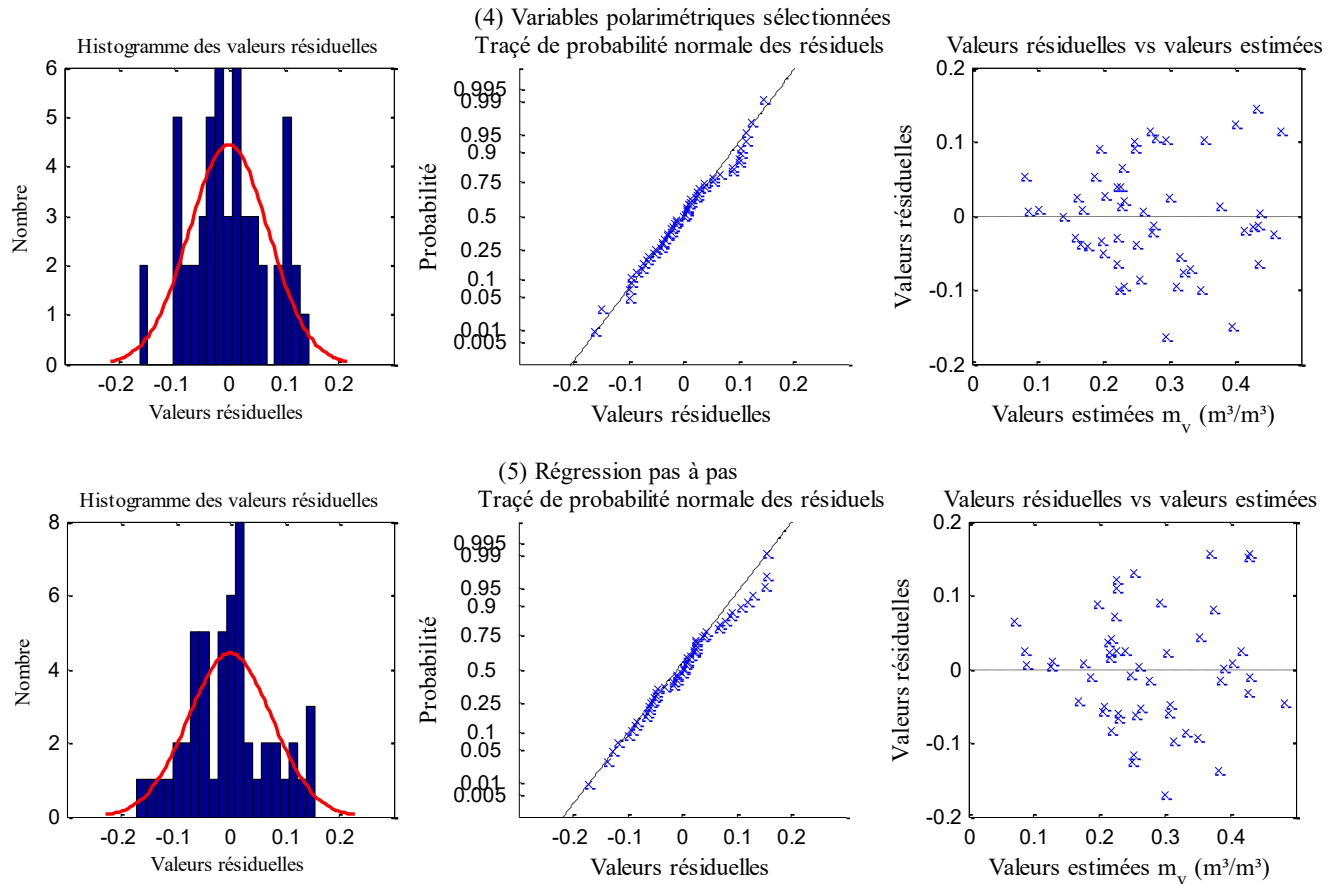


Figure 20 Tracés des valeurs résiduelles des modèles (4) et (5).

4.4.4 Sensibilité des modèles empiriques aux caractéristiques agricoles

Les valeurs estimées et résiduelles ont été comparées avec les variables terrains par l'étude de leur sensibilité. Les corrélations obtenues sont présentées au tableau 18.

Tableau 18 Sensibilité des valeurs de m_v et valeurs résiduelles estimées pour les champs dédiés à la calibration par les modèles (2) coefficient de rétrodiffusion HV uniquement (4) les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas

	Modèle (2)		Modèle (4)		Modèle (5)		
	m_v mesuré	m_v res	m_v est	m_v res	m_v est	m_v res	m_v est
Jour Julien	-,44**	-,47**	-,10	-,28*	-,39**	-,23	-,43**
<i>s</i>	-,05	,16	-,05	,20	-,03	,29*	-,15
<i>l</i>	,19	,05	,30*	,09	,21	,16	,13
<i>VB</i>	-,44**	-,45**	-,15	-,26	-,44**	-,24	-,46**
<i>h</i>	-,63**	-,56**	-,34*	-,35*	-,64**	-,30*	-,68**
<i>VWC</i>	-,18	,16	-,42**	,28*	-,43**	,13	-,32*

Les valeurs résiduelles du modèle (2) basé sur les variables incohérentes (σ_{HV}^0) montrent une importante corrélation à la végétation et au temps (Jour Julien). Ces corrélations indiquent que l'erreur est plus grande en début de campagne et que la calibration de ce modèle est mieux adaptée en présence de végétation.

Les valeurs d'humidité du sol à l'aide des modèles (4) et (5) sont toutes très significativement corrélées aux variables de végétation à travers une relation inverse. Ces corrélations inverses sont cohérentes avec les relations observées à la section 4.2.1. Les faibles sensibilités à la végétation des valeurs résiduelles liées à ces modèles montrent que ceux-ci sont mieux conditionnés que le modèle (2) en présence de végétation

4.4.5 Validation sur les champs de blé dédiés

Les modèles développés sont validés par l'estimation de l'humidité du sol m_v au-dessus des 5 champs de blé dédiés, qui n'ont pas été utilisés pour la calibration. La figure 21 présente la comparaison des valeurs m_v mesurées et estimées à l'aide des modèles empiriques développés, soit à partir de variables incohérentes et cohérentes. Il s'agit des modèles (2), (4) et (5).

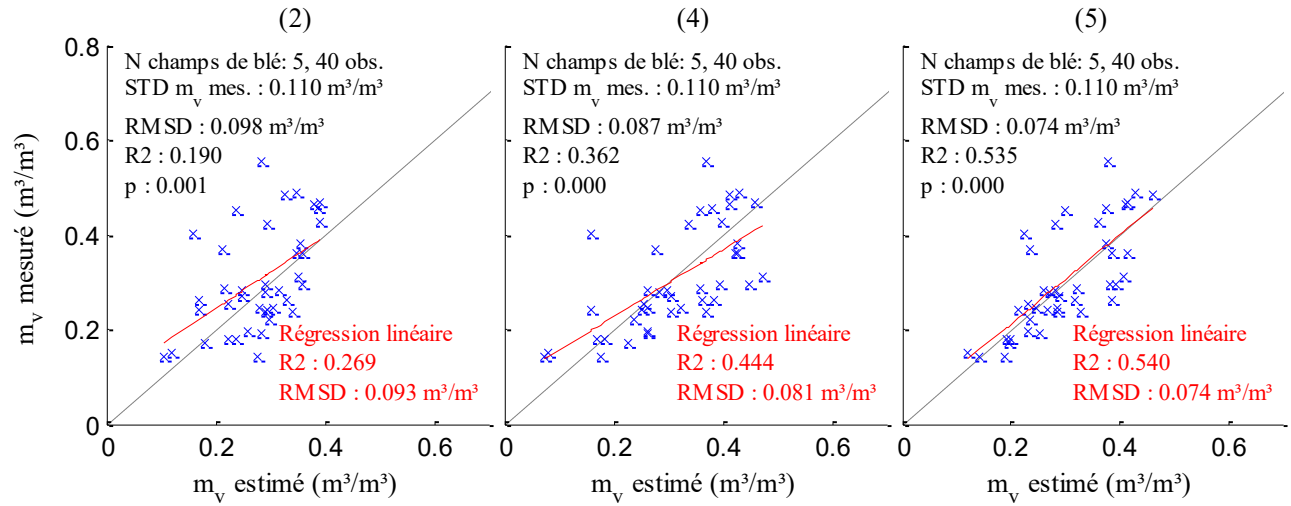


Figure 21 Estimation de l'humidité du sol m_v pour les 5 champs de blé dédiés à la validation à l'aide des modèles empiriques calibrés à partir de (2) coefficient de rétrodiffusion HV uniquement, (4) les variables polarimétriques et non polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas

La figure 21 montre que le modèle (2) basé que sur σ_{HV}^0 permet de bien estimer m_v avec un très faible biais et une faible erreur RMSD. L'addition de la polarimétrie permet de réduire l'erreur RMSD jusqu'à 0,074 m^3/m^3 avec le modèle (5) qui ne contient que deux variables, dont une polarimétrique. Par rapport au modèle (5), le modèle (4) présente une augmentation de la dispersion des valeurs estimées et donc une augmentation de l'erreur RMSD avec le nombre de variables. La comparaison entre le modèle (5) et le modèle (4) basé sur 6 variables polarimétriques et non polarimétriques montre que la réduction de l'espace des variables permet, dans ce cas-ci, une meilleure estimation de m_v . Puisque les valeurs p associées à la validation sont toutes inférieures à 0,01, les trois modèles permettant d'estimer les valeurs de m_v sont significatifs.

Les moyennes des valeurs de m_v estimées pour tous les champs de blé sont présentées à la figure 22.

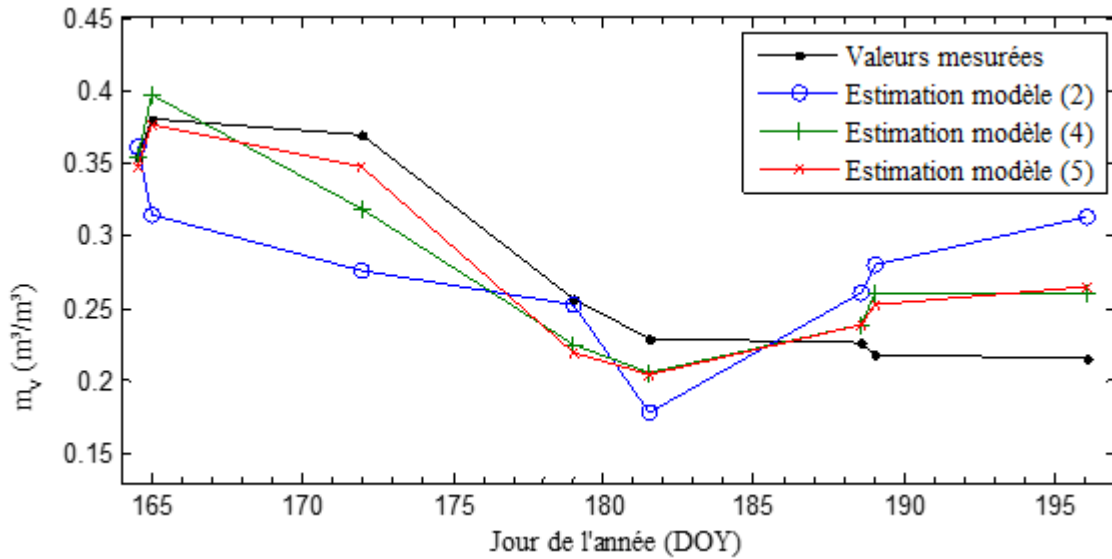


Figure 22 Profils temporels des valeurs moyennes mesurées et estimées de l'humidité du sol pour les champs dédiés à la validation par les modèles (2) coefficient de rétrodiffusion HV uniquement, (4) les variables polarimétriques sélectionnées et (5) les variables sélectionnées par régression pas-à-pas

D'abord, les valeurs estimées par tous les modèles nous montrent un biais négatif lors de la majeure partie de la campagne, soient pour les acquisitions entre les jours 172 et 181. Après le jour 181 et donc correspondant à la période du développement des grains puis la maturation, le biais est positif. Ce phénomène, encore plus important pour le modèle (2), est attribuable à la calibration sous l'effet de la végétation. Ainsi, on peut déduire que le modèle y est légèrement sensible.

5 DISCUSSION

La méthodologie et les résultats présentés lors de cette étude avaient pour objectif général d'évaluer le potentiel de la polarimétrie radar pour l'inversion de l'humidité du sol en zone agricole à partir d'images RSO en bande C.

La pertinence de la présente étude bénéficie de l'ampleur de la campagne terrain SMAPVEX12 (McNairn *et al.* 2015). En effet, un de ses atouts majeurs provient du fait que très peu d'études existantes de la littérature bénéficient de données couvrant chaque étape de croissance des plants de blé, pour un aussi grand nombre de champs, et un aussi grand nombre d'images radar polarimétriques. D'abord, ce nombre élevé d'observations a permis d'ajouter beaucoup de significativité aux corrélations observées et aux résultats en général. Ensuite, le grand nombre d'images radar a permis d'observer concrètement les effets de la végétation à chacun de ses stades de croissance, et donc pour plusieurs phénologies. Finalement, le grand nombre de champs couverts par la campagne a permis d'observer les signaux radar des champs agricoles pour une très grande variabilité dans les conditions du sol, soient de texture, rugosité et humidité de surface.

Toutefois, certaines faiblesses liées aux données ont réduit la fiabilité des résultats. En effet, les conditions météorologiques ont fait en sorte que, suite aux précipitations du début de la campagne, les champs se sont asséchés au même moment que les tiges des plants de blés subissaient leur croissance. Ainsi, une corrélation significative entre la hauteur des cultures h et l'humidité de surface du sol m_v a été constatée. Cette coïncidente relation sans causalité altère les relations observées entre le signal radar et les caractéristiques agricoles. De plus, pour plus de la moitié des champs de blé survolés par le satellite, l'humidité y a été mesurée à plus d'un jour de délai. Au lieu de rejeter ces valeurs, une méthode d'interpolation temporelle a été utilisée pour estimer l'humidité du sol aux dates de survol manquantes. Cette méthode est basée sur une relation linéaire propre à chaque champ, entre son profil temporel de m_v mesurés par sonde et le profil continu mesuré par une station automatique à proximité. Pour ces dates, l'humidité a pu être estimée avec une erreur quadratique moyenne entre $0,015 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et $0,062 \text{ m}^3/\text{m}^3$. La grande majorité des erreurs de mesure est inférieure à $0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$, ce qui montre la robustesse de la méthode d'interpolation choisie. L'interpolation a permis d'augmenter considérablement le nombre d'échantillons pour les analyses statistiques subséquentes.

5.1 Signaux radar des champs de blé

Dans un premier temps, les liens entre les variables radar et les caractéristiques agricoles ont été étudiés. Des résultats préliminaires ont montré que l'humidité du sol possédait une corrélation très significative avec les trois polarisations linéaires ($R_{HH} = 0,33$; $R_{HV} = 0,56$; $R_{VV} = 0,53$) pour les champs de blé, mais pas pour les autres cultures. Une analyse détaillée a montré que la sensibilité de σ_{HV}^0 à l'humidité du sol dépend du stade de développement des cultures dans les champs. En effet, l'humidité du sol est responsable de la majorité du signal de la rétrodiffusion pour la période *SI*, soit avant le début du développement des grains ($R_{HV-m_v, S1} = 0.62$, tableau 10). En *S2* qui débute à ce moment, la biomasse sèche *VB*, croît avec le développement de la tête et est responsable de la plus grande partie de σ_{HV}^0 ($R_{HV-VB, S2} = 0.56$, $R_{HV-m_v, S2} = 0.34$). Ces observations sont appuyées par la littérature puisque le changement de dynamique des rétrodiffusions avec l'apparition des têtes avait déjà été observé pour les canaux linéaires copolarisés (Mattia *et al.* 2003). L'étude de séries temporelles d'images radar en polarisation quadruple a également montré que σ_{HV}^0 montrait une meilleure sensibilité à l'humidité du sol pour toute la croissance du blé, et que cette sensibilité change avec la structure des plants de blé (Moran *et al.* 2012).

La rugosité est faiblement ou peu significativement corrélée avec σ_{HV}^0 que pendant la période *S1*. Bien que, les canaux de rétrodiffusion copolarisés *HH* et *VV* sont tous sensibles à m_v , ces canaux sont plus sensibles aux caractéristiques de la végétation pour chaque période. De plus, le signal est significativement atténué par la végétation en *SI*, tel que montré par leurs relations inverses avec les rétrodiffusions copolarisés (Moran *et al.* 2012).

La polarimétrie permet de mieux décrire les mécanismes de diffusion qu'uniquement avec le signal radar incohérent, notamment par la décomposition de Cloude-Pottier. Les valeurs moyennes d'entropie observées sur toute la campagne montrent que le signal radar est constitué de multiples mécanismes de diffusions. Les faibles valeurs d'angle- α en début de campagne, lorsque la végétation est faible, montre la domination des effets du sol. À ce moment, l'entropie est principalement liée aux effets de dépolarisation du sol, causés par la rugosité. En présence de végétation avec un contenu en eau important, l'augmentation des valeurs d'angle- α indique que la diffusion de volume domine le signal. Toutefois, lors de cette période, la sensibilité de l'anisotropie à m_v nous indique que les propriétés diélectriques du sol contribuent au signal radar à titre de second ou troisième mécanisme de diffusion.

Finalement, les valeurs faibles et modérées d'angle- α confirme que le terme d'interaction de la diffusion est négligeable pour toute la campagne (Gherboudj *et al.* 2011; Attema & Ulaby 1978). .

Les termes issus de la décomposition de Freeman-Durden nous montrent une domination du terme de volume pendant toute la campagne. Or, la puissance de surface de la décomposition de Freeman-Durden est inversée à partir d'un modèle de diffusion de Bragg (Hajnsek *et al.* 2003). Selon sa formulation, ce modèle ignore les effets de dépolarisation du sol et les termes de copolarisation ne dépendent que de la constante diélectrique complexe du sol. Ils sont donc indépendants des effets de rugosité (Hajnsek *et al.*, 2003). Ainsi, selon la décomposition de Freeman-Durden, la dépolarisation de l'onde par la végétation ou le sol ne subit aucune distinction. Les relations observées pour la présente étude montrent que les signaux copolarisés sont principalement diffusés par la végétation alors que le signal est significativement dépolarisé par le sol en *SI*. L'insensibilité de P_s à l'humidité du sol confirme l'incapacité de cette décomposition à représenter la rétrodiffusion du sol en bande C pour des champs de blé (Hajnsek *et al.* 2003).

Les rétrodiffusions obtenues par synthèse de polarisation circulaire n'offrent aucune sensibilité supérieure à l'humidité du sol, par rapport aux polarisations linéaires. De plus, elles sont davantage sensibles à la végétation et ne permettent pas d'en discriminer les effets.

5.2 Modélisation semi-empirique de l'humidité du sol

Le modèle semi-empirique des rétrodiffusions linéaires calibré et évalué dans la présente étude est développé par Gherboudj *et al.* (2011) et utilise le modèle pour un sol nu de Oh (2004) et le modèle *Water-Cloud* de Attema & Ulaby (1978), tel que décrit par le second objectif spécifique. Sa calibration à partir des données de la campagne SMAPVEX12 montre que le modèle tel qu'il est défini ne peut correctement estimer la rétrodiffusion, puisqu'il représente incorrectement les relations observées du signal radar incohérent avec les caractéristiques agricoles. De plus la calibration du modèle montre des valeurs de R^2 négatives, ce qui indique que de simples distributions statistiques procureraient de meilleurs modèles des canaux de rétrodiffusion. Pour cette raison, l'humidité du sol ne peut être inversée à partir des rétrodiffusions modélisées. La première hypothèse est donc nulle pour le signal radar en bande C acquis sur des champs de blé.

Les différences entre les relations modélisées et observées peuvent d'abord être expliquées par la trop grande sensibilité du modèle à la rugosité s , alors que le signal diffusé est plus sensible à la longueur de corrélation l . Ensuite, l'effet observé de la végétation est mal représenté par le modèle. Le modèle prévoit une importante sensibilité de σ_{HV}^0 à h alors qu'aucune sensibilité significative n'est observée par les mesures. Or, les relations observées montrent que la biomasse sèche influence davantage les signaux de diffusion que h après l'émergence des têtes.

Le modèle de Gherbouj *et al.* (2011), dans sa formulation actuelle, ne peut permettre de simuler le signal de rétrodiffusion incohérent de manière satisfaisante. Le modèle pourrait d'abord bénéficier de l'intégration du terme de longueur de corrélation de la rugosité du sol. Ensuite, pour une cible de champs de blé, la rétrodiffusion de volume doit intégrer la biomasse sèche.

5.3 Estimation de l'humidité du sol à partir des modèles empiriques

Les modèles empiriques basés sur la polarimétrie qui sont proposés dans cette étude ont permis d'estimer l'humidité du sol sur 5 champs de blé pour toute leur période de croissance. Le modèle (5) a permis d'estimer l'humidité du sol avec une erreur *RMSD* de 0,074 m³/m³ en expliquant plus de 53.5% (*R2*) de la variance des valeurs d'humidité du sol observées, contre une erreur de 0.098 m³/m³ et une variance expliquée de 19.0% pour le modèle (2) basé que sur les variables incohérentes. Ainsi, la pertinence et la sensibilité ajoutée des variables de la polarimétrie confirment la deuxième hypothèse énoncée dans notre étude.

L'emploi d'un modèle linéaire multiple basé strictement sur des variables incohérentes, s'avère inefficace. En effet, l'information d'humidité du sol contenue par les canaux *HH* et *VV* est redondante et non significative, en comparaison à l'utilisation d'un modèle linéaire simple basé sur σ_{HV}^0 . Bien que le modèle (3) basé sur l'ensemble des variables polarimétriques et non polarimétriques montre de meilleures performances (*RMSD* = 0,076 ; *R2* = 0,70, tableau 17) que les modèles (4) à 6 variables (*RMSD* = 0,078 ; *R2* = 0,60) et le modèle (5) à 2 variables et un intercepte (*RMSD* = 0,084 ; *R2* = 0,51), l'erreur type et la non-significativité des termes rendent ses résultats non fiables. La méthode de régression pas à pas a permis une réduction de l'espace de variables polarimétriques de 6 variables pour le Modèle (4) à 2 variables et un intercepte pour le Modèle (5). Contrairement au modèle basé uniquement sur la variable incohérente σ_{HV}^0 , l'algorithme de régression pas à pas a préféré le terme

σ_{HH}^0 puisque sa combinaison avec ϕ_{HH-VV} et l'utilisation d'un intercepte permettent d'expliquer une partie de l'inertie de m_v , qui est redondante avec σ_{HV}^0 . Bien que le modèle (4) présente de meilleurs résultats après calibration, que le modèle (5), la validation à travers l'estimation de m_v pour les 5 champs dédiés a montré de meilleures performances pour le modèle (5). Le moins grand nombre de variables que possède ce dernier réduit l'erreur type associée aux coefficients de calibration b , et augmente sa robustesse. L'estimation de l'humidité du sol à l'aide de ces deux modèles sur des champs issus d'autres sites d'étude augmenterait la confiance dans ces résultats. Toutefois, l'ensemble de ces modèles présente une précision inférieure à la cible de précision de $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ généralement visée et nécessaire aux applications hydrologiques (Kerr *et al.*, 2012).

Pour tous les modèles, les profils temporels des valeurs estimées de m_v montrent un biais négatif pendant le début de campagne jusqu'au jour 181, soit jusqu'au stade de développement des grains. Après, un biais positif est observé. Ce biais est dû à la l'estimation des coefficients de calibration b associés aux rétrodiffusions qui sont trop faibles en début de campagne et trop élevé en fin de campagne. Une amélioration potentielle du modèle serait d'identifier une variable polarimétrique qui permettrait de pondérer les effets de rétrodiffusion pour chaque stade phénologique. De plus, cette méthode de modélisation pourrait être appliquée pour l'estimation de l'humidité du sol en bande L pour le blé et d'autres cultures.

Pour le développement des approches proposées dans l'étude, le choix des variables s'appuie sur le niveau de signification statistique exprimé par la valeur p. Même si elle est très répandue, l'utilisation de cette valeur est sujet à controverse lorsque ses valeurs sont calculées sur le même ensemble de données qui sert à sélectionner et à calibrer le modèle (voir tableau 17). Des alternatives à l'utilisation de la valeur p peuvent être considérées, comme par exemple l'approche *Thresholdout* (Dwork *et al.*, 2015).

6 CONCLUSION

L'étude présentée ici a permis de répondre à l'objectif qui était d'évaluer le potentiel de la polarimétrie pour l'inversion de l'humidité du sol en zone agricole à partir d'images RSO en bande C.

Nous avons d'abord montré que le signal radar incohérent en bande C est sensible pendant toute la campagne à l'humidité de surface du sol pour les champs de blé. Le signal de rétrodiffusion en polarisation croisée (HV) présente la meilleure sensibilité par rapport aux autres canaux à l'humidité du sol sous couvert végétal et pour tous les stades de croissances du blé. Les sensibilités des variables polarimétriques corrélées à m_v sont affectées par le stade de croissance des plants de blé. La polarimétrie permet l'extraction de variables cohérentes qui sont sensibles à l'humidité du sol, dont la différence de phase $HH-VV$, la hauteur de socle et l'anisotropie A et l'entropie H issues de la décomposition de Cloude-Pottier. Ensuite, nous avons montré que le modèle semi-empirique des rétrodiffusions linéaires de Gherboudj *et al.* (2011) n'a pas pu être inversé à partir des mesures de la campagne SMAPVEX12, puisqu'il ne représente pas bien les relations observées entre le signal radar et les caractéristiques agricoles. Ainsi, ce modèle n'a pu être calibré et n'a pas pu permettre d'estimer l'humidité du sol. Finalement, nous avons estimé l'humidité du sol sur toute la période de croissance du blé de manière satisfaisante à l'aide de modèles linéaires multiples simples développés, et avec une plus grande précision qu'un modèle linéaire multiple basé sur les variables incohérentes uniquement. Tous ces modèles développés ont montré des biais dépendant des stades de croissance des plants de blé.

La grande qualité de cette étude découle de la grande envergure et la grande qualité des données de la campagne SMAPVEX12 qui a couvert une grande variété de conditions de sol et de végétation. Toutefois, cette étude montre bien les limites de la bande C puisqu'il n'a été possible de constater des relations significatives entre m_v et le signal radar que pour les champs de blé. De plus, en présence de végétation, celle-ci domine le signal, bien qu'il demeure sensible à l'humidité du sol.

Ainsi, des études ultérieures devraient être portées sur l'application de cette méthodologie, mais pour des images acquises par un capteur en bande L, dont le signal possède une plus grande profondeur de pénétration. De plus, le modèle empirique de la présente étude pourrait être amélioré en intégrant aux termes une variable pondérant l'effet de la rétrodiffusion sous couvert végétal et minimisant ainsi les biais observables avant et après l'épiaison du blé.

7 RÉFÉRENCES

- Adams, J.R. et al., 2013. Sensitivity of C-band SAR polarimetric variables to unvegetated agricultural fields. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(1), pp.1–16.
- Attema, E.P.W. & Ulaby, F.T., 1978. Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science*, 13(2), pp.357–364.
- Baghdadi, N. et al., 2005. Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment*, 96(1), pp.78–86.
- Baghdadi, N. et al., 2009. Potential of SAR sensors TerraSAR-X, ASAR/ENVISAT and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island. *Remote Sensing of Environment*, 113(8), pp.1724–1738.
- Baghdadi, N. et al., 2004. Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 25(18), pp.3593–3623.
- Baghdadi, N., Holah, N. & Zribi, M., 2006. Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 27(10), pp.1907–1920.
- Baghdadi, N. & Zribi, M., 2006. Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations. *International Journal of Remote Sensing*, 27(18), pp.3831–3852.
- Boerner, W. et al., 1998. Polarimetry in radar remote sensing : Basic and applied concepts. In F. M. Henderson & A. J. Lewis, eds. *Manual of remote sensing: Principles and applications of imaging radar*, vol. 2. New York: John Wiley & Sons, pp. 271–357.
- Brisco, B. & Brown, R.J., 1998. Agricultural applications with imaging radar. In F. M. Handerson & A. J. Lewis, eds. *Manual of remote sensing: Principles and applications of imaging radar*, vol. 2. New York: John Wiley & Sons, pp. 381–406.
- Brisco, B. & McNairn, H., 2004. The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: a review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30(3), pp.525–542.
- Cloude, S. & Pottier, E., 1996. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2).
- Cloude, S. & Pottier, E., 1997. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1), pp.68–78.

- Dobriyal, P. et al., 2012. A review of the methods available for estimating soil moisture and its implications for water resource management. *Journal of Hydrology*, 458–459, pp.110–117.
- Dobson, M.C. & Ulaby, F.T., 1998. Mapping Soil Moisture Distribution With Imaging Radar. In F. M. Henderson & A. J. Lewis, eds. *Manual of remote sensing: Principles and applications of imaging radar*, vol. 2. New York: John Wiley & Sons, pp. 407–433.
- Dubois, P.C., van Zyl, J. & Engman, T., 1995. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4), pp.915–926.
- Entekhabi, D. & Njoku, E., 2010. The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5).
- Entekhabi, D., Rodriguez-Iturbe, I. & Castelli, F., 1996. Mutual interaction of soil moisture state and atmospheric processes. *Journal of Hydrology*, 184, pp.3–17.
- Evans, D.L. et al., 1988. Radar polarimetry: analysis tools and applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(6), pp.774–789.
- Freeman, A. & Durden, S., 1998. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *Geoscience and Remote Sensing*, ..., 36(3), pp.963–973.
- Fung, A., Li, Z. & Chen, K., 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *Geoscience and Remote Sensing*, ..., 30(2), pp.356–369.
- Fung, A.K., 1994. *Microwave scattering and emission models and their applications*,
- Gherboudj, I. et al., 2011. Soil moisture retrieval over agricultural fields from multi-polarized and multi-angular RADARSAT-2 SAR data. *Remote sensing of environment*, 115(1), pp.33–43.
- Hajnsek, I. et al., 2009. Potential of Estimating Soil Moisture Under Vegetation Cover by Means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2), pp.442–454.
- Hajnsek, I. & Jagdhuber, T., 2009. Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2), pp.442–454.
- Hajnsek, I., Pottier, E. & Cloude, S.R., 2003. Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4), pp.727–744.
- Jackson, T. & O'Neill, P., 1990. Attenuation of soil microwave emission by corn and soybeans at 1.4 and 5 GHz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61(5), pp.978–980.
- Jagdhuber, T. et al., 2013. Soil moisture estimation under low vegetation cover using a multi-angular

- polarimetric decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(4), pp.2201–2215.
- Jiao, X. et al., 2011. The sensitivity of RADARSAT-2 polarimetric SAR data to corn and soybean leaf area index. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 37(1), pp.69–81.
- Kerr, Y.H., 2006. Soil moisture from space: Where are we? *Hydrogeology Journal*, 15(1), pp.117–120.
- Kerr, Y.H. et al., 2012. The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm. *Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), pp.1384–1403.
- Kim, Y. & van Zyl, J.J., 2009. A Time-Series Approach to Estimate Soil Moisture Using Polarimetric Radar Data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(8), pp.2519–2527.
- Kirdiashev, K.P., Chukhlantsev, A.A. & Shutko, A.M., 1979. Microwave radiation of the earth's surface in the presence of vegetation cover. *Radio Engineering and Electronics*, 24, pp.256–264.
- Lee, J. & Ainsworth, T., 2008. Evaluation and bias removal of multilook effect on entropy/alpha/anisotropy in polarimetric SAR decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(10), pp.3039–3052.
- Lee, J. & Pottier, E., 2008a. Electromagnetic Vector & Scattering Operators. In *Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications*. Taylor & Francis Group.
- Lee, J. & Pottier, E., 2008b. H / A / alpha Polarimetric Decomposition Theorem. In *Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications*. Taylor & Francis Group.
- Lewis, A.J. & Handerson, F.M., 1998. Radar Fundamentals: The Geoscience Perspective. In F. M. Henderson & A. J. Lewis, eds. *Manual of remote sensing: Principles and applications of imaging radar, vol. 2*. New York: John Wiley & Sons, pp. 131–181.
- López-Martínez, C., Alonso-González, A. & Fàbregas, X., 2013. Perturbation Analysis of Eigenvector-Based Target Decomposition Theorems in Radar Polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(4), pp.2081–2095.
- Mattia, F. et al., 2003. Multitemporal C-Band Radar Measurements on Wheat Fields. , 41(7), pp.1551–1560.
- Mattia, F. et al., 1997. The effect of surface roughness on multifrequency polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4), pp.954–966.

- McNairn, H. et al., 2012. Monitoring Soil Moisture to Support Risk Reduction for the Agriculture Sector Using RADARSAT-2. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(3), pp.824–834.
- McNairn, H. et al., 2015. Prelaunch Calibration and Validation of the SMAP Soil Moisture Algorithms. , 53(5), pp.2784–2801.
- McNairn, H. et al., 2002. The effect of soil and crop residue characteristics on polarimetric radar response. *Remote Sensing of Environment*, 80(2), pp.308–320.
- Merzouki, A., McNairn, H. & Pacheco, A., 2010. Evaluation of the Dubois, Oh, and IEM radar backscatter models over agricultural fields using C-band RADARSAT-2 SAR image data. *Canadian Journal of Remote ...*, 36(January).
- Merzouki, A., McNairn, H. & Pacheco, A., 2011. Mapping Soil Moisture Using RADARSAT-2 Data and Local Autocorrelation Statistics. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(1), pp.128–137.
- Moran, M.S. et al., 2012. A RADARSAT-2 Quad-Polarized Time Series for Monitoring Crop and Soil Conditions in Barrax, Spain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(4), pp.1057–1070.
- Oh, Y., 2004. Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3), pp.596–601.
- Oh, Y., Sarabandi, K. & Ulaby, F.T., 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2).
- Oh, Y., Sarabandi, K. & Ulaby, F.T., 2002. Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(6), pp.1348–1355.
- Raney, K.R., 1998. Radar fundamentals : Technical perspective. In F. M. Henderson & A. J. Lewis, eds. *Manual of remote sensing: Principles and applications of imaging radar, vol. 2*. New York: John Wiley & Sons, pp. 9–130.
- Ressources naturelles Canada, 2007. Données numériques d'élévation du Canada , Niveau 1 Spécifications de produit. *Centre d'information topographique*.
- Ressources Naturelles Canada, 2010. Guide de transition BNDT à CanVec, Édition 1.1.0. *Centre*

d'information topographique.

- De Roo, R.D. et al., 2001. A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(4), pp.864–872.
- Sokol, J., Ncnairn, H. & Pultz, T.J., 2004. Technical Note / Note technique Case studies demonstrating the hydrological applications of C-band multipolarized and polarimetric SAR. , 30(3), pp.470–483.
- Toutin, T., 2012. Radarsat-2 DSM Generation With New Hybrid , Deterministic , and Empirical Geometric. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), pp.2049–2055.
- Ulaby, F.T., Aslam, A. & Dobson, M.C., 1982. Effects of Vegetation Cover on the Radar Sensitivity to Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-20(4), pp.476–481.
- Ulaby, F.T., Batlivala, P.P. & Dobson, M.C., 1978. Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part I - Bare Soil. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 16(4), pp.286–295.
- Ulaby, F.T., Bradley, G.A. & Obson, M.C., 1979. Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part II–Vegetation-Covered Soil. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 17(2), pp.33–40.
- Della Vecchia, A. et al., 2008. Observing and Modeling Multifrequency Scattering of Maize During the Whole Growth Cycle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(11), pp.3709–3718.

ANNEXE A RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

Tableau 19 Matrice de corrélations des variables des caractéristiques du sol et de la végétation avant le début du développement des grains (*S1*), après (*S2*) et l'ensemble de la campagne (*S0*). Relation statistiquement * peu significative (0,05 < p < 0,1), ** significative (0,01 < p < 0,05), ***très significative (0 < p < 0,01).

		<i>s</i>	<i>l</i>	<i>VB</i>	<i>h</i>	<i>VWC</i>
<i>m_v</i>	S0	-,04	-,16	-,45***	-,64***	,04
	S1	-,06	-,14	-,31**	-,55***	,12
	S2	-,03	-,26*	-,01	-,41***	,15
<i>s</i>	S0	=	-,40***	,03	-,08	,06
	S1	=	-,50***	,08	-,03	-,12
	S2	=	-,50***	,05	-,25*	,27*
<i>l</i>	S0	=	=	-,22**	,03	-,33***
	S1	=	=	-,35**	,03	-,23
	S2	=	=	-,25	,22	-,46***
<i>VB</i>	S0	=	=	=	,81***	,43***
	S1	=	=	=	,70***	,63***
	S2	=	=	=	,32**	,30**
<i>h</i>	S0	=	=	=	=	,34***
	S1	=	=	=	=	,56***
	S2	=	=	=	=	-,14

Tableau 20 Matrice des corrélations des variables radar en polarisations circulaires à l'humidité du sol *m_v*, Relation statistiquement * significative (0,01 < p < 0,05), **très significative (0 < p < 0,01).

Culture	σ_{LL}^0	σ_{LR}^0	σ_{RR}^0	ρ_{LR-RR}	Φ_{LR-RR}	ρ_{LL-RR}	Φ_{LL-RR}	Φ_{LR-LL}	ρ_{LR-LL}
<i>m_v</i> Toutes	,01	-,16**	,02	,22**	-,10	,16**	-,14*	,22**	-,08
Blé	,40**	,45**	,41**	-,22*	-,17	-,36**	-,14	-,21	,45**
Canola	-,02	,25	-,02	-,10	,25	-,13	-,14	-,19	,42**
Soja	-,15	-,22*	-,15	,27**	,01	,39**	-,05	,30**	-,08
Maïs	-,06	,17	-,05	,24	-,01	,35**	,06	,21	-,11

Tableau 21 Valeurs éloignées identifiées à partir des diagrammes à moustaches

Variable	Champ	DOY/Période	Variable	Champ	DOY/Période
CORRVVHV	31	164	I_SIGHH	73-1	164
PDVVHV	31	164	I_SIGVV	73-1	164
SMCONF	32	172	I_SIGTOT	73-1	164
I_HV/VV	32	164	I_HV/VV	73-1	164
I_HV/VV	32	172	A	73-1	164
I_HV/VV	32	181	A	73-1	165
CORRHHVV	32	164	ALPHA	73-1	164
ALPHA	32	Campagne	ODD	73-1	164
CORRHHHV	91	179	VWC	104	164
CORRHHHV	91	196	VWC	104	165
PDHHHV	91	179	ROUGHCL	104	Campagne
DBL	91	189			

