



uOttawa

L'Université canadienne
Canada's university

**FACULTÉ DES ÉTUDES SUPÉRIEURES
ET POSTDOCTORALES**



**FACULTY OF GRADUATE AND
POSTDOCTORAL STUDIES**

Amine Merzouki

AUTEUR DE LA THÈSE / AUTHOR OF THESIS

Ph.D. (Earth Sciences)

GRADE / DEGREE

Department of Earth Sciences

FACULTÉ, ÉCOLE, DÉPARTEMENT / FACULTY, SCHOOL, DEPARTMENT

**Modélisation de la variabilité spatiale de l'humidité du sol à
partir d'imagerie radar à synthèse d'ouverture**

TITRE DE LA THÈSE / TITLE OF THESIS

Abderrazak Bannari

DIRECTEUR (DIRECTRICE) DE LA THÈSE / THESIS SUPERVISOR

CO-DIRECTEUR (CO-DIRECTRICE) DE LA THÈSE / THESIS CO-SUPERVISOR

EXAMINATEURS (EXAMINATRICES) DE LA THÈSE / THESIS EXAMINERS

Dr. André Desrochers

Dr. Philippe Teillet

Dr. Douglas King

Dr. Ridha Touzi

Gary W. Slater

Le Doyen de la Faculté des études supérieures et postdoctorales / Dean of the Faculty of Graduate and Postdoctoral Studies

MODÉLISATION DE LA VARIABILITÉ SPATIALE DE
L'HUMIDITÉ DU SOL À PARTIR D'IMAGERIE RADAR À
SYNTHÈSE D'OUVERTURE

Par

Amine Merzouki

Thesis submitted to the
Faculty of Graduate & Postdoctoral Studies
University of Ottawa
In partial fulfillment of the requirements for the
Ph.D. degree in Earth Sciences

Ottawa-Carleton Geoscience Centre
and
University of Ottawa
Ottawa, Canada

Thèse soumise à
Faculté des Études Supérieures et Postdoctorales
Université d'Ottawa
En vue de l'obtention du
Doctorat en Sciences de la Terre

Centre Géoscientifique d'Ottawa-Carleton
et
Université d'Ottawa
Ottawa, Canada



Library and
Archives Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Published Heritage
Branch

Direction du
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence
ISBN: 978-0-494-49380-9
Our file Notre référence
ISBN: 978-0-494-49380-9

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.


Canada

Résumé

Bien que l'humidité du sol ne présente qu'une faible proportion de la quantité de l'eau sur terre, elle est considérée comme une variable clé dans différentes sciences environnementales. Ce paramètre intervient fortement dans la régulation du phénomène d'évapotranspiration qui affecte directement la dynamique atmosphérique. La modélisation de ces phénomènes est principalement liée à une meilleure compréhension de la structure d'organisation spatiale de l'humidité. Cette thèse a tenté de répondre à un objectif précis portant sur l'analyse du potentiel des données en bande C du RSO de Radarsat-1 à quantifier la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Ces données ont été acquises durant cinq périodes sur le bassin de la rivière Roseau au sud du Manitoba, Canada. Parallèlement à ces acquisitions radar, des mesures *in situ* ont été faites sur 62 sites d'échantillonnage sur le terrain pour un besoin de validation. Nous avons dédié la première partie de notre étude à une analyse de la capacité du mode large du RSO de Radarsat-1 à fournir des estimations fiables de la hauteur quadratique moyenne de la rugosité. Il a été montré que l'introduction d'une contrainte sur l'angle d'incidence radar a amélioré les estimations des deux modèles de rétrodiffusion utilisés (*MO: Modèle de Oh* et *MEI: Modèle de l'Équation Intégrale*).

Afin de palier au problème du manque d'exactitude de la mesure de la rugosité, nous avons appliqué la technique d'étalonnage semi-empirique de Baghdadi *et al.* (2004). Ce processus nous a permis d'améliorer la performance du *MEIE* en terme d'accord entre les mesures et les simulations des coefficients de rétrodiffusion. Une inversion par *simplex* de la version étalonnée du *MEI* a été implémentée pour extraire les cartes d'humidité du sol. Les ajustements numériques des semivariogrammes par un modèle exponentiel ont dévoilé l'existence d'un certain effet d'organisation spatiale. Le recours à des analyses des autocorrélations a rendu possible de décortiquer les structures de variabilité spatiale de l'humidité du sol. Les ajustements numériques des profils de transition spatiale par un modèle exponentiel ont dévoilé l'existence d'un certain effet d'organisation.

Nos analyses d'échelles des images d'humidité ont confirmé l'existence d'une loi de puissance entre les variances et l'échelle d'observation sur une marge de validité allant de 3 à 4,75 en échelle log ($R^2 > 0.94$). Les pentes de la régression de cette loi statistique variaient dans l'intervalle $[-0.27, -0.51]$, prouvant ainsi l'existence d'une organisation spatiale. En combinant nos résultats avec ceux obtenus par les micro-ondes passives, nous étions en mesure d'étendre significativement la marge de validité de la loi de puissance des variances de l'humidité du sol de 3 à 7,5 en échelle log.

Afin d'examiner les propriétés multi-échelles des images d'humidité du sol, nous avons opté pour une analyse des moments statistiques. Ces derniers ont clairement exhibé une loi de puissance versus la résolution spatiale sur les différents régimes de l'humidité ($R^2 > 0.90$). Il convient de souligner que nous avons aperçu des propriétés d'organisations spatiales multi-fractales traduites par une concavité apparente des profils des pentes des régressions aux différentes acquisitions radar.

Abstract

Soil moisture content is a key variable in many environmental sciences. Even though it represents a small proportion of the liquid freshwater on Earth, it modulates interactions between the land surface and the atmosphere, thereby influencing climate and weather. Accurate modeling of the above processes depends on the ability to provide proper spatial characterization of soil moisture. In this dissertation we report on an investigation of the possibility of that the spatial variability of soil moisture can be evaluated using *Radarsat-1* C-band SAR data. The data were acquired during five different periods over the Roseau River watershed in southern Manitoba, Canada. For validation purposes, ground measurements were carried out at 62 locations simultaneously with the satellite data acquisitions. The first step in this analysis was to assess the potential of wide mode acquisitions from the *Radarsat-1* SAR to provide reliable measurements of the rms height surface roughness parameter. It was found that the best estimation occurred when a constraint on local incidence angle was introduced. Without this constraint, none of the used models (*OM: Oh Model* and *IEM: Integral Equation Model*) provided satisfactory predictions.

In order to reduce the surface roughness effect on radar backscatter behavior, the semi-empirical calibration technique of *IEM* as proposed by Baghdadi *et al.* (2004) was implemented. Overall, a better agreement was found between the calibrated model results and SAR-based backscatter coefficients compared to simulation results based on the original *IEM* version. Soil moisture maps were then computed by inversion of the calibrated *IEM* based on a simplex algorithm routine. Derived spatial patterns of near-surface moisture content were then examined using an exponential semivariogram model for spatial extents ranging from tens of meters to kilometers. Despite quite different soil properties, similarities were found between the semivariogram range results (~ 100 m) and those reported in the literature.

Our scaling analysis of near-surface moisture images confirms the existence of power law decay between the variance and the increasing scale over the range of log scale of 3 to 4.75 ($R^2 > 0.94$). The slopes of the corresponding fitted lines were found to be in the range $[-0.27, -0.51]$, which indicates the existence of a clustering effect. Combining these results with those obtained by passive microwaves, one could infer that the power law decay of the soil moisture moments could be valid over an extended log scale ranging from 3 to 7.5.

To investigate the multi-scaling properties of the SAR-based soil moisture images, moment analyses were performed. A consistent linear *log-log* dependency of the higher statistical moments on cell resolution was found over different moisture regimes, yielding good coefficients of determination ($R^2 > 0.90$). The relationship between the regression slope of this power law decay and the moment order exhibits a concave shape, clearly showing a multi-fractal pattern in soil moisture during all acquisition periods.

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance au professeur Abderrazak Bannari, mon directeur de thèse. Je le remercie pour l'enthousiasme, la patience et la disponibilité qu'il a toujours témoignés à mon égard. Ses idées, ses suggestions et les discussions innombrables avec lui m'ont été d'un grand intérêt pour mener à bien ce travail. Qu'il sache que toute ma reconnaissance lui est acquise.

J'ai eu la chance de pouvoir bénéficier de l'expérience du professeur Philippe Teillet (University of Lethbridge) dans le domaine de la télédétection. Je lui exprime ma sincère reconnaissance pour ses conseils prodigieux qu'il m'a toujours donnés, sa franchise et ses exigences en terme de qualité du travail.

Toute ma reconnaissance va au professeur Douglas King (Carleton University) pour sa collaboration et ses suggestions fructueuses tout au long des quatre dernières années.

Il m'est très agréable d'exprimer toute ma gratitude au professeur André Desrochers (Université d'Ottawa). J'ai pu durant des années, apprécier non seulement ses compétences scientifiques mais aussi ses qualités humaines et sa disponibilité. Il me fait, à présent, un grand honneur en participant au jury de cette thèse.

Je tiens également à exprimer mes vifs remerciements au Docteur Ridha Touzi (Centre Canadien de Télédétection), rapporteur externe de cette thèse, pour l'intérêt qu'il a manifesté envers mon travail. Je le remercie d'avoir accepté de participer au jury de cette thèse.

Cette thèse a été réalisée au Ottawa-Carleton Geoscience Centre du Département des Sciences de la Terre de l'Université d'Ottawa. Je tiens à remercier le corps professoral, le personnel administratif ainsi que mes collègues étudiants diplômés. Ce travail de recherche a été mené à terme grâce au soutien financier du Programme des Bourses Internationales de l'Université d'Ottawa, d'un contrat de recherche avec le Centre Canadien de Télédétection, du Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie du Canada (subvention de A.Bannari), de la Faculté des Études Supérieures et postdoctorales pour le financement des voyages et participations aux conférences scientifiques. À tous ces organismes, j'adresse mes vifs remerciements.

**À mes chers parents,
pour leur soutien constant.
À ma femme Hafida.
Et à toute ma famille.**

TABLE DES MATIÈRES

Resumé.....	i
Abstract.....	ii
Remerciements.....	iii
Dédicace.....	iv
Table des matières.....	v
Liste des figures.....	viii
Liste des tableaux.....	xi
Liste des abréviations.....	xii
 CHAPITRE 1: Introduction générale	
1.1. Contexte général de l'étude.....	1
1.2. Objectifs et hypothèses de la thèse.....	6
1.3. Organisation de la thèse.....	7
 CHAPITRE 2: Potentiel de la télédétection pour la mesure de l'humidité du sol: Aspects expérimental et physique	
2.1. Introduction.....	10
2.2. Généralités sur les sols.....	11
2.2.1. Variabilité spatiale des constituants des sols.....	12
2.2.2. Variabilité temporelle des propriétés des sols.....	13
2.2.3. Comportement de l'eau dans les sols.....	15
2.2.3.1. Les argiles et l'eau.....	15
2.2.3.2. Effet de la porosité sur la teneur en eau.....	16
2.2.4. Effet de l'humidité sur les propriétés diélectriques des sols.....	16
2.3. Télédétection de l'humidité du sol dans le visible et l'infrarouge.....	20
2.4. Télédétection de l'humidité du sol dans l'infrarouge thermique.....	22
2.5. Émission en hyperfréquences des sols et effet de l'humidité.....	25
2.5.1. Notion de la température de brillance et effet de l'humidité.....	25
2.5.2. Effet de la rugosité en hyperfréquences passives.....	28
2.5.3. Effet de la végétation en hyperfréquences passives.....	29
2.5.4. Estimation de l'humidité du sol.....	30
2.6. Réaction des surfaces des sols aux hyperfréquences actives et effet de l'humidité.....	32
2.6.1. Les dispositions pratiques pour l'estimation de l'humidité du sol.....	32
2.6.2. Modélisation du coefficient de rétrodiffusion radar.....	34
2.6.2.1. Modèles physiques.....	34

2.6.2.2. Modèles empiriques.....	42
2.6.2.3. Modèles semi-empiriques.....	50
2.6.2.4. Modèles de la diffusion volumique.....	53
2.6.3. Effet de la rugosité en hyperfréquences actives.....	56
2.6.4. Effet de la végétation en hyperfréquences actives.....	57
2.7. Conclusions.....	61

CHAPITRE 3: Les Sensorwebs: La technologie réseau au service d'une détection intégrée de la terre

3.1. Introduction.....	63
3.2. Rôle des technologies de l'information dans une vision globale des sciences de la terre.....	64
3.3. Infrastructure réseau.....	66
3.3.1. Architecture des capteurs.....	67
3.3.2. Nombre de capteurs et stratégie de déploiement.....	68
3.3.3. Architecture des réseaux de capteurs.....	70
3.3.4. Localisation des réseaux de capteurs et intérêt du <i>GPS</i>	72
3.4. Les Sensorwebs.....	73
3.4.1. Prototype de capteur sensorweb du <i>JPL</i>	74
3.4.2. Transmission des données dans un sensorweb.....	75
3.4.3. Applications des sensorwebs du <i>JPL</i>	77
3.4.4. Prototype du sensorweb du <i>CCT</i>	82
3.5. Conclusions.....	85

CHAPITRE 4: Description de la région d'étude et des données utilisées

4.1. Géomorphologie et causes des inondations dans le bassin de la rivière Rouge.....	87
4.2. Site d'étude.....	92
4.3. Données <i>in situ</i> de l'humidité du sol.....	93
4.4. Données de la rugosité du sol.....	94
4.5. Données images et prétraitements.....	95
4.6. Résumé.....	97

CHAPITRE 5: Estimation du paramètre caractéristique de la rugosité du sol par inversion des modèles de rétrodiffusion radar

5.1. Objectifs.....	99
5.2. Méthodologie.....	100
5.3. Analyses statistiques.....	102
5.4. Analyses et interprétations des résultats.....	103
5.5. Conclusions.....	112

CHAPITRE 6: Caractérisation géostatistique des images de l'humidité du sol

6.1. Objectifs.....	114
6.2. Méthodologie.....	115
6.3. Analyses et interprétations des résultats.....	119
6.3.1. Simulations en mode direct des coefficients de rétrodiffusion radar.....	120
6.3.2. Analyse de sensibilité du <i>MEIE</i>	125
6.3.3. Inversion du <i>MEIE</i> et extraction des cartes d'humidité du sol.....	128
6.3.4. Analyse de la variabilité spatiale de l'humidité du sol.....	130
6.3.4.1. Comportement des portées des corrélations spatiales.....	129
6.3.4.2. Comportement des variances apparentes.....	135
6.4. Conclusions.....	140

CHAPITRE 7: Caractérisation statistique d'échelle des images d'humidité du sol

7.1. Objectifs.....	143
7.2. Méthodologie.....	144
7.3. Analyses et interprétations des résultats.....	147
7.3.1. Effet d'échelle sur les variances de l'humidité du sol.....	147
7.3.2. Simulation d'images d'humidité du sol et effets de l'organisation spatiale.....	153
7.3.3. Caractérisation multi-échelles des images d'humidité du sol.....	157
7.4. Conclusions.....	163

CHAPITRE 8: Conclusions et perspectives

8.1. Conclusions et contributions.....	165
8.2. Recommandations et perspectives.....	171

RÉFÉRENCES.....	173
------------------------	------------

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1: La constante diélectrique versus l'humidité volumique dans différents sols, pour une fréquence de 1,4 GHz et une température de sol de l'ordre de 23° (Ulaby <i>et al.</i> , 1986).....	18
Figure 2.2: Composantes imaginaire et réelle de la constante diélectrique relative versus la fréquence (entre 1 et 10 GHz), pour deux taux d'humidité (5 % et 40 %) et différentes températures (entre 0 et 50°) (adaptée de Walker, 1999).....	20
Figure 2.3: Spectres des réflectances de quatre types de sols en fonction des taux d'humidité volumiques (adaptée de Lobell and Asner, 2002).....	22
Figure 2.4: La chaleur spécifique versus l'humidité volumique du sol (Bonn and O'Neill, 1993).....	24
Figure 2.5: Émissivité d'un sol sablonneux versus l'angle d'observation avec deux taux d'humidité volumique (5 % et 30 %) (adaptée de Njoku and Entekhabi, 1996).....	27
Figure 2.6: Comparaison entre l'estimation du coefficient de rétrodiffusion par le modèle semi-empirique de Oh <i>et al.</i> (1994) et celle du MEI et des mesures aéroportés (adaptée de Oh, 2001).....	52
Figure 2.7: Effet du taux de transition m sur le profil des propriétés diélectriques d'un sol (Walker, 1999).....	55
Figure 2.8: Effets contribuant à la rétrodiffusion radar d'un sol couvert de végétations (adaptée de Ulaby <i>et al.</i> , 1996).....	58
Figure 3.1: La vision globale de la présence virtuelle à travers le réseau Internet (Delin and Jackson, 2001; Teillet <i>et al.</i> , 2002).....	66
Figure 3.2: Architecture d'un capteur de mesure in situ (Ulmer <i>et al.</i> , 2002).....	68
Figure 3.3: Méthodes de déploiement des capteurs sur le terrain: (a) cas d'une grille 15 x 15, (b) déploiement aléatoire de 100 nœuds, et (c) un réseau biaisé de 100 nœuds (Tilak <i>et al.</i> , 2002).....	70
Figure 3.4: Les dispositions possibles des nœuds: (a) espace couvert par la transmission d'un seul nœud, (b) deux nœuds interconnectés, et (c) deux nœuds hors gamme de transmission.....	71
Figure 3.5: Prototype d'un mini-capteur de sensorweb (Delin and Jackson, 2001).....	75
Figure 3.6: Transmission directe et indirecte entre deux nœuds (R et T) d'un sensorweb (Delin and Jackson, 2000).....	76
Figure 3.7: Plusieurs sensorwebs déployés aléatoirement et interconnectés entre eux (Les mini-capteurs et les capteurs principaux sont, respectivement, de formes sphériques et cubiques) (Delin and Jackson, 2000).....	77

Figure 3.8: Deux topologies du premier réseau sensorweb du <i>JPL</i> (Delin and Jackson, 2001).....	78
Figure 3.9: Prototype du capteur du <i>Sensorweb 2</i> . (Delin and Jackson, 2001).....	80
Figure 3.10: Variation de l'éclairement solaire enregistrée par six capteurs du <i>Sensorweb 2</i> (Delin and Jackson, 2000).....	80
Figure 3.11: Prototype du capteur du <i>Sensorweb 3</i> (Delin, 2002).....	81
Figure 3.12: Interface graphique du <i>Sensorweb 3</i> au "Huntington Botanical Gardens" accessible par le navigateur Netscape montrant des données de la période du 14 au 16 avril 2003 (http://caupanga.huntington.org/sensorweb).....	82
Figure 3.13: Prototype du réseau sensorweb du <i>CCT</i> déployé sur le bassin de la rivière Roseau, Manitoba, Canada (Teillet et al., 2003).....	84
Figure 3.14: Exemple des profils à différentes profondeurs du sol de la température enregistrés par le prototype du sensorweb du <i>CCT</i> l'humidité du sol (<i>VSM</i>) (Teillet et al., 2003).....	84
Figure 4.1: Zone d'étude au bassin de la rivière Roseau tributaire de la rivière Rouge au Manitoba avec des images radar des inondations du 20 avril 2001 acquises par le <i>RSO</i> de <i>Radarsat-1</i> en mode <i>W2</i> (<i>CCT</i>). (http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/ccrs/rd/apps/hydro/redrvr/apr20.jpg).....	91
Figure 4.2: Site d'étude du bassin de la rivière Roseau.....	92
Figure 4.3: L'instrument <i>SRM-200</i> utilisé pour la mesure de la rugosité de la surface (Teillet et al., 2003).....	95
Figure 5.1: Coefficients de rétrodiffusion radar mesurés sur 62 sites de validation versus ceux simulés par les modèles: <i>MEIE</i> , <i>MEIG</i> et <i>MO</i>	105
Figure 5.2: Résultats des estimations du paramètre de la rugosité s en utilisant les deux modèles de rétrodiffusion <i>MEIE</i> et <i>MO</i>	109
Figure 5.3: Sensibilité du coefficient de rétrodiffusion radar, simulée par les modèles <i>MEIE</i> et <i>MO</i> , au taux d'humidité du sol et à l'angle d'incidence local.....	111
Figure 5.4: Sensibilité des modèles <i>MEIE</i> et <i>MO</i> aux variations des angles d'incidence Local.....	112
Figure 6.1: Représentation schématique d'un semivariogramme expérimental.....	118
Figure 6.2: Longueur de corrélation de la rugosité versus la hauteur quadratique moyenne.....	121
Figure 6.3: Longueur de corrélation optimisée de la rugosité versus la hauteur quadratique moyenne.....	121
Figure 6.4: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du <i>MEIE</i> en fonction de ceux mesurés à partir du premier sous-ensemble de données.....	123
Figure 6.5: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du <i>MEIE</i> en fonction de ceux mesurés à partir du deuxième sous-ensemble de données.....	123
Figure 6.6: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du <i>MEIE</i> versus ceux simulés par le <i>MO</i>	124
Figure 6.7: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du <i>MEIE</i> en fonction de l'angle d'incidence radar.....	126

Figure 6.8: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du <i>MEIE</i> en fonction du taux d'humidité du sol.....	127
Figure 6.9: Écart des amplitudes de rétrodiffusion radar versus l'angle d'incidence.....	127
Figure 6.10: Cartes d'humidité du sol d'une taille de <i>120x120</i> pixels obtenues par inversion de la version étalonnée du <i>MEIE</i>	129
Figure 6.11: Portée de corrélations spatiales versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.....	134
Figure 6.12: Portée de corrélations spatiales versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux avec ajustements robustes.....	134
Figure 6.13: Effet pépite versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.....	137
Figure 6.14: Variance apparente versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.....	137
Figure 6.15: Erreur de variance versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.....	139
Figure 6.16: Variance apparente versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux avec ajustements robustes.....	140
Figure 7.1: Effet d'échelle sur la variance de l'humidité du sol sans effet de chevauchement spatial.....	149
Figure 7.2: Effet d'échelle sur la variance de l'humidité du sol avec effet de chevauchement spatial (50 %).....	149
Figure 7.3: Images d'humidité du sol obtenues par inversion du <i>MEIE</i> et ceux simulées par la méthode de congruence.....	156
Figure 7.4: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol sans effet de chevauchement spatial.....	159
Figure 7.5: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol avec effet de chevauchement spatial (50 %).....	159
Figure 7.6: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol sans effet de chevauchement spatial.....	162
Figure 7.7: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol avec effet de chevauchement spatial (50 %).....	162

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 5.1: Sommaire des analyses statistiques après application des filtres du chatoiement radar sur les estimation du <i>MO</i> et des deux version du MEI: avec fonction de rugosité gaussienne (<i>MEIG</i>) et exponentielle (<i>MEIE</i>).....	104
Tableau 5.2: Sommaire des analyses statistiques des résultats de l'estimation du paramètre <i>s</i> avec et sans contrainte sur l'angle θ	108
Tableau 7.1: Protocole d'agrégation spatiale adopté pour l'analyse d'échelle.....	148
Tableau 7.2: Détails des régressions de la loi de puissance des variances de l'humidité.....	151
Tableau 7.3: Sommaire des pentes $s(p)$ des images d'humidité simulées.....	156
Tableau 7.4: Sommaire des paramètres des régressions linéaires des analyses multi-échelles.....	160

LISTE DES ABRÉVIATIONS

ALOS-PALSAR	Advanced Land Observing Satellite - Phased Array Type L-band Synthetic Aperture Radar
CCT	Centre Canadien de Télédétection
EMSL	European Microwave Signature Laboratory
ERS-1	First European Remote-Sensing satellite
ERS-2	Second European Remote-Sensing satellite
ESTAR	Electronically Scanned Thinned Array Radiometer
GPS	Global Positioning System
IA	Index of Agreement
JPL	Jet Propulsion Laboratory
MAE	Mean Absolute Error
MEI	Modèle de l'Équation Intégrale
MEIE	Modèle de l'Équation Intégrale avec fonction de rugosité Exponentielle
MEIG	Modèle de l'Équation Intégrale avec fonction de rugosité Gaussienne
MIMICS	Michigan Microwave Canopy Scattering Model
MK	Modèle de Kirchhoff
MO	Modèle semi-empirique de Oh
MOG	Modèle d'Optique Géométrique
MOP	Modèle Optique Physique
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
PAMCIS	Programme d'Assimilation des Mesures de Capteurs <i>In Situ</i>
RADAR	Radio Detection And Ranging
RMSE	Root Mean Square Error
RSO	Radar à Synthèse d'Ouverture
SIR-C/X	Spaceborne Imaging Radar-C/X-Band
TCP	Transmission Control Protocol
TDR	Time Domain Reflectometry

Chapitre 1

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1. Contexte général de l'étude

Les programmes spatiaux internationaux ont fixé comme but la compréhension de l'environnement et des changements climatiques de notre planète qui se sont accentués durant les dernières décennies. La surveillance et la mise en place de stratégies de gestion des ressources naturelles et le développement des modèles de prévision des phénomènes naturels dévastateurs prennent de plus en plus de place dans les programmes gouvernementaux. Ceci s'inscrit dans une perspective de mettre en place les moyens et les outils efficaces pour observer, comprendre, et surveiller les différents effets environnementaux.

Le développement des technologies spatiales a rendu possible l'accès à des informations et données à grande échelle spatiale à partir des capteurs satellitaires. Néanmoins, le contrôle de la fiabilité et la validation de telles observations ne sont possibles qu'à travers des mesures en surface des paramètres inaccessibles depuis

l'espace (Lee, 1975; Justice and Townshend, 1981; Teillet *et al.*, 2002). Les stations opérationnelles de prévision météorologique et de surveillance du climat et de l'environnement présentent des exemples de réseaux de mesures terrestres. Les données collectées sont mises à la disposition des utilisateurs via le réseau Internet. L'amélioration de la performance de ce type de réseaux est devenue à l'ordre du jour surtout pour des situations de recherche exigeant la présence sur le terrain de l'homme ou d'une forme d'intelligence artificielle (Ulmer, 2002; Ulmer *et al.*, 2002).

Le nouveau concept émergent des réseaux de capteurs intelligents «Sensorwebs», (Delin and Jackson, 2001; Delin and Jackson, 2000), engendré par la convergence du génie logiciel et de l'industrie électronique, destiné au début à des applications militaires et aux futures missions spatiales (Ulmer *et al.*, 2002; Delin and Jackson, 2000), est devenu au centre des efforts pour concrétiser une nouvelle vision d'intégration des données *in situ* et spatiales (NASA, 2000; Prescott *et al.*, 1999). Dans cette même optique et dans le cadre des activités de surveillance des ressources et de l'environnement, le *Centre Canadien de Télédétection (CCT)* a mis en place le *Programme d'Assimilation des Mesures de Capteurs In Situ (PAMCIS)*. Ceci s'inscrit dans une politique émanant d'efforts polyvalents pour promouvoir les activités d'intégration globale des observations terrestres au *Canada* aux fins d'aide à la prise de décisions (Teillet *et al.*, 2002). Parmi les différentes activités ciblées par ce programme, nous nous sommes intéressés au problème du suivi de l'humidité du sol, dans le bassin de la rivière *Rouge* au *Manitoba*. Il s'agit d'un projet dont les perspectives futures permettront la mise en place d'un sensorweb de surveillance interactive intégrant à la fois les données collectées sur le terrain et ceux des images de la télédétection. L'objectif final de ce programme est de

mettre à la disposition des différents intervenants et utilisateurs, *via* un service web, les données et les outils nécessaires pour la prévention contre les inondations dans cette région. Le suivi de l'évolution de l'humidité du sol est une des composantes importantes de ce projet.

Bien que l'humidité du sol ne présente qu'une faible proportion de la quantité de l'eau sur terre, elle est considérée comme une variable clé dans la modélisation des différents processus qui contrôlent le cycle hydrologique (Jackson *et al.*, 1996; Western *et al.*, 1998; Famiglietti *et al.*, 1999; Western *et al.*, 2001; Western *et al.*, 2002). Ce paramètre intervient fortement dans la régulation du phénomène d'évapotranspiration qui affecte directement la dynamique atmosphérique (Entekhabi and Eagleson, 1989; Vinnikov and Robock, 1996). La connaissance exacte de l'humidité est nécessaire pour l'évaluation des ressources en eau et pour effectuer des bilans hydriques (Freeze and Cherry, 1979; Jackson, 1986; Seyfried and Wilcox, 1995; Qui *et al.*, 2001). La mesure de la concentration en eau des couches superficielles du sol est d'un grand intérêt en agronomie, car elle affecte directement le potentiel de production par le biais des conditions physiologiques auxquelles sont soumises les cultures (Wigneron *et al.*, 1998). En plus, la détermination rapide de ce paramètre est d'une grande importance dans la modélisation du phénomène du drainage (Beven and Kirby, 1979; Rao *et al.*, 1990).

Depuis le tout début des années 70, des travaux de recherches ont montré le potentiel de la télédétection radar pour la cartographie de l'humidité du sol (Ulaby *et al.*, 1974). Pourtant, ce n'est qu'à partir des années 90 avec le développement des systèmes imageurs *Radars à Synthèse d'Ouverture (RSO)* qu'on a confirmé ce potentiel avec la possibilité de

fournir des images d'humidité à multiples échelles (Dubois *et al.*, 1995; Baghdadi *et al.*, 2002; Sahebi *et al.*, 2004; Zribi *et al.*, 2002; Wigneron *et al.*, 2003). Toutefois, en plus de sa forte sensibilité au caractère diélectrique du sol, la rétrodiffusion radar est généralement affectée par la présence de la végétation ainsi que par la rugosité de la surface (Ulaby *et al.*, 1986; Zribi *et al.*, 2000; Sahebi *et al.*, 2002; Le Hégarat-Masclé *et al.*, 2002; Zribi *et al.*, 2003). C'est la modélisation de l'effet de ce dernier paramètre qui présente la difficulté majeure dans la modélisation de la rétrodiffusion radar (Davidson *et al.*, 2000; Franceschetti *et al.*, 2000; Mattia *et al.*, 2003; Baghdadi *et al.*, 2004). Or, une multitude de modèles ont été développés ces dernières années. Il s'agit, en premier, de formalismes théoriques basés sur la modélisation physique des phénomènes de diffusion (Fung *et al.*, 1992). Des modèles plus simples ont été mis au point en adoptant une approche purement empirique. En fait, la procédure souvent utilisée, dans ce cas, se base sur de simples régressions entre les mesures *in situ* de l'humidité du sol et les coefficients de rétrodiffusion radar des sites d'échantillonnage. Dans l'objectif de trouver un compromis réaliste entre les deux approches citées ci-dessus, des modèles semi-empiriques ont été développés. Il faut souligner, toutefois, que ces trois types de formalismes ne tiennent compte que des interactions surfaciques des hyperfréquences au niveau de l'interface air-sol. Or, ceci limite leur aptitude à prédire l'effet du gradient de l'humidité du sol sur l'amplitude des rétrodiffusions radar. Ainsi, des versions modifiées de modèles de rétrodiffusion dits volumiques ont été proposées plus récemment (Fung, 1996; Boisvert *et al.*, 1997; Walker *et al.*, 1997).

L'inversion de ces différents modèles, moyennant des techniques d'optimisation, permet de dériver l'humidité du sol. Par ailleurs, dans toute paramétrisation

hydrologique, la compréhension des différents phénomènes et effets qui entrent en jeu est, généralement, limitée par la complexité de la distribution spatiale de ce même paramètre. Cette variabilité spatiale est due essentiellement à l'hétérogénéité des propriétés pédologiques, à la distribution du couvert végétal, à la topographie du terrain, et à la fréquence des précipitations (Goodrich *et al.*, 1995; Famiglietti *et al.*, 1998; Jackson *et al.*, 1999; Mohanty *et al.*, 2000; Western *et al.*, 2002). À titre d'exemple, la modélisation des structures d'organisation spatiale de l'humidité des couches superficielles du sol est d'une importance capitale dans l'implémentation des modèles hydrologiques d'estimation des risques d'inondation (Rodríguez-Iturbe *et al.*, 1995; Hu *et al.*, 1997; Kumar, 1999; Jacobs and Gurley, 2000).

En se basant sur des données collectées dans différents coins du monde, Vinnikov et Robock (1996) ont distingué deux régimes de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. D'une part, ils ont montré que l'apport de la microstructure et des caractéristiques pédologiques ainsi que l'effet induit par la topographie se manifestent aux échelles locales et intermédiaires. D'autre part, aux observations à larges échelles, le phénomène de l'organisation spatiale de l'humidité du sol est intimement lié aux effets atmosphériques et climatiques avec des longueurs de corrélations qui atteignent les 500 Km (Vinnikov and Robock., 1996). Il est important de souligner que ce dernier aspect ne fait pas partie de la problématique traitée dans cette thèse. Il faut noter que le cadre principal de ce travail de recherche couvre seulement l'aspect modélisation de l'organisation spatiale des images d'humidité du sol dérivées de données radar. Il s'agit de couvrir les différents aspects liés au phénomène de l'autocorrélation spatiale et du

biais introduit par l'échelle d'observation radar. Rappelons enfin que nos résultats peuvent être directement utilisés dans un contexte hydrologique.

1.2. Objectifs et hypothèses de la thèse

Compte tenu du bilan dressé dans la section précédente, nous avons choisi pour ce travail de se focaliser sur le suivi de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Il s'agit d'une étude qui se veut indispensable en vue d'optimiser la stratégie de déploiement futur d'un sensorweb munis d'un grand nombre de capteurs. L'originalité de l'approche méthodologique, proposée dans ce travail de recherche, demeure l'utilisation pour la première fois des données en hyperfréquences actives pour dériver les structures d'autocorrélation spatiale de l'humidité du sol. Afin d'atteindre le but principal de cette thèse, nous allons mettre l'accent sur les objectifs spécifiques suivants:

- Analyse des performances et de la sensibilité des modèles de rétrodiffusion à simuler les signaux réponses radar du *RSO* de *Radarsat-1*.
- Évaluation du potentiel de la bande *C* du *RSO* de *Radarsat-1* à fournir des estimations fiables de la rugosité du sol. Cette analyse permettra de dissocier la contribution de l'humidité du sol de celle de la rugosité dans la réponse radar.
- Analyse géostatistique de la variabilité spatiale relevée sur des images d'humidité du sol obtenues par optimisation numérique.
- Étude de l'effet de la résolution spatiale sur les propriétés statistiques d'échelle des images de l'humidité du sol.

Il est important de rappeler que la méthodologie et l'acheminement général de ce travail de recherche se basent, en principe, sur des hypothèses que nous avons jugé plausibles. Nous les formulons comme suit:

- Les conditions optimales pour mesurer l'humidité du sol sont: des fréquences radar en bande *C* (entre 4 et 5 GHz), des mesures en polarisation *hh*, et des configurations radar à faible angle d'incidence ($\theta < 35^\circ$).
- Les meilleures corrélations entre les coefficients de rétrodiffusion radar et l'humidité du sol se manifestent à des profondeurs d'échantillonnage du sol ne dépassant guère 6 cm.
- Une meilleure estimation de la rugosité du sol est un pré-requis important à toute évaluation précise de l'humidité du sol à partir des données radar.
- Le phénomène de l'organisation spatiale de l'humidité du sol peut être modélisé par des techniques d'autocorrélation spatiales, plus particulièrement en adoptant des analyses de semivariogrammes expérimentaux.
- Les images d'humidité peuvent exhiber un biais spatial associé à l'échelle d'observation satellitaire, d'où l'importance de faire appel à des statistiques d'échelle.

1.3. Organisation de la thèse

La présente thèse s'organise autour de sept chapitres. Après une présentation générale du contexte du travail, nous présentons dans le chapitre 2 une synthèse générale sur le potentiel de la télédétection pour le suivi et la mesure de l'humidité du sol. Dans un premier temps, nous abordons l'effet de l'humidité sur les propriétés diélectriques du sol. Puis après, dans le domaine des hyperfréquences actives, nous mettons l'accent sur les

différents modèles de rétrodiffusion disponibles en littérature. Enfin, nous étalons les diverses approches mises au point pour contrer l'apport de la végétation et de la rugosité dans le processus d'estimation de l'humidité.

Compte tenu de l'intérêt suscité par la nouvelle vision de la détection intégrée de la terre basée sur la nouvelle technologie des sensorwebs, le chapitre 3 relate un aperçu sur les différentes exigences de la mise en place de tels réseaux de capteurs *in situ*. Le but recherché ici est simplement de passer en revue certains aspects techniques de même que quelques exemples d'application.

Le chapitre 4 est dédié à la présentation de la zone d'étude et des données utilisées. Nous y décrivons, en premier, les différents aspects géomorphologiques de même que les causes d'inondations dans cette région du sud du *Manitoba*. Dans la deuxième partie de ce chapitre nous présentons les données *in situ*, à savoir: l'humidité et la rugosité du sol, et celles dérivées des acquisitions radar.

Nous avons consacré le chapitre 5 à l'évaluation du potentiel de la bande *C* du *RSO* de *Radarsat-1* pour fournir une estimation fiable du paramètre de la rugosité "*s*". Dans un premier temps, nous analysons la performance de deux modèles de rétrodiffusion dans des simulations en mode direct. La deuxième section traite de l'inversion des mêmes modèles pour retrouver le paramètre caractéristique de la rugosité.

Le chapitre 6 de cette thèse est destiné à l'étude de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Il porte sur la mise en œuvre de la technique d'étalonnage semi-empirique, développée par Baghdadadi *et al.* (2004), et d'une analyse de sensibilité du *MEI*,

l'extraction des images d'humidité du sol par optimisation numérique, et l'analyse détaillée des différents aspects géostatistiques des corrélations spatiales apparentes.

Le but visé par le chapitre 7 est de quantifier l'effet de l'échelle d'observation sur l'organisation spatiale des images de l'humidité du sol. Il s'agit de modéliser le biais induit par la résolution spatiale sur les variances, de simuler des images d'humidité, et en particulier d'analyser les propriétés statistiques multi-échelles.

Enfin cette étude s'achève par des conclusions rappelant et évaluant les principaux résultats obtenus. Nous avançons, également, les perspectives que peuvent apporter cette thèse.

Chapitre 2

POTENTIEL DE LA TÉLÉDÉTECTION POUR LA MESURE DE L'HUMIDITÉ DU SOL: ASPECTS EXPÉRIMENTAL ET PHYSIQUE

2.1. Introduction

En télédétection, la présence d'eau dans le sol influence les signaux dans le domaine spectral du visible, du proche et du moyen infrarouge par le biais de la réflectance (Jackson *et al.*, 1976; Engman, 1991; Asner, 1998; Liu *et al.*, 2002), dans le domaine du thermique par la température (Price, 1977; van de Griend and Engman, 1985; Bonn and O'Neill, 1993) et en hyperfréquences passives ou actives par son influence sur les propriétés diélectriques des surfaces (Wang et Schmugge, 1980; Ulaby *et al.*, 1986; Roth *et al.*, 1990; Peplinski *et al.*, 1995; Walker *et al.*, 1999).

Dans ce deuxième chapitre, nous introduisons au début un bref aperçu sur quelques propriétés des sols, notamment l'effet de l'humidité du sol sur les propriétés radiométriques et sur les caractéristiques diélectriques des matériaux. Nous abordons par

la suite le potentiel des techniques de la télédétection optique pour l'estimation des concentrations de l'eau dans les couches superficielles du sol, ainsi que les aspects physiques et expérimentaux associés à l'utilisation des techniques à hyperfréquences passives. Un intérêt particulier a été accordé à l'utilisation des systèmes fonctionnant en hyperfréquences actives combinée avec différentes approches d'analyses formulées par des modèles physiques, empiriques et semi-empiriques pour l'estimation approchée de l'humidité du sol. Les multiples méthodologies et approches, contribuant à résoudre le problème de l'apport de la végétation et des structures complexes de la rugosité dans le processus d'estimation de l'humidité, ont été exposées.

2.2. Généralités sur les sols

Les sols sont définis comme le produit de l'altération de la couche rocheuse superficielle de la croûte terrestre, sous l'action conjuguée des effets des agents climatiques et biologiques naturels. Le processus de formation d'un sol s'appelle la pédogenèse. C'est une évolution très lente, se chiffrant en milliers d'années, qui transforme une roche en un matériau organique et fertile. Pour que cette pédogenèse puisse exister, plusieurs conditions sont nécessaires, à savoir: une certaine stabilité de la zone et un climat permettant la mise en place d'une végétation et d'une faune. La vitesse de la pédogenèse dépend en grande partie de l'intensité des phénomènes climatiques et du type de la végétation installée. Un climat chaud et humide altérera plus vite une roche et permettra le développement d'une végétation plus abondante (Landry et Mercier, 1992).

Le sol apparaît, en effet, comme un milieu complexe, biologiquement actif et siège de nombreux phénomènes transitoires, en interaction permanente avec les autres éléments de l'écosystème terrestre (Bachelier, 1971). Ce sol ainsi défini peut avoir une épaisseur variant de 5 cm à 10 m selon le climat et la position topographique qui détermine le risque d'érosion des matériaux du profil d'altération de l'assise géologique. L'étude des constituants des sols et ces propriétés physico-chimiques présentent une importance particulière sur le plan des applications agronomiques et pédologiques (Bruol *et al.*, 1989).

2.2.1. Variabilité spatiale des constituants des sols

La variabilité spatiale des propriétés des sols résulte de l'action simultanée de nombreux facteurs dont les principaux sont: le climat, les matériaux de base, le relief et les organismes vivants. Le produit de l'interaction entre ces facteurs et le sol varie considérablement d'une région à une autre, mais également sur une échelle locale, notamment en fonction de la profondeur. Il faut noter que les propriétés et caractéristiques de la phase solide d'un sol sont déterminées à l'aide de l'analyse d'échantillons prélevés sur le terrain. Plusieurs caractéristiques sont alors recherchées, à savoir, la structure et succession des couches de sols entre la surface et l'assise géologique, la texture, et la charge en éléments grossiers.

L'acquisition d'informations détaillées des variations spatiales et des propriétés des sols présente des difficultés du fait de l'assimilation d'un sol réel à un sol homogène. L'hypothèse d'homogénéité et d'isotropie ne reste finalement acceptable que dans la mesure où les propriétés du sol varient dans une gamme restreinte (Foth, 1990).

2.2.2. Variabilité temporelle des propriétés des sols

L'évolution du sol dans le temps se fait sur des rythmes très contrastés selon que l'on considère sa phase solide ou fluide. Les modifications de la phase solide sont généralement très lentes, alors que ceux des phases fluides se produisent de manière très rapide. A l'échelle de plusieurs mois ou années, les sols semblent ainsi rester, relativement, en un état de quasi-équilibre. Cette observation est fondée sur une description exacte de la composition chimique et minéralogique de la phase solide du sol et de son mode d'organisation. À cette évolution à long terme se superposent les phénomènes dits rapides. Ces effets affectent l'évolution des constituants liquides ou gazeux du sol, ainsi que de certaines propriétés telles que la température ou la concentration d'ions en solution. La plupart de ces phénomènes se déroulent à une échelle temporelle qui permet de considérer la phase solide comme invariante dans le temps (Landry et Mercier, 1992).

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à la rugosité de la surface comme étant un paramètre qui subit des variations suscitées par différents facteurs. À titre d'exemple, les travaux culturaux des surfaces agricoles produisent des structures à rugosité linéaires et périodiques. Par ailleurs, des facteurs intrinsèques tels que la texture du sol, les croûtes ferrugineuses, et les fentes forment des structures de rugosité aléatoires assez complexes (Zribi *et al.*, 2000; Wu *et al.*, 2001). Globalement, les manifestations de la rugosité de la surface du sol dépendent soient des conditions climatiques, soient des pratiques culturelles, comme elles peuvent être associées à la présence d'agrégats et éléments grossiers en permanence à la surface du sol.

Il existe différentes techniques d'estimation de la rugosité de surface. Ces méthodes se basent sur l'acquisition des variations des profils de hauteur par rapport à une référence. On trouve les méthodes conventionnelles utilisant des profilographes mécaniques à aiguilles (Ulaby *et al.*, 1982), les techniques d'analyses des clichés photographiques (Engman and Wang, 1987; Johnson *et al.*, 1993), ou encore les rugosimètres à laser (Mattia *et al.*, 2003). La caractérisation de la rugosité repose sur deux paramètres fondamentaux: la longueur de corrélation correspondante ℓ et la hauteur quadratique moyenne s . Le dernier paramètre est définie par l'expression suivante (Ulaby *et al.*, 1982):

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (z_i^2 - \bar{z}^2)}{N-1}} \quad , \quad (2.1)$$

où z_i est la variation de la hauteur par rapport à une hauteur moyenne de référence, \bar{z} est la moyenne des z_i et N est le nombre des points de mesures au sol sur le profile. Le calcul de la longueur de corrélation de la surface se dérive de la fonction d'autocorrélation, $\rho(\xi)$, associée à un déplacement spatial ξ entre deux points de mesures. Elle est définie par un seuil sur $\rho(\xi)$ (Ulaby *et al.*, 1982):

$$\ell \approx \frac{\rho(0)}{2,718} \quad (2.2)$$

Le choix minutieux de la forme de la fonction d'autocorrélation $\rho(\xi)$, du pas d'échantillonnage et de la longueur du profil utilisé influencent fortement sur la précision

de l'estimation de la longueur de corrélation associée à la rugosité (Oh *et al.*, 1992, Wu *et al.*, 2001). Nous donnons en détail dans la *section 2.6.4.* de ce manuscrit les meilleures pratiques pour l'estimation des deux paramètres de la rugosité.

2.2.3. Comportement de l'eau dans les sols

Le sol joue un rôle crucial dans le cycle de l'eau. Cela est dû à sa position d'interface entre la basse atmosphère, la plante et l'assise géologique sous-jacente. C'est en effet le sol qui intercepte les pluies et commande le partage entre le ruissellement et l'infiltration. Il constitue un lieu de stockage de l'eau et intervient dans la production agricole et dans la régulation du cycle hydrologique. Le comportement du sol à l'égard de l'eau est lié aux propriétés générales des matériaux qui le constituent et qui représentent des milieux poreux (Bruol *et al.*, 1989; Foth, 1990).

2.2.3.1. Les argiles et l'eau

On distingue deux types de sol argileux (Musy et Soutter, 1991; Landry et Mercier, 1992). Les premiers sont caractérisés par l'adsorption de l'eau au niveau des surfaces des cristallites et dans les espaces délimités par l'association des particules des minéraux. C'est le diamètre et surtout l'épaisseur des particules qui commande la teneur en eau. Le deuxième type se différencie des précédents par l'accessibilité de l'eau aux surfaces internes. Il s'agit de minéraux gonflons dont le caractère ionique contrôle le processus de distribution de l'eau au niveau des surfaces des argiles.

2.2.3.2. Effet de la porosité sur la teneur en eau

La porosité d'un sol est définie en tant que le rapport du volume occupé par les fluides (eau et air) au volume total du sol. Elle résulte de la superposition de plusieurs niveaux d'arrangement des constituants solides du sol. Si ces derniers étaient tous inertes comme le cas du sable, il n'y aurait pas d'interaction entre la phase solide et l'eau, et la porosité serait constante. La présence de constituants actifs tels que l'argile affecte considérablement le taux d'humidité des sols. Lorsque le sol contient des argiles gonflantes, l'accroissement d'humidité entraîne une réduction de la porosité de fissure qui peut aller jusqu'à sa disparition (Musy et Soutter, 1991).

La porosité totale des sols est constituée d'une macro-porosité (porosité structurale), qui est utilisée pour la circulation de l'eau et de l'air, et d'une micro-porosité (porosité de texture) qui est responsable du stockage de l'eau. La limite entre ces deux groupes est représentée par la valeur de l'humidité du sol lorsque toute eau susceptible d'être drainée a été éliminée (Brady and Weil, 2000).

2.2.4. Effet de l'humidité sur les propriétés diélectriques des sols

Le sol est un mélange de particules solides, d'air et d'eau dans différentes phases. Dans de tels milieux inhomogènes, le comportement diélectrique apparent résulte d'une combinaison des constantes diélectriques individuelles de chaque constituant. La mesure de la réponse d'un sol à un rayonnement électromagnétique dépend étroitement du caractère diélectrique du matériau qui dépend de l'effet de la texture, de la salinité, de la

concentration en eau, de l'agitation thermique et de la fréquence d'observation (Topp *et al.*, 1980; Schmugge, 1985; Dalton and van Genuchten, 1986; Ulaby *et al.*, 1986).

Le suivi des propriétés diélectriques des sols se fait par la mesure d'un paramètre dit constante diélectrique (ϵ) qu'on exprime sous forme d'un nombre complexe. La partie réelle de ce nombre détermine les caractéristiques de propagation des ondes électromagnétiques dans le matériau. Quant à la composante imaginaire, elle commande l'effet d'absorption et de perte d'énergie du rayonnement dans le même sol. La présence d'eau dans un sol a comme effet de polariser le milieu sous l'effet de la dissymétrie des charges électriques moléculaires. La mesure de la constante diélectrique est généralement faite relativement à la permittivité du vide, elle est donnée par l'expression suivante (Ulaby *et al.*, 1982; Schmugge, 1985):

$$\epsilon_r = \epsilon / \epsilon_0 = \epsilon'_r + i \epsilon''_r \quad , \quad (2.3)$$

où ϵ'_r et ϵ''_r sont respectivement les composantes réelle et imaginaire de la constante diélectrique relative, et ϵ_0 est la permittivité du vide.

Pour des fréquences d'observations inférieures à 50 MHz, la texture du sol a un impact majeur sur la détermination de la constante diélectrique (Roth *et al.*, 1990). Par ailleurs, pour les longueurs d'ondes dans le domaine des hyperfréquences (0,4 à 10 GHz) cet effet devient moins important (Ulaby *et al.*, 1996). La figure 2.1 illustre clairement ce constat. Nous y portons les résultats des mesures de la constante diélectrique à une fréquence de l'ordre de 1,4 GHz, pour plusieurs types de sols, et à différents taux

d'humidité volumique (Ulaby *et al.*, 1986). L'apport de la texture sur les résultats obtenus s'est manifesté, essentiellement, lors de l'estimation des composantes réelles de la constante diélectrique. Toutefois, il s'est moins prononcé dans les composantes imaginaires.

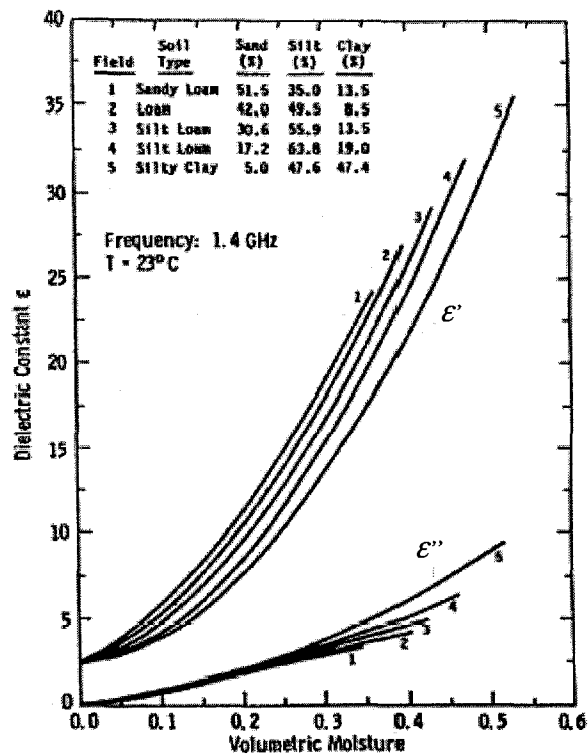


Figure 2.1: La constante diélectrique versus l'humidité volumique dans différents sols, pour une fréquence de 1,4 GHz et une température de sol de l'ordre de 23° (Ulaby *et al.*, 1986).

Différents modèles du calcul de la constante diélectrique ont été développés depuis le début des années quatre-vingt. Wang et Schumgge (1980) ont mis au point un modèle empirique de mixture qui fait appel à plusieurs paramètres du sol pour l'estimation de la constante diélectrique dans l'intervalle des fréquences entre 1,4 et 5 GHz. Il faut rappeler que les concentrations des différents constituants du sol et leurs constantes diélectriques

ont été tenues en compte dans la formulation de ce modèle. Topp *et al.* (1980) ont montré que l'humidité volumique dans différents types de sols peut être dérivée, seulement, à partir de la composante réelle de la constante diélectrique. Il s'agit d'une approche qui fait appel à de simples modèles à régressions linéaires pour des fréquences inférieures à 1 GHz et des températures entre 10° et 36° C. Hallikainen *et al.* (1985) ont développé un autre modèle empirique basé sur des régressions non linéaires à différentes fréquences d'observations se situant entre 1,4 et 18 GHz. L'approche adoptée dans ce cas prend en considération quelques propriétés du sol, entre autres: la texture et la densité volumique. Peplinski *et al.* (1995) ont proposé un modèle semi-empirique basé sur l'introduction d'une correction aux fréquences variant entre 0,3 et 1,3 GHz dans le formalisme d'analyse mis au point par Dobson *et al.* (1986).

Walker *et al.* (1999) ont appliqué le modèle de Peplinski *et al.* (1995) dans le contexte de la télédétection. Ils ont analysé la sensibilité des propriétés diélectriques du sol vis-à-vis des variations des régimes de l'humidité et de température. La figure 2.2 illustre les résultats obtenus sur différentes bandes du spectre des hyperfréquences. On y voit bien que l'apport de la fréquence d'observation sur l'estimation des constantes diélectriques s'est manifesté, en particulier, aux faibles températures et aux taux d'humidité élevés. La grande contribution de la température du sol est plus notable aux fréquences et taux d'humidité relativement élevés. Cette étude montre clairement que l'utilisation de la bande C (5,3 GHz) du spectre électromagnétique minimise considérablement les effets de la température du sol. Elle est donc bien adaptée pour la mesure de la composante réelle de la constante diélectrique et l'inversion des modèles de mixtures pour l'estimation de l'humidité volumique du sol.

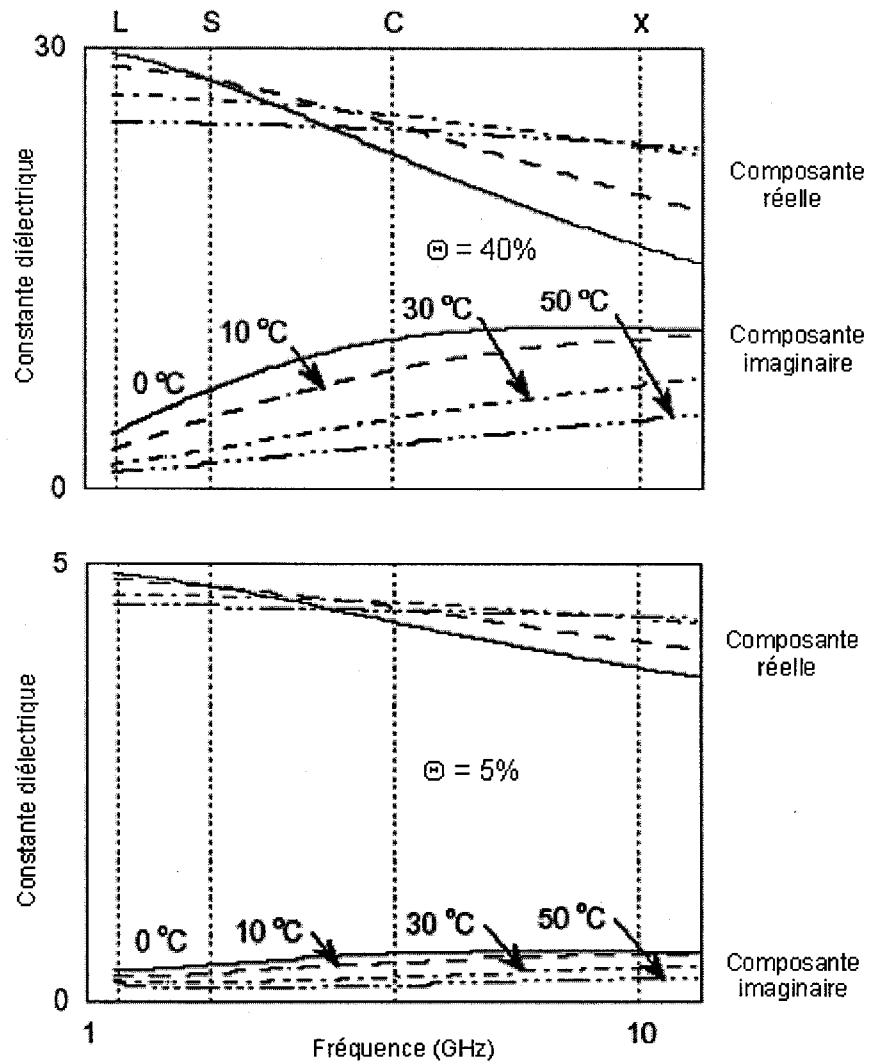


Figure 2.2: Composantes imaginaire et réelle de la constante diélectrique relative versus la fréquence (entre 1 et 10 GHz), pour deux taux d'humidité (5 et 40 %) et différentes températures (entre 0 et 50 °C) (adaptée de Walker, 1999).

2.3. Télédétection de l'humidité du sol dans le visible et l'infrarouge

Les systèmes de télédétection optiques ayant des bandes dans le domaine du visible du spectre électromagnétique (de 0,4 à 0,7 μm), mesurent les taux de rayonnements réfléchis par les surfaces analysées. Les premières études sur l'effet de la concentration

de l'eau sur la réflectance des sols ont été élaborées dans des environnements contrôlés au laboratoire pour des longueurs d'ondes allant de 400 à 2500 nm (Bowers and Hanks, 1965; Skidmore *et al.*, 1975). Ces observations ont montré que l'effet de l'augmentation de la concentration en eau dans un sol entraîne une forte réduction de la réflectance. Ce même constat a été fait par plusieurs auteurs sur différents sols (Jackson *et al.*, 1976; Engman, 1991; Asner, 1998; Muller and Déchamps, 2000; Lobell and Asner, 2002). Globalement, la diminution de la réflectance d'un sol humide est due à la rétention des molécules d'eau dans les pores. En fait, la réflectance d'un sol sec dépend de l'indice de réfraction des interfaces air-particules. Lorsque le sol est humide, une partie des micro-cavités remplies par l'air est occupée par de l'eau, et comme l'indice de réfraction à l'interface eau-particule est inférieur à celui associé à l'interface air-particule, la réflectance devient plus faible. La figure 2.3 illustre ce constat dans un exemple de spectres de réflectance de quatre sols à taux d'humidité variable (Lobell and Asner, 2002).

Plus récemment, Liu *et al.* (2002) ont utilisé des modèles à régression en adoptant comme nouvelle approche l'utilisation des réflectances normalisées par celles des sols secs. L'objectif principal de cette étude visait de minimiser l'impact de la texture sur les réflectances. Les résultats obtenus ont démontré l'existence d'une concentration critique d'eau par-dessous de laquelle la variation de la réflectance devient directement proportionnelle à l'humidité du sol. Ce point se situe, approximativement, dans l'intervalle d'humidité pondérale entre 0,15 et 0,40 g.cm⁻³.

L'humidité est un des facteurs majeurs qui affectent les réflectances des sols. Cependant, les données extraites des bandes du visible et de l'infrarouge ne sont capables

que de dériver la réflectance de la surface du sol (Idso *et al.*, 1975). Or celle-ci se dessèche rapidement et une croûte peut se former qui isole la surface des couches plus profondes. L'information sur l'humidité du sol qui est obtenue à l'aide des mesures des réflectances n'est donc pas représentative de l'état réel de l'eau dans le sol.

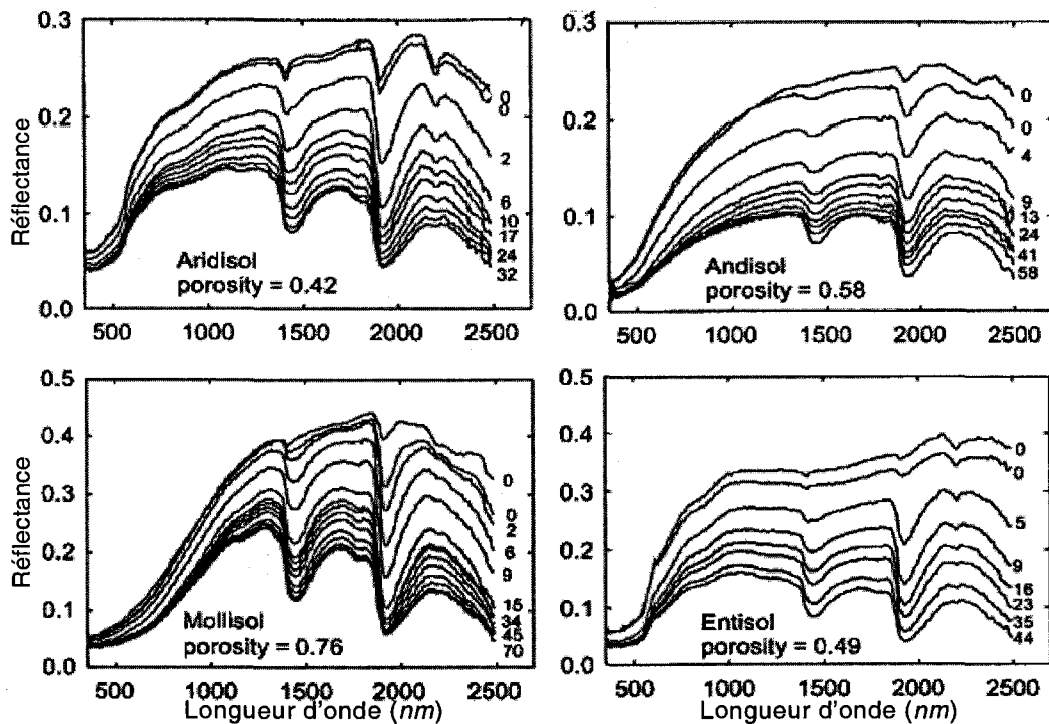


Figure 2.3: Spectres des réflectances de quatre types de sols en fonction des taux d'humidité volumiques (adaptée de Lobell et Asner, 2002).

2.4. Télédétection de l'humidité du sol dans l'infrarouge thermique

L'utilisation des données de la télédétection acquises dans le domaine spectral de l'infrarouge thermique, de 3 à 14 μm , permet d'estimer et de cartographier les variations de l'humidité du sol. La connaissance des propriétés thermiques des sols est nécessaire

pour comprendre comment les températures des surfaces sont des indicateurs des propriétés non visibles à l'œil nu, notamment le taux d'humidité. Les caractéristiques thermiques du sol dépendent de plusieurs facteurs internes et externes (van de Griend and Engman, 1985). Les conditions climatiques, à savoir: la température, l'intensité du rayonnement solaire et l'humidité relative dans l'air sont les principaux effets externes. La conductivité thermique et la chaleur spécifique du sol sont les effets internes les plus importants.

Les propriétés thermiques du sol dépendent de la porosité et du taux d'humidité. La formule empirique suivante donne l'expression de la chaleur spécifique par unité de volume en fonction du taux d'humidité dans le sol (Bonn and O'Neill, 1993):

$$\rho C_m = (1,9\theta_m + 2,5\theta_o + \theta) \times 10^6 \quad , \quad (2.4)$$

où θ_m , θ_o et θ ($kg.m^{-3}$) sont respectivement les fractions volumiques de la matière minérale, de la matière organique et de l'eau, ρ est la densité volumique du sol ($kg.m^{-3}$) et C_m est la chaleur massique ($J.kg^{-1}.K^{-1}$). Comme le volume total du sol reste constant quelle que soit sa teneur en eau, nous avons aussi:

$$\theta_m + \theta_o + \theta + \theta_a = 1 \quad , \quad (2.5)$$

où θ_a est la fraction de l'air. Durant le processus d'humidification du sol, les molécules d'eau remplacent progressivement les lacunes de l'air interstitiel. Cet effet se traduit par une progression relativement importante de la chaleur spécifique comme l'illustre la figure 2.4.

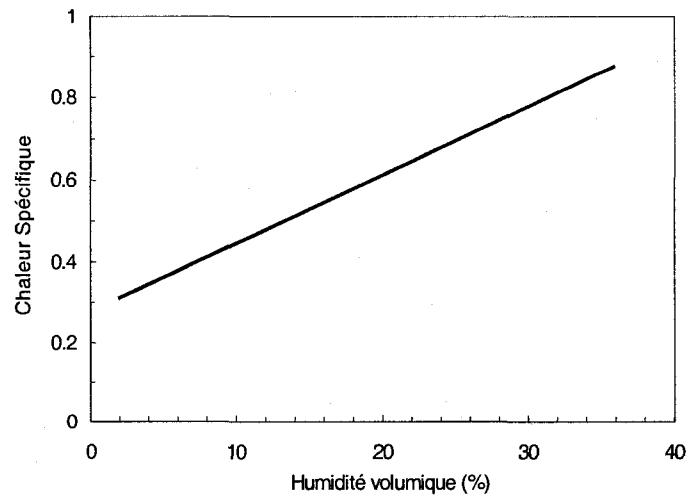


Figure 2.4: La chaleur spécifique versus l'humidité volumique du sol (Bonn and O'Neill, 1993).

En infrarouge thermique, seule une couche mince de quelques microns d'épaisseur contribue directement à l'émission. Le concept d'inertie thermique P a été introduit pour tirer assez d'informations sur une couche plus épaisse du sol, on l'exprime habituellement de la manière suivante (Price, 1977):

$$P = \rho C_m \sqrt{\kappa} \quad , \quad (2.6)$$

où C_m est la chaleur massique ($J.kg^{-1}.K^{-1}$), κ est la diffusivité thermique ($m^2.s^{-1}$) et ρ est la densité volumique du sol ($kg.m^{-3}$). L'inertie thermique est très sensible au taux d'humidité du sol, avec des variations allant de $600 J.m^{-2}.s^{-1/2}.K^{-1}$ pour un sol sec à $2500 J.m^{-2}.s^{-1/2}.K^{-1}$ pour un sol humide (Bonn et Escadafal, 1996). La mesure par télédétection de ce paramètre thermique repose sur les différences de températures de surface entre le jour et la nuit qui sont contrôlées par la teneur d'eau dans le sol. Cette mesure est généralement limitée par les facteurs météorologiques. Elle est aussi perturbée

par la présence de la végétation qui rend la modélisation assez complexe (van de Griend and Engman, 1985; Engman, 1990; Bonn et Escadafal, 1996).

2.5. Émission en hyperfréquences des sols et effet de l'humidité

Depuis le début des années soixante-dix plusieurs travaux de recherche ont été entrepris pour l'étude des phénomènes des émissions thermiques des sols dans le domaine du spectre électromagnétique (entre 1 mm et 1 m) (Schmugge *et al.*, 1974; Njoku and Kong, 1977). Dans ce contexte, l'application des techniques de radiométrie micro-ondes a montré de bonnes corrélations entre l'humidité des sols analysés et leur émissivité en hyperfréquences. Ces techniques ne sont pas sensibles à la diffusion atmosphérique qui affecte les ondes plus courtes.

Dans cette section, nous exposons la notion de la température de brillance caractérisant un sol, l'effet de la présence de l'eau ainsi que les contributions dues à la rugosité de la surface et à la présence de la végétation sur les émissions thermiques en hyperfréquences. Nous présentons aussi un aperçu sur les techniques d'extraction de l'humidité à partir des données fournies par la télédétection passive.

2.5.1. Notion de la température de brillance et effet de l'humidité

L'utilisation des dispositifs de suivie des émissions en micro-ondes du sol fait généralement recours à la mesure des émissions thermiques par le biais de la température de brillance (T_b). Ce paramètre est directement lié à l'émissivité, à la température de la

surface et à la teneur en eau dans le sol. Il est calculé à l'aide de l'approximation de Rayleigh-Jeans (Njoku and Kong, 1977; Jackson *et al.*, 1981; Ulaby *et al.*, 1982; Schmugge, 1985; Ulaby *et al.*, 1986). Dans les applications de la télédétection, les effets atmosphériques et ceux de la réflexion de la surface sont habituellement négligés (Jackson and Schmugge, 1988). Pour des fréquences inférieures à 117 GHz, l'approximation de Rayleigh-Jeans sera exprimée de la manière suivante:

$$T_{b,p} = e_p T_{eff} = (1 - \Gamma_p) T_{eff} \quad , \quad (2.7)$$

où $T_{b,p}$ est la température de brillance en polarisation p , T_{eff} est la température thermodynamique effective de la couche du sol participant à l'émission micro-onde, e_p est l'émissivité en hyperfréquences de la surface détectée pour la bande spectrale considérée en polarisation p et Γ_p est la réflectivité en polarisation p .

L'émission en micro-ondes des sols est généralement prédite par les équations de Fresnel (Jackson *et al.*, 1987) pour les deux types de polarisations des ondes électromagnétiques (horizontale et verticale), elles sont exprimées par:

$$e_h = 1 - \left| \frac{\cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}}{\cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}} \right|^2 \quad , \quad (2.8)$$

$$e_v = 1 - \left| \frac{\epsilon_r \cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}}{\epsilon_r \cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}} \right|^2 \quad , \quad (2.9)$$

où θ (degré) est l'angle de vue de l'instrument de mesure par rapport au nadir et ϵ_r est la constante diélectrique relative du sol. Le grand écart entre les constantes diélectriques de l'eau (~ 80) et du sol sec (~ 4) a rendu plus facile de discriminer les variations de l'émissivité micro-onde vis à vis des différents taux d'humidité volumique. La figure 2.5 illustre un exemple du calcul de l'émissivité en polarisations verticale et horizontale pour deux valeurs de l'humidité volumique (5 % et 30 %), à deux fréquences (14 GHz et 0,675 GHz) et ceci pour différents angles d'observation θ . Le processus d'émission thermique dans le domaine des hyperfréquences s'est avéré ici plus prononcé en polarisation verticale (Figure 2.5).

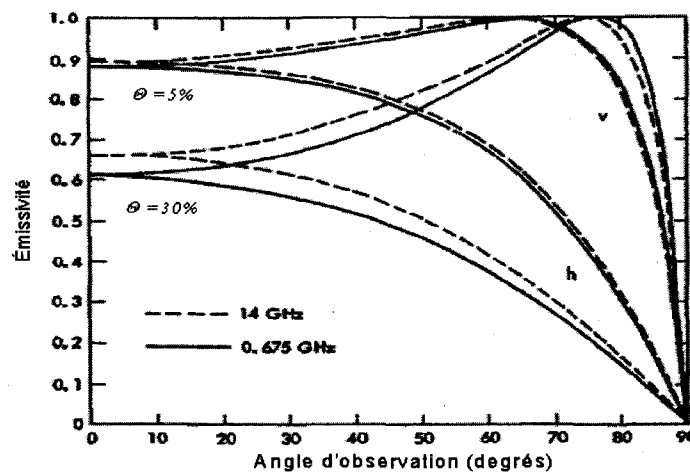


Figure 2.5: Émissivité d'un sol sablonneux versus l'angle d'observation avec deux taux d'humidité volumique (5 % et 30 %) (adaptée de Njoku et Entekhabi, 1996).

L'humidité d'un sol est un facteur qui affecte considérablement les propriétés diélectriques de celui-ci. En outre, les molécules d'eau possèdent une structure dipolaire qui diminue le potentiel du sol à émettre des micro-ondes, ce qui entraîne une réduction considérable de la température de brillance. La variation de l'émissivité en fonction de l'humidité du sol se traduit par une variation remarquablement élevée de la température

de brillance en hyperfréquences. Jackson et Schmugge (1988) ont vérifié expérimentalement cet effet sur des sols sablonneux pour une longueur d'onde de l'ordre de 21 cm en polarisation horizontale.

2.5.2. Effet de la rugosité en hyperfréquences passives

Plusieurs travaux de recherches ont montré que la rugosité de la surface du sol contribue considérablement à l'accroissement de l'émissivité de ce dernier et diminue la sensibilité de l'émission micro-onde à l'humidité (Wang and Choudhury, 1981; Wang *et al.*, 1983; Schmugge, 1998). Choudhury *et al.* (1979) ont proposé une modification de l'équation d'émissivité des surfaces lisses, cette équation est donnée par l'expression suivante:

$$e_{Rp} = 1 - [(1 - e_p) \exp(-h \cos^2 \theta)] \quad , \quad (2.10)$$

avec

$$h = 4s^2 (2\pi/\lambda) \quad , \quad (2.11)$$

où h est un paramètre empirique caractérisant la rugosité de la surface (cm), λ est la longueur d'onde (cm), θ est l'angle d'acquisition (degré), s est la hauteur quadratique moyenne de la rugosité de la surface du sol (cm), et e_p et e_{Rp} sont, respectivement, l'émissivité de la surface lisse et celle de la surface rugueuse en polarisation p .

2.5.3. Effet de la végétation en hyperfréquences passives

La présence de la végétation est un autre facteur qui contribue à l'absorption et la diffusion des émissions en hyperfréquences du sol. L'approche la plus simple pour modéliser ce facteur consiste à assimiler le couvert végétal à une couche homogène qui absorbe et retransmet des rayonnements thermiques (Njoku and Entekhabi, 1996; Schmugge, 1998). Dans le domaine des faibles fréquences, les phénomènes de diffusions dans l'interface air-végétation et à l'intérieur du couvert végétal sont pratiquement négligeables (Jackson *et al.*, 1982; Engman and Chauhan, 1995; Njoku and Entekhabi, 1996). La température de brillance de deux couches superposées, du sol et de la végétation, prendra la forme suivante (Njoku and Entekhabi, 1996):

$$T_{b,p} = e_p T_{eff} \exp(-\tau) + T_v [1 - \exp(-\tau)] [1 + \Gamma_p \exp(-\tau)] \quad , \quad (2.12)$$

où T_{eff} est la température thermodynamique effective du sol, T_v est la température de la végétation, e_p et Γ_p sont, respectivement, l'émissivité et la réflectivité du sol en polarisation p , et τ est l'épaisseur optique du couvert végétal. Différentes approches ont été adoptées pour l'estimation de ce dernier paramètre. Njoku et Entekhabi (1996) ont proposé cette simple formulation physique qui tient compte des paramètres géométriques et physiologiques de la végétation en question:

$$\tau = \eta f \bar{\Theta} \varepsilon_v'' / \cos \theta \quad , \quad (2.13)$$

où f est la fréquence d'observation (Hz), η est un paramètre de structure associé à la géométrie de la végétation obtenu en modélisant cette dernière sous forme de cylindres avec différentes orientations, $\bar{\Theta}$ est la quantité d'eau par unité de surface de la végétation ($kg.m^{-2}$), ϵ_v'' est la composante imaginaire de la constante diélectrique de la végétation et θ est l'angle d'observation (degré). Des calculs analytiques développés par Ulaby *et al.* (1986) et Schmugge *et al.* (1988) ont aboutit à des expressions plus complexes de l'épaisseur optique de la végétation. Par ailleurs, sur la base d'analyses de données expérimentales, Jackson et Schmugge (1989) ont dérivé une simple expression linéaire donnant cette épaisseur en fonction de la quantité d'eau par unité de surface de la végétation $\bar{\Theta}$:

$$\tau = b.\bar{\Theta} \quad , \quad (2.14)$$

où b est un coefficient constant caractérisant chaque type de végétation obtenu par régression linéaire pour une fréquence d'observation distincte. Par ailleurs, aux petites fréquences micro-ondes, le coefficient b a montré une faible dépendance vis-à-vis du type de la végétation pour des surfaces ayant des teneurs en eau $\bar{\Theta}$ inférieures à $6 kg.m^{-2}$ (Njoku et Entekhabi, 1996).

2.5.4. Estimation de l'humidité du sol

En tenant compte de la contribution des différents effets et paramètres biophysiques, plusieurs approches ont été développées pour l'extraction de l'humidité du sol à partir des données acquises au moyen des systèmes de mesures en hyperfréquences passives (Njoku

et Entekhabi, 1996; Wigneron *et al.*, 2003). La modélisation de l'apport de la rugosité de la surface dans le processus de l'émission micro-onde du sol et son implication dans l'estimation de l'humidité s'est avérée, toutefois, très complexe (Wigneron *et al.*, 2003). Néanmoins, pour des applications à grandes échelles, l'apport de cet effet devient pratiquement négligeable (Jackson *et al.*, 1999). Cela fait de la température de brillance et des propriétés du couvert végétal les paramètres clés dans la plupart des travaux sur les modèles d'estimation de l'humidité du sol.

L'approche la plus répandue en littérature se base sur des techniques statistiques de régressions entre les mesures des températures de brillances et des taux d'humidité mesurés au sol (Ahmed, 1995). Les paramètres de ces modèles sont, par la suite, analysés en utilisant des données multi-sources pour caractériser les propriétés associées à la texture du sol et aux types de végétation (Neale *et al.*, 1990). Une deuxième approche consiste à simuler des images de températures de brillance sur la base des paramètres biophysiques de la surface en utilisant des modèles de transfert radiatifs. Cette technique non-paramétrique d'inversion est souvent basée sur des optimisation non linéaires (Wigneron *et al.*, 2003).

Beaucoup de travaux de recherches ont montré le potentiel de la bande *L* pour une meilleure estimation de l'humidité du sol (Entekhabi *et al.*, 1994; Njoku et Entekhabi, 1996; Wigneron *et al.*, 2003). Toutefois, Magagi *et al.* (2000) et Chanzy *et al.* (1997) ont pu obtenir des résultats satisfaisants avec des observations en bande *C*, plus particulièrement en milieux semi-arides avec de faibles couverts de végétation. Globalement, les systèmes à hyperfréquences passives ont la particularité d'être moins sensibles à la rugosité comparant aux systèmes actifs, mais ils présentent l'inconvénient

que les signaux sont généralement de faibles intensités et la résolution spatiale des capteurs reste assez faible. Or, les systèmes fonctionnant à hyperfréquences actives sont caractérisés par une haute résolution spatiale et des signaux plus intenses.

2.6. Réaction des surfaces des sols aux hyperfréquences actives et effet de l'humidité

La télédétection par hyperfréquences actives a recours à l'utilisation des systèmes appelés capteurs actifs. Les longueurs d'ondes utilisées sont relativement grandes par rapport à celles du visible et de l'infrarouge. Elles ne sont pas sensibles à la diffusion atmosphérique qui affecte les ondes plus courtes. Cette particularité permet la détection dans presque toutes les conditions atmosphériques, et donc l'acquisition en tout temps (Engman, 1990; Engman and Gurney, 1991).

Dans cette section, les différentes approches des meilleures configurations radar pour le suivi de l'humidité du sol disponibles dans la littérature ont été présentées dans un premier temps. Par la suite, les multiples formalismes et théories de la modélisation de la rétrodiffusion des hyperfréquences, et l'apport des effets de la rugosité de la surface et de la présence de la végétation, ont été détaillés.

2.6.1. Les dispositions pratiques pour l'estimation de l'humidité du sol

La présence de l'eau dans le sol modifie considérablement ces propriétés diélectriques. Cette modification influence l'absorption, la transmission et la diffusion des ondes électromagnétiques. En principe, le taux d'humidité du sol accroît sa

réflectivité et augmente la brillance des images radar. Par contre si le sol est plus sec, les hyperfréquences ont tendance à pénétrer de plus en plus et le phénomène de la diffusion volumique devient plus significatif (Fung *et al.*, 1996; Boisvert *et al.*, 1997).

L'effet compétitif de la rugosité de la surface et l'humidité du sol en hyperfréquences actives, rend la modélisation des rétrodiffusions radar assez complexe (Walker, 1999). Néanmoins, plusieurs auteurs ont pu trouver des compromis sur des géométries d'acquisitions optimales permettant une meilleure estimation de la concentration de l'eau dans les sols. Ce genre de configurations minimise les effets induits par les autres paramètres et caractéristiques du terrain. D'ailleurs, les premières recherches sur l'optimisation des dispositions géométriques de collecte des données radar, entreprises par Ulaby *et al.* (1978), ont montré que les meilleures corrélations entre les taux d'humidité et les coefficients de rétrodiffusion ont été obtenues en polarisation *hh*, à des fréquences aux alentours de 4,5 GHz, et aux angles d'incidences θ inférieures à 17° . Altese *et al.* (1996) ont minimisé l'effet de la rugosité, sur les résultats de l'inversion des modèles de rétrodiffusion radar pour l'estimation de l'humidité du sol, à partir des données RSO en bande C, aux angles d'incidences inférieures à 20° . Dans des terrains couverts de cultures, Dobson et Ulaby (1986) ainsi que McNairn *et al.* (1996) ont montré que les configurations avec des angles d'incidence inférieurs à 15° aboutissent à des estimations viables de l'humidité qui minimisent au maximum l'effet de la végétation et de la rugosité de la surface du sol sous-jacent.

2.6.2. Modélisation du coefficient de rétrodiffusion radar

L'extraction des différents paramètres biophysiques du sol, à partir des hyperfréquences actives, requiert une meilleure connaissance des processus physiques qui entrent en jeu dans l'interaction des micro-ondes avec la surface. Cette section est donc complètement consacrée aux différents modèles et approches d'analyse des données radar, à savoir: les modèles physiques, empiriques et semi-empiriques. La modélisation de l'effet de la diffusion volumique et ceux dus à la rugosité de la surface et à la présence de la végétation ont fait l'objet d'une analyse détaillée.

2.6.2.1. Modèles physiques

Les modèles théoriques de la rétrodiffusion radar sont généralement basés sur la théorie de la diffusion des ondes électromagnétiques à partir des surfaces de rugosité connue (Fung *et al.*, 1992). Ces modèles ont l'avantage d'être adaptés aux différentes conditions de la surface du sol. Toutefois, l'extraction des paramètres biophysiques requiert l'adoption de certaines approximations qui s'avèrent essentielles pour les applications en pratique (Ulaby *et al.*, 1986; Henderson and Lewis, 1998). En effet, les modèles les plus documentés en littérature et les plus communément utilisés se basent principalement sur l'approche des petites perturbations ainsi que sur celle de Kirchhoff, notamment: les modèles d'Optique Géométrique (*MOG*) et d'Optique Physique (*MOP*).

Le Modèle d'Optique Géométrique (*MOG*), connu aussi comme étant l'approximation de la phase stationnaire du modèle de Kirchhoff (*MK*), a été développé pour caractériser la

diffusion des ondes électromagnétiques à partir des surfaces de rugosité importante. La composante cohérente de l'albédo de diffusion est supposée nettement inférieure, même négligeable, comparée à celle de la diffusion incohérente (Ulaby et al., 1986; Henderson and Lewis, 1998). Les conditions de validité de ce modèle sous l'approximation adoptée sont les suivantes: $(2ks \cos \theta)^2 > 10$, $k\ell > 6$ et $\ell^2 > 2,76 s \lambda$, où λ est la longueur d'onde utilisée (cm), k est le nombre d'onde correspondant ($k=2\pi/\lambda$), s est la hauteur quadratique moyenne caractérisant la rugosité de la surface (cm), ℓ est la longueur de corrélation de la même rugosité (cm) et θ est l'angle d'incidence (degré). La formulation du modèle d'optique géométrique se base sur l'égalité des coefficients de rétrodiffusion en polarisations hh et vv aux différents angles d'incidences ($\sigma_{hh}^o(\theta) = \sigma_{pp}^o(\theta)$). En négligeant la composante cohérente dans la rétrodiffusion globale, le coefficient de rétrodiffusion en polarisation parallèle pp (hh ou vv) sera exprimée par (Ulaby et al., 1986):

$$\sigma_{pp}^o = \frac{\Gamma_o}{2m^2 \cos^4 \theta} \exp\left(-\frac{\tan^2 \theta}{2m^2}\right) \quad , \quad (2.15)$$

avec

$$\Gamma_o = \left| \frac{1 - \sqrt{\epsilon_r}}{1 + \sqrt{\epsilon_r}} \right|^2 \quad , \quad (2.16)$$

et

$$m = s/\ell \quad , \quad (2.17)$$

où Γ_o est la réflectivité de Fresnel de la surface à partir d'une incidence normale, m est la pente quadratique moyenne associée à la rugosité de la surface et ϵ_r est la constante diélectrique relative du sol.

L'approche de Kirchhoff sous l'approximation scalaire, connue aussi sous le nom du Modèle d'Optique Physique (*MOP*), a été adaptée à des surfaces diffusantes caractérisées par une rugosité intermédiaire. Les conditions de validité de cette approche sont les suivantes: $m < 0,25$, $kl > 6$ et $ks < 0,06k^2\ell^2$; où m , s et ℓ sont, respectivement, la pente, la hauteur quadratique moyenne (*cm*) et la longueur de corrélation (*cm*) associées à la rugosité de la surface. k est le nombre d'onde (cm^{-1}). Du même que dans le cas du *MOG*, la composante cohérente peut être négligée pour les angles d'incidences supérieures à 10° (Henderson and Lewis, 1998). Le coefficient de rétrodiffusion en polarisation *pp* prend la forme suivante (Ulaby *et al.*, 1986):

$$\sigma_{pp}^o = 2k \cos^2 \theta \Gamma_p \exp[-(2ks \cos \theta)^2] * \sum_{n=1}^{\infty} [(2ks \cos \theta)^{2n} / n!] * \int_0^{\infty} \rho^n(\xi) J_0(2k\xi \sin \theta) \xi d\xi, \quad (2.18)$$

où Γ_p est la réflectivité de Fresnel en polarisation verticale ou horizontale (*p*) exprimées par:

$$\Gamma_h = \left| \frac{\cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}}{\cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}} \right|^2, \quad (2.19)$$

et

$$\Gamma_v = \left| \frac{\epsilon_r \cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}}{\epsilon_r \cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}} \right|^2, \quad (2.20)$$

où ε_r est la constante diélectrique relative du sol, θ est l'angle d'incidence en degré. $\rho(\xi)$ est la fonction de corrélation de la rugosité associée au sol et J_0 est l'ordre zéro de la fonction de Bessel. Ulaby *et al.* (1986) ont montré qu'une troncature des calculs à une valeur n de l'ordre de dix induit une erreur ne dépassant pas 1 dB lors de l'estimation du coefficient de rétrodiffusion total.

Dans les situations expérimentales prévalant l'estimation du coefficient de rétrodiffusion des hyperfréquences à partir des surfaces nues ou de rugosité très faible, le Modèle des Petites Perturbations (MPP) a été introduit sous les conditions suivantes: $m < 0,3$, $kl < 3$ et $ks < 0,3$; où k est le nombre d'onde (cm^{-1}) et m , s et l sont, respectivement, la pente, la hauteur quadratique moyenne (cm) et la longueur de corrélation (cm) associées à la rugosité de la surface. La même approximation qui conduit à négliger la composante cohérente a été adoptée à partir d'observations expérimentales à des angles d'incidences θ supérieures à 10° (Henderson and Lewis, 1998). Le coefficient de rétrodiffusion en polarisation pp prendra la forme suivante (Ulaby *et al.*, 1986):

$$\sigma_{pp} = 8\Gamma_p k^4 s^2 \cos^4 \theta W(2k \sin \theta) \quad , \quad (2.21)$$

où Γ_p est la réflectivité de Fresnel en polarisation p à partir d'un angle d'incidence θ , (Équations 2.19 et 2.20). $W(2k \sin \theta)$ est le spectre normalisé de la rugosité de la surface qui est défini comme étant la fonction de Bessel qui prend comme paramètre la fonction de corrélation de la rugosité $\rho(\xi)$. Le coefficient de rétrodiffusion incohérente en polarisation pp prendra une forme plus simplifiée qui est donnée par l'expression suivante:

$$\sigma_{pp} = 4k^4 s^2 \ell^2 \cos^4 \theta \Gamma_p \exp[-(k\ell \sin^2 \theta)] \quad (2.22)$$

Fung *et al.* (1992) ont développé le Modèle de l'Équation Intégrale (MEI) dans le but d'intégrer les modèles de Kirchhoff et des petites perturbations dans une seule approche, permettant d'étendre le domaine de validité des trois modèles cités auparavant à une large gamme de variation de rugosité et de fréquence radar. Il s'agit d'un modèle physique intégrant l'effet des diffusions simples à l'interface air-sol à une fonction de rugosité générale tenant compte des diffusions multiples à la surface. Les conditions de validités de ce modèle, comme elles ont été fixées par Fung (1994), sont les suivantes: $ks < 3$, $[(ks \cos \theta)^2 / (0,46k\ell)^{0,5}] \exp\{-0,92k\ell(1 - \sin \theta)\}^{0,5} < 1$ et $k^2 \ell s < \mu \sqrt{\epsilon_r}$; où μ est un coefficient constant qui prend la valeur 1,2 pour une fonction de corrélation de la rugosité de type exponentielle ($\rho(\xi) = \exp(-\xi\sqrt{2}/\ell)$) ou la valeur 1,6 pour une fonction Gaussienne ($\rho(\xi) = \exp(-\xi^2/\ell^2)$). s et ℓ sont, respectivement, la hauteur quadratique moyenne (cm) et la longueur de corrélation (cm) associées à la rugosité de la surface et k est le nombre d'onde (cm^{-1}) associé à la longueur d'onde radar (λ).

Les calculs de Fung et Chen (1992) du coefficient de rétrodiffusion des hyperfréquences sous les conditions citées ci-dessus ont abouti à la formulation suivante:

$$\begin{aligned} \sigma_{pp}^o &= \frac{k^2}{2} |f_{pp}|^2 \exp[-4(ks \cos \theta)^2] * \sum_{n=1}^{\infty} [4(ks \cos \theta)^{2n} / n!] W^n(2k \sin \theta) \\ &+ \frac{k^2}{2} \text{Re}(f_{pp}^* F_{pp}) \exp[-3(ks \cos \theta)^2] * \sum_{n=1}^{\infty} [2(ks \cos \theta)^{2n} / n!] W^n(2k \sin \theta), \quad (2.23) \\ &+ \frac{k^2}{8} |F_{pp}|^2 \exp[-2(ks \cos \theta)^2] * \sum_{n=1}^{\infty} [(ks \cos \theta)^{2n} / n!] W^n(2k \sin \theta) \end{aligned}$$

avec

$$f_{hh} = -2R_h / \cos \theta \quad , \quad (2.24)$$

$$f_{vv} = 2R_v / \cos \theta \quad , \quad (2.25)$$

$$R_h = \frac{\cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}}{\cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}} \quad , \quad (2.26)$$

$$R_v = \frac{\epsilon_r \cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}}{\epsilon_r \cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta}} \quad , \quad (2.27)$$

$$F_{hh} = -2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} \left[4R_h - \left(1 - \frac{1}{\epsilon_r} \right) (1 + R_h) \right] \text{ et} \quad (2.28)$$

$$F_{vv} = -2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} \left[\left(1 - \frac{\epsilon_r \cos^2 \theta}{\epsilon_r - \sin^2 \theta} \right) (1 - R_v)^2 + \left(1 - \frac{1}{\epsilon_r} \right) (1 + R_v)^2 \right] \quad . \quad (2.29)$$

où f_{pp} et F_{pp} sont, respectivement, le coefficient de Kirchhoff et le champ complémentaire en polarisation pp , R_p est le coefficient de réflexion de Fresnel en polarisation p , θ est l'angle d'incidence en degrés, et ϵ_r est la constante diélectrique du sol.

Le spectre de la rugosité de la surface à deux nombres d'ondes. Des considérations de simplification des calculs analytiques ont poussé Fung et Chen (1992) à adopter des fonctions de corrélations à un seul paramètre ($\rho(\xi)$). La transformé de Fourier à la

puissance n , *i.e.* le spectre de rugosité associé au nombre d'onde $(2k \sin \theta)$ prendra, respectivement, les deux formes suivantes pour une fonction de corrélation Gaussienne et exponentielle:

$$W^n(2k \sin \theta) = (\ell^2/2n) \exp[-(k\ell \sin \theta)^2/n] \quad , \quad (2.30)$$

$$W^n(2k \sin \theta) = (\ell/n)^2 [1 + (2k\ell \sin \theta/n)^2]^{-1,5} \quad . \quad (2.31)$$

Wu *et al.* (2001) ont introduit une fonction de transition dans le calcul des coefficients de réflexion de Fresnel (R_p) dans le spectre angulaire variant entre la normale et l'angle d'incidence θ . Cette fonction dépend fortement des paramètres caractérisant la microstructure de la surface diffusante ainsi que de la fréquence et la polarisation des hyperfréquences utilisées. Toutefois, l'estimation de certains paramètres de cette fonction s'avère plus complexe et requiert, par la suite, un couplage entre les calculs du modèle classique de l'équation intégrale et d'autres modèles physiques plus particulièrement celui de l'optique géométrique.

Hsieh *et al.* (1997) ont développé une version plus performante du modèle de l'équation intégrale. L'approche adoptée consiste à intégrer l'effet de la multi-diffusion et celui de la diffusion de la surface en un seul modèle tout en utilisant certaines approximations pour palier au problème de la phase du champ complémentaire de la diffusion multiple. La validation de ce modèle par le biais d'expériences contrôlées au laboratoire s'est avérée assez satisfaisante en polarisations hh et vv , dans une fourchette d'hyperfréquences de 6 à 9 GHz et à un angle d'incidence θ de 35° , et ceci pour des

surfaces caractérisées par des rugosités à corrélations Gaussiennes isotropes. Par ailleurs, en polarisations croisées (hv et vh), les meilleures corrélations entre les coefficients de rétrodiffusion simulés et ceux obtenus à partir des mesures au laboratoire ont été observées surtout à des angles d'incidences inférieures à 35° .

Pour palier au problème de la complexité du *MEI* développé par Fung *et al.* (1992) et de sa version modifiée proposée par Hsieh *et al.* (1997), plusieurs auteurs se sont permis d'introduire des approximations simplificatrices. Sur la base d'une restriction à des modes de diffusions simples, Altese *et al.* (1996) ont proposé une version simplifiée du *MEI* adapté à des surfaces de rugosité intermédiaire, *i.e.* sous la contrainte de validité suivante: ($ks < 3$). La modélisation en fonctions isotropes régulières du comportement de la corrélation de la rugosité de la surface a fait aussi partie de cette approche.

Mancini *et al.* (1996, cité par Walker, 1999) ont procédé à une évaluation du *MEI* dans un environnement contrôlé au *EMSL (European Microwave Signature Laboratory)* à Ispra en Italie. Les mesures et les simulations numériques ont été faites avec une configuration en polarisation vv , à trois différents angles d'incidence et aux fréquences allant de 1 à 10 GHz. Le *MEI* a montré son efficacité pour la prédiction des coefficients de rétrodiffusion, plus particulièrement, aux angles d'incidences inférieurs à 35° . Néanmoins, lors de l'inversion du *MEI* pour l'estimation des constantes diélectriques relatives, des discordances se sont manifestées, notamment dans le cas des surfaces très rugueuses. D'après Mancini *et al.* (1996) et Walker (1999), cet effet peut être expliqué par l'apport des fluctuations des mesures des coefficients de rétrodiffusion qui se manifestent essentiellement aux faibles hyperfréquences.

Dans la littérature on trouve d'autres modèles physiques assez complexes pour l'estimation du coefficient de rétrodiffusion sur différents types de surfaces. Le Modèle de la Perturbation de la Phase, développé par Winebrenner et Ishimaru (1985), a été adapté à des surfaces de rugosité importantes. C'est un modèle physique qui présente l'inconvénient de sa restriction en polarisations parallèles, en plus de la complexité du calcul du coefficient de rétrodiffusion qui fait appel à la résolution de systèmes à intégrales multiples. Ces mêmes problèmes ont limité l'utilisation et l'inversion du modèle mis au point par Bahar (1991) (*Full-Wave Model*) qui ont fait recours à la résolution analytique de plusieurs combinaisons de dix intégrales.

La complexité des modèles théoriques de rétrodiffusion ainsi que les hypothèses simplificatrices adoptées en pratique limitent, généralement, leur performance. L'utilisation des approches empiriques se présente, dans plusieurs cas, comme solution optimisée.

2.6.2.2. Modèles empiriques

Les premiers travaux sur l'estimation de l'humidité du sol, à partir des mesures par hyperfréquences actives, ont été entrepris par Ulaby et Baltivala (1976) et Ulaby *et al.* (1978) au moyen de systèmes diffusomètres à micro-ondes. En effet, les résultats des régressions entre les taux d'humidité dans des sols nus et les coefficients de rétrodiffusion des hyperfréquences correspondants ont montré des corrélations positives dans l'intervalle des fréquences entre 1 et 12 GHz aux angles d'incidences supérieurs à 20°. Cette approche empirique s'est avérée la plus simple et la plus répandue en imagerie radar (Bruckler *et al.*, 1988; Oh *et al.*, 1992; Prévot *et al.*, 1993; Wooding *et al.*, 1993; Geng *et al.*, 1996;

Shoshany *et al.*, 2000). La procédure générale consiste en une analyse statistique des corrélations entre les mesures de l'humidité dans les sites d'échantillonnage au sol et les coefficients de rétrodiffusion radar. Les modèles à régressions linéaires simples ont été les plus utilisés dans la littérature, le coefficient de rétrodiffusion en polarisation pq prend souvent la forme suivante (Attema and Ulaby, 1978):

$$\sigma_{pq}^o = A\Theta + B \quad , \quad (2.32)$$

où A et B sont les coefficients empiriques de la régression linéaire, et Θ est l'humidité volumique du sol. Il a été montré que le coefficient A présente les caractéristiques de la micro-topographie du sol, et le coefficient B caractérise la texture du même sol (Dobson and Ulaby, 1986). Ces deux paramètres varient aussi fortement vis-à-vis de la fréquence radar utilisée, de la polarisation et de l'angle d'incidence. Ce modèle linéaire simple a été validé en utilisant des données sur différents types de sols plus particulièrement en bande C (Cognard *et al.*, 1995; Geng *et al.*, 1996; Shoshany *et al.*, 2000). Néanmoins, l'apport de la rugosité et de l'angle d'incidence limite, en fin de compte, la performance de tels modèles (Zribi and Dechambre, 2002).

Afin de quantifier l'effet de la variation de la microstructure de la surface, Ji *et al.* (1995, cités par Sahebi *et al.*, 2003) ont proposé une formulation linéaire qui prend comme paramètre additionnel la hauteur quadratique moyenne de la rugosité (s). Le coefficient de rétrodiffusion en bande C et en polarisation hh prendra la forme suivante:

$$\sigma_{hh}^o = A\Theta + B_1s + B_2 \quad , \quad (2.33)$$

où Θ est l'humidité volumique du sol analysé, A est la sensibilité du radar utilisé à l'humidité du sol, B_1 et B_2 sont des coefficients constants pour une configuration radar donnée et s est la hauteur quadratique moyenne de la rugosité de la surface (cm). Champion (1996) a obtenu les meilleures corrélations, entre les coefficients de rétrodiffusion à différentes combinaisons des polarisations et à multiples angles d'incidences et fréquences radar, en introduisant une fonction de l'angle d'incidence θ dans la formulation empirique. Le coefficient de rétrodiffusion en polarisation pq a été donné par l'expression suivante:

$$\sigma_{pq}^o = A\Theta + C_1(\cos \theta)^{C_2} + C_3 \quad , \quad (2.34)$$

où C_1 , C_2 , C_3 sont des coefficients constants associés à une surface de rugosité connue, et Θ est l'humidité volumique du sol.

Il apparaît clairement qu'aucun des deux modèles empiriques linéaires cités ci-dessus ne modélise correctement l'effet de tous les paramètres qui entrent en jeu lors de la simulation des coefficients de la rétrodiffusion radar. D'une part, le modèle de Champion (Champion, 1996) est sensible seulement au variation de l'angle d'incidence θ . Il ne tient pas compte de la variation du paramètre de la rugosité s . Au contraire le modèle de Ji *et al.* (1995) ne tient compte que de la hauteur quadratique moyenne de la rugosité (s) au détriment de la configuration radar utilisée. Pour palier à ce problème, Sahebi *et al.* (2003) ont proposé un modèle qui intègre à la fois ces deux composantes. Le coefficient de rétrodiffusion correspondant en polarisation hh a été donné par la formulation suivante:

$$\sigma_{hh}^o = A\Theta + D_1(\cos \theta)^{D_2} + D_3 \ln(s) + D_4 \quad , \quad (2.35)$$

où A , D_1 , D_2 , D_3 et D_4 sont des constantes obtenues par des régressions linéaires à moindres carrées entre des données obtenues par des mesures *in situ* dans un site agricole et ceux acquises par le capteur *RSO* de *Radarsat-1* (Sahebi *et al.*, 2003).

Pratiquement dans tous les modèles empiriques linéaires de l'estimation des coefficients de rétrodiffusion radar, l'effet de la longueur de corrélation de la rugosité de la surface ℓ a été quasiment négligé (Dubois *et al.*, 1995; Zribi and Dechambre, 2002). Par ailleurs, la hauteur quadratique moyenne de la rugosité s est le seul paramètre qui est utilisé dans les versions les plus performantes des modèles linéaires. Dans le même contexte, les travaux de Zribi et Dechambre (2002) sur la simulation des coefficients de rétrodiffusion radar par le *MEI* ont mis en évidence l'importance de l'apport de la longueur de corrélation ℓ . En effet, une différence de l'ordre de $3,2 \text{ dB}$ a été obtenue, lors de la simulation, entre deux valeurs de la longueur de corrélation (3 et 8 cm) tout en fixant l'angle d'incidence θ et le paramètre de la rugosité s . Ceci a poussé les mêmes auteurs à proposer un nouveau paramètre Z_s caractérisant la rugosité du sol avec l'objectif d'unifier l'effet induit par les variations des paramètres s et ℓ . L'idée du départ était d'introduire l'effet de la pente m (Équation 2.17) associée à la rugosité de la surface dans l'estimation des coefficients de rétrodiffusion radar. Le paramètre Z_s proposé est exprimé par (Zribi and Dechambre, 2002):

$$Z_s = m s \quad (2.36)$$

Toujours en utilisant la même méthodologie pour l'analyse des données radar acquises par les capteurs *RSO* de *Radarsat-1* et *ERS-2* sur trois sites agricoles en France, Zribi et Dechambre (2002) ont pu relever des bonnes corrélations ($R^2=0,995$) entre la

variation du paramètre Z_s et la différence entre les coefficients de rétrodiffusion à deux angles d'incidence θ (23° et 39°). Cette approche multi-configurations a été adoptée par la suite pour dériver le taux d'humidité du sol ainsi que le paramètre Z_s . Ce dernier paramètre caractéristique de la rugosité a été obtenu au moyen de régressions en moindres carrées sous la forme suivante:

$$Z_s = \frac{1}{3} \ln \left(\frac{\Delta\sigma_{hh}^o}{6,48} \right) \quad , \quad (2.37)$$

où $\Delta\sigma_{hh}^o$ est la différence entre les coefficients de rétrodiffusion à deux valeurs de l'angle d'incidence θ (23° et 39°) en polarisation hh . Cette approche empirique a montré son efficacité seulement lorsque $\Delta\sigma_{hh}^o > 6,48dB$. Cela correspond donc à des valeurs assez faibles du paramètre Z_s caractérisant les surfaces de rugosité intermédiaire. En utilisant la même méthodologie d'analyse à multi-configurations, Chanzy *et al.* (1998) n'ont pas réussi à inverser correctement la hauteur quadratique moyenne associée à la rugosité (s).

En ce qui concerne la détermination de l'humidité du sol, Zribi et Dechambre (2002) ont fait appel à une formulation similaire à celle proposée par Sahebi *et al.* (2003) (Équation 2.35) tout en fixant l'angle d'incidence θ . On donne ci-dessous l'expression empirique de l'humidité volumique (Θ) obtenue par ajustement numérique (Zribi and Dechambre, 2002):

$$\Theta = 4,55 \sigma_{hh}^o - 7,09 \ln \left(\left(\frac{\Delta\sigma_{hh}^o}{6,48} \right)^{-1/3} \right) + 60,45 \quad . \quad (2.38)$$

Un bon accord, entre les résultats de la simulation de l'humidité du sol et ceux dérivées des données radar de certains sites agricoles, a été obtenu avec des erreurs résiduelles inférieures à 4 %. Cette approche d'analyse à double configuration présente le grand avantage d'estimer aussi bien l'humidité volumique que les propriétés de la microstructure de la surface du sol avec une précision assez satisfaisante.

À partir d'une étude plus riche en données radar en bande L , C et X , acquises par un diffusomètre sur plusieurs types de surfaces naturelles caractérisées par différentes conditions de rugosité et avec des angles d'incidences θ allant de 10° à 70° , un modèle empirique a été formulé par Oh *et al.* (1992). La méthodologie adoptée consistait à négliger l'apport de la longueur de corrélation ℓ dans la modélisation. Les contraintes de validité de ce modèle sont traduites par les conditions suivantes: $0,1 < ks < 6$, $2,6 < k\ell < 19,7$, et $9\% < \Theta < 31\%$. Les formulations des coefficients de rétrodiffusion en différentes combinaisons des polarisations sont données par les expressions suivantes (Oh *et al.*, 1992):

$$\sigma_{hh}^o = g\sqrt{\alpha} \cos^3 \theta (\Gamma_v + \Gamma_h) \quad , \quad (2.39)$$

$$\sigma_{vv}^o = \frac{g \cos^3 \theta}{\sqrt{\alpha}} (\Gamma_v + \Gamma_h) \quad , \quad (2.40)$$

$$\sigma_{hv}^o = \beta \sigma_{vv}^o \quad , \quad (2.41)$$

avec

$$g = 0.7 [1 - \exp(-0,65(ks)^{1,8})] \quad , \quad (2.42)$$

$$\beta = 0,23\sqrt{\Gamma_o} [1 - \exp(-ks)] \quad , \quad (2.43)$$

$$\sqrt{\alpha} = \sqrt{\frac{\sigma_{hh}^o}{\sigma_{vv}^o}} = 1 - \left(\frac{2\theta}{\pi}\right)^{\frac{1}{3\Gamma_o}} \exp(-ks) \quad , \quad (2.44)$$

où Γ_o est la réflectivité de Fresnel à la normale (Équation 2.16), Γ_v et Γ_h sont, respectivement, les réflectivités de Fresnel en polarisation verticale et horizontale (Équations 2.19 et 2.20). Pratiquement dans toutes les conditions de la rugosité, à multiples angles d'incidences et à différents taux d'humidité volumique du sol, les coefficients de rétrodiffusion en polarisation vv (σ_{vv}^o) se sont montrés relativement supérieurs à ceux en polarisation hh (σ_{hh}^o). En fait, le rapport α (Équation 2.44) a montré sa grande sensibilité aux variations du produit ks . Ainsi, lors d'observations où ks augmente, le même rapport a tendance à augmenter rapidement. L'effet de l'angle d'incidence et celui de l'humidité du sol sur le même rapport ne se sont manifestés que dans des conditions de rugosité vérifiant la contrainte suivante: $ks < 3$. Quant au rapport des coefficients de rétrodiffusion en polarisations croisées β (Équation 2.43), il a montré sa forte dépendance vis-à-vis du produit ks . Au contraire, les variations de l'humidité volumique du sol n'ont donné aucun effet significatif sur le comportement du même paramètre. Ce modèle a montré ses limites pour l'estimation des coefficients de rétrodiffusion à partir des surfaces de faible rugosité aux faibles angles d'incidences ($\theta < 20^\circ$). Ceci est dû principalement à l'effet de la rétrodiffusion cohérente relativement important au voisinage du nadir (Oh *et al.*, 1992; Walker, 1999).

Dubois *et al.* (1995) ont développé un modèle empirique, basé sur des données acquises au moyen d'un système diffusomètre, à partir de surfaces lisses et à rugosité intermédiaire. Ce modèle a été optimisé pour des surfaces nues sans couvert végétal aux fréquences allant de 1,5 à 11 GHz. Il a montré son efficacité à des angles d'incidences θ variant entre 30° et 60° , sous les conditions de validité suivantes: $ks \leq 2,5$ et $\Theta \leq 35\%$. Comme le modèle d'Oh *et al.* (1992), la méthodologie proposée par Dubois *et al.* (1995) ne tient pas compte de l'apport de la variation de la longueur de corrélation de la rugosité ℓ . Les coefficients de rétrodiffusion en polarisations vv et hh sont donnés, respectivement, par les expressions suivantes:

$$\sigma_{vv} = 10^{-2,35} \frac{\cos^3 \theta}{\sin^3 \theta} 10^{0,046 \varepsilon_r \tan \theta} (ks \sin \theta)^{1,1} \lambda^{0,7}, \quad (2.45)$$

$$\sigma_{hh} = 10^{-2,75} \frac{\cos^{1,5} \theta}{\sin^5 \theta} 10^{0,028 \varepsilon_r \tan \theta} (ks \sin \theta)^{1,4} \lambda^{0,7}, \quad (2.46)$$

La validation de ce modèle sur des données radar fournies par des plates-formes aéroportées et satellitaires a donné des résultats concluants avec une erreur qui ne dépasse pas 4 % sur l'estimation de l'humidité volumique du sol (Dubois *et al.*, 1995). Néanmoins, pour des configurations radars en polarisations parallèles, ce modèle a montré sa grande sensibilité à la présence du couvert végétal plus particulièrement en bande L et pour des surfaces caractérisées par un indice de différence normalisée ($NDVI$) supérieure à 0,4 (Dubois *et al.*, 1995).

Bien que l'approche empirique soit largement utilisée, plusieurs facteurs limitent sa performance. La différence de l'échelle de l'échantillonnage spatial, entre la collecte des données au sol à l'échelle du centimètre, et l'extraction de l'humidité volumique à partir d'images radar de résolutions de l'ordre de quelques mètres, induit des erreurs d'inférence statistique sur les modèles des régressions à moindres carrées. Par ailleurs, le problème de la robustesse et de la portabilité de tels modèles sont d'autres facteurs qui font que de telles approches empiriques sont adaptées à des sites de caractéristiques bien déterminées.

2.6.2.3. Modèles semi-empiriques

La complexité des modèles physiques et la difficulté de leur inversion pour l'extraction des différents paramètres du sol, ajoutées aux erreurs induites par l'utilisation des modèles purement empiriques, ont poussé quelques auteurs à chercher des compromis entre ces deux approches d'analyse (Oh *et al.*, 1994; Chen *et al.*, 1995; Shi *et al.*, 1997). En effet, les méthodologies communément utilisées consistent à simplifier les modèles physiques, par le biais de l'introduction de certaines approximations justifiées par des observations expérimentales ou par des résultats d'analyses de sensibilité. L'avantage de telles approches réside dans le fait que les modèles développés se dotent d'une grande flexibilité vis-à-vis des conditions de validation dictées par les propriétés de la rugosité de la surface, en plus de leur aspect robuste qui permet leur réutilisation indépendamment des caractéristiques des sites étudiés.

Oh *et al.* (1994) ont été les premiers à mettre en place un modèle semi-empirique pour l'estimation des coefficients de rétrodiffusion radar en bandes *L*, *C* et *X* d'un

système diffusomètre. La méthodologie proposée se basait sur l'intégration d'une composante théorique, tirée des modèles de Kirchhoff (*MK*) et de celui des petites perturbations (*MPP*), au modèle empirique développé par Oh *et al.* (1992). Aux angles d'incidences θ compris entre 10° et 70° , le coefficient de rétrodiffusion en polarisation vv est donné par l'expression suivante:

$$\sigma_{vv} = \frac{13,5 \Gamma_h \exp[-1,4(ks)^{0,2}]}{\sqrt{\varphi}} (ks)^2 (\cos \theta)^{3,25-0,05kl} \exp[-(2ks \cos \theta)^{0,6}] W, \quad (2.47)$$

avec

$$\sqrt{\varphi} = 1 - \left(\frac{2\theta}{\pi} \right)^{\frac{0,314}{\Gamma_o}} \exp(-ks) \quad , \quad (2.48)$$

et

$$W = \frac{(kl)^2}{1 + (2,6kl \sin \theta)^2} \left[1 - 0,71 \frac{1 - 3(2,6kl \sin \theta)^2}{[1 + (2,6kl \sin \theta)^2]^2} \right], \quad (2.49)$$

où s (*cm*) est la hauteur quadratique moyenne de la rugosité de la surface analysée, k est le nombre d'onde (cm^{-1}) associé à la longueur d'onde utilisée λ (*cm*) et Γ_o est la réflectivité de Fresnel au nadir.

On porte sur la figure 2.6 un graphique illustrant la comparaison entre ce modèle et celui de l'équation intégrale (*MEI*) ainsi qu'avec les résultats obtenus par des mesures au sol et aéroportées avec une fréquence de $5,3$ *GHz* et avec un taux d'humidité de 13 %. Le

modèle semi-empirique de Oh *et al.* (1994) s'avère plus efficace que le *MEI* et présente un bon accord avec les résultats expérimentaux, pratiquement pour toutes les conditions de la rugosité de la surface.

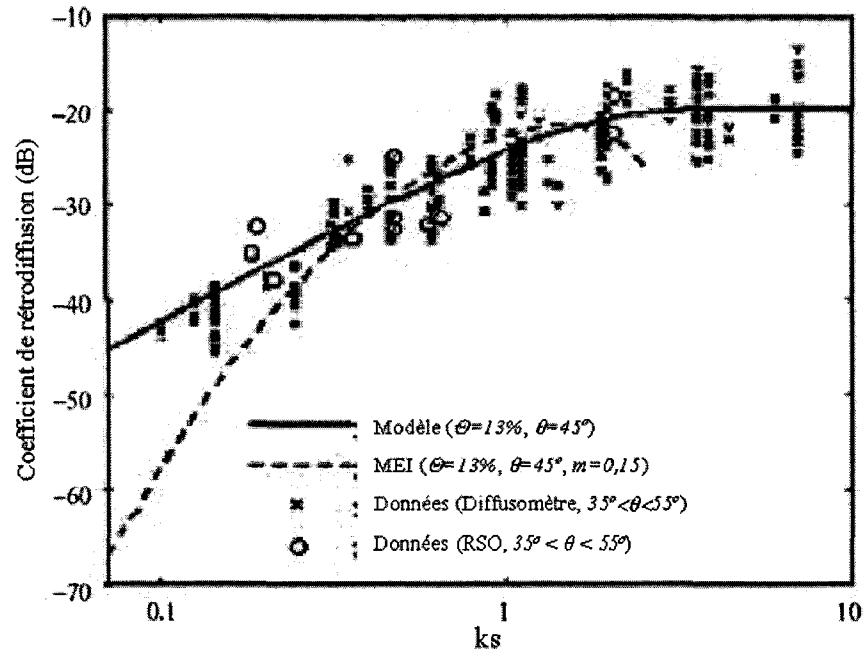


Figure 2.6: Comparaison entre l'estimation du coefficient de rétrodiffusion par le modèle semi-empirique de Oh *et al.* (1994) et celle du MEI et des mesures aéroportés (adaptée de Oh, 2001).

Chen *et al.* (1995) ont développé un autre modèle semi-empirique en utilisant une approximation du modèle l'équation intégrale (*MEI*) dans une gamme de fréquences radar allant de 0,1 à 10 GHz. La méthodologie d'analyse mise au point consiste à utiliser la méthode de *Monte Carlo* pour la simulation numérique de la sensibilité des interactions des micro-ondes actives avec des surfaces rugueuses. Ces calculs ont tenu compte des variations des différents paramètres, à savoir: la longueur de corrélation de la rugosité (ℓ) et la constante diélectrique relative du sol (ϵ_r). L'idée essentielle dans cette approche était de découpler l'effet du taux d'humidité volumique du sol Θ de celui des

paramètres associés à la rugosité (s et ℓ). Comme résultat, un modèle semi-empirique donnant l'humidité volumique par le biais de régressions multi-variables a été dérivé. Les mêmes auteurs ont introduit le modèle empirique mixte de Hallikainen *et al.* (1985) dans la procédure de l'inversion de leur modèle avec les contraintes suivantes: $1\text{ cm} < \ell < 15\text{ cm}$ et $0,1\text{ cm} < s < 2\text{ cm}$, $10^\circ < \theta < 50^\circ$, et $\Theta \leq 40\%$. Ainsi, l'expression finale de l'équation empirique donnant l'humidité volumique Θ a pris la forme suivante:

$$\ln \Theta = -0,09544 \sigma_{hh/vv}^o - 0,00971\theta + 0,029238f - 1,74678 \quad (2.50)$$

où $\sigma_{hh/vv}^o$ (dB) est le rapport des coefficients de rétrodiffusion en polarisations hh et vv , f (GHz) est la fréquence radar et θ (deg) est l'angle d'incidence. Pour valider ce modèle, Chen *et al.* (1995) ont utilisé les données expérimentales obtenues par Oh *et al.* (1992) pour l'estimation de l'humidité du sol aux différents états de rugosité de la surface. Les résultats obtenus ont montré un bon accord entre les deux approches expérimentale et semi-empirique avec trois fréquences différentes (1,5 GHz, 4,75 GHz et 9,5 GHz) et aux angles d'incidences θ inférieures à 50° .

2.6.2.4. Modèles de la diffusion volumique

La variation de la constante diélectrique vis-à-vis de la profondeur du sol est une propriété associée au comportement du gradient de l'humidité du sol. Dans les sections précédentes nous avons mis l'accent sur les modèles de rétrodiffusion qui intègrent, à la fois, l'effet de la microtopographie et les multiples phénomènes de la diffusion à

l'interface air-sol. Toutefois, l'effet pénétrateur des hyperfréquences dans le sol engendre une surestimation des coefficients de rétrodiffusion simulés par l'approche des interactions surfaciques (Fung *et al.*, 1996).

Une version modifiée du *MEI* a été proposée par Fung *et al.* (1996). Ce modèle se base sur l'introduction du phénomène de séchage des couches superficielles du sol, par le biais d'une modification des coefficients de réflexion de Fresnel (Équations 2.26 et 2.27). Cette correction consiste à incorporer la variation en fonction de la profondeur (z) du profil de la constante diélectrique (ϵ_r) dans le modèle de la rétrodiffusion. Un profil exponentiel a été utilisé à cette fin. On donne ci-dessous l'expression de la forme de la constante diélectrique:

$$\epsilon_r(z) = 1 + (\epsilon_{r\infty} - 1) \frac{\exp(mz)}{1 + \exp(mz)} \quad , \quad (2.51)$$

où $\epsilon_{r\infty}$ est la constante diélectrique à une profondeur du sol au bout de laquelle les propriétés diélectriques se stabilisent, le facteur m est le taux de transition (cm^{-1}) qui contrôle la variation du profil diélectrique. À partir des validations des simulations numériques du *MEI* et de sa version modifiée, Fung *et al.* (1996) ont suggéré une valeur optimale de la constante m de l'ordre de 12 cm^{-1} . Toutefois, cette valeur du taux de transition revient à supposer que seulement une profondeur de trois millimètres est prise en considération dans la simulation. Cela limite l'applicabilité de ce modèle du moment où on sait que plusieurs auteurs ont montré que l'effet pénétrateur des ondes radar est tellement important, dépassant de loin la limite de trois millimètres (Ulaby *et al.*, 1982;

Jackson *et al.*, 1996). On porte sur la figure 2.7 un exemple schématisant l'importance du choix minutieux du taux de transition m . En fait, pour $\epsilon_{r,\infty} = 20$ une valeur de m de l'ordre de 1 cm^{-1} induit des calculs avec un profil de 5 cm de profondeur.

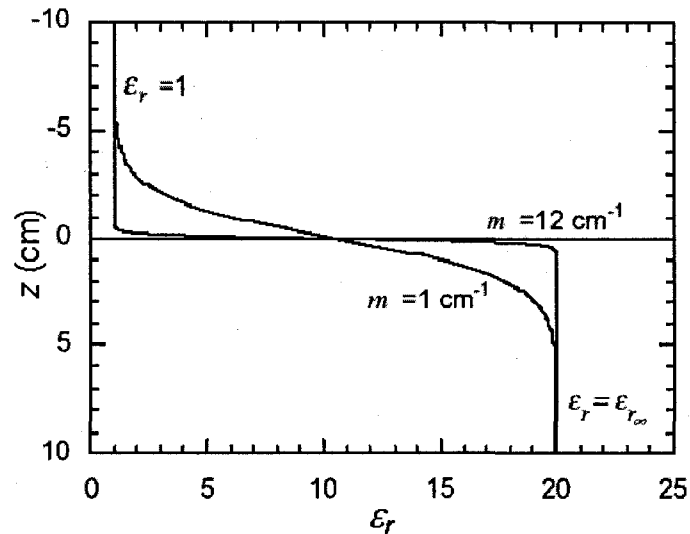


Figure 2.7: Effet du taux de transition m sur le profil des propriétés diélectriques d'un sol (Walker, 1999).

Dans le même contexte, d'autres chercheurs se sont intéressés au problème de la modélisation de l'effet de la discontinuité des propriétés diélectriques et l'effet engendré sur l'estimation des coefficients de rétrodiffusion radar. Boisvert *et al.* (1997) ont adopté une approche simple qui consiste à subdiviser le sol en couches distinctes caractérisées par des constantes diélectriques différentes. Ce modèle a montré ces limites pour la prédiction exacte des coefficients de rétrodiffusion à différentes polarisations, surtout en présence d'un gradient d'humidité qui se manifeste essentiellement pendant les périodes de dessèchement du sol. Walker *et al.* (1997) ont eu l'idée d'intégrer une approche théorique, pour l'estimation de la profondeur de la pénétration des micro-ondes dans le

sol (Ulaby *et al.*, 1982), à des calculs qui font appel à des taux de transitions m variables. La comparaison des coefficients simulés de la rétrodiffusion radar en polarisations parallèles avec ceux mesurés dans un environnement contrôlé en laboratoire a montré des bonnes corrélations jusqu'à une profondeur de 3,5 cm.

2.6.3. Effet de la rugosité en hyperfréquences actives

La grande sensibilité des hyperfréquences actives à la rugosité des surfaces est un effet d'une grande importance, lors de l'inversion des multiples modèles de la rétrodiffusion radar (Ulaby *et al.*, 1986; Altese *et al.*, 1996; Sano *et al.*, 1998; Walker, 1999; Zribi *et al.*, 2000; Sahebi *et al.*, 2002). On n'a pas pu trouver dans la littérature une méthodologie commune pour l'estimation des paramètres de la microtopographie de la surface. Ulaby *et al.* (1986) suggèrent de fixer un espacement de l'ordre d'un dixième de la longueur d'onde utilisée pour l'échantillonnage des profils de la rugosité. Oh (1997) a montré qu'un échantillonnage avec un espacement de l'ordre de $0,2 \ell$ sur des segments d'une longueur de 200ℓ induit des erreurs ne dépassant pas 5%. L'étude élaborée par Altese *et al.* (1996), sur des données acquises par le RSO de ERS-1, a confirmé l'importance d'une estimation exacte des paramètres de la rugosité pour une évaluation viable de l'humidité volumique du sol. En effet, pour des surfaces relativement lisses, l'effet d'une erreur de 10 mm sur le paramètre s induit une erreur de 8 % sur le résultat de l'inversion du MEI pour l'estimation de l'humidité volumique. Au fur et à mesure que la surface analysée devient de plus en plus rugueuse, des erreurs ne dépassant pas 1 % ont été obtenues pour des fluctuations de l'ordre de 10 mm du paramètre s . Su *et al.* (1997)

ont pu mettre en place une méthodologie d'analyse qui consiste à utiliser les données d'un radar aéroporté d'une résolution de 4,5 m, à différentes fréquences (bandes X, C, L et P) et combinaisons des polarisations, pour l'extraction de l'humidité volumique ainsi que les paramètres de rugosité de la surface. Les résultats obtenus ont montré que l'utilisation des méthodes de mesures conventionnelles des paramètres de la rugosité induit des erreurs considérables lors de l'estimation des coefficients de rétrodiffusion et de l'humidité volumique du sol. D'ailleurs, cette approche se base sur des simulations numériques au moyen du *MEI* pour l'étude de la sensibilité des coefficients de rétrodiffusion aux paramètres de la rugosité. La comparaison entre les données expérimentales et celles obtenues par simulation a permis de dériver les paramètres effectifs de la rugosité de la surface. Cette approche à multiples configurations a montré son efficacité pour l'estimation de l'humidité volumique du sol avec une précision de l'ordre de 3 %.

2.6.4. Effet de la végétation en hyperfréquences actives

L'un des défis majeurs de la modélisation des phénomènes des rétrodiffusions des ondes radars est la présence de la végétation à la surface. Pour des couverts de végétations assez denses, l'estimation de l'humidité dans le sol sous-jacent est un problème très complexe (Karam *et al.*, 1992; Ulaby *et al.*, 1996; Le Hégarat-Masclé *et al.*, 2002; Zribi *et al.*, 2003). La figure 2.8 illustre bien les différents mécanismes d'interactions possibles des micro-ondes actives avec la végétation, à savoir: une

première composante issue de la rétrodiffusion directe de la végétation, une deuxième due seulement au sol et une troisième attribuée à l'effet de la diffusion multiple.

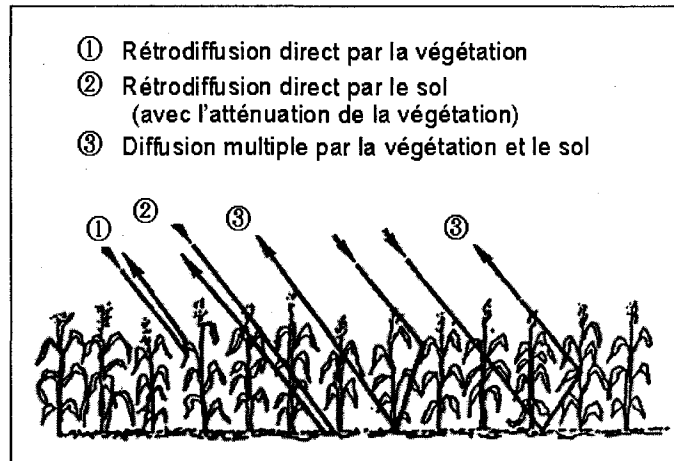


Figure 2.8: Effets contribuant à la rétrodiffusion radar d'un sol couvert de végétations (adaptée de Ulaby et al., 1996).

En se basant sur ces trois processus d'interactions, Ulaby *et al.* (1996) ont proposé le modèle de rétrodiffusion linéaire suivant:

$$\sigma_{pq}^o = T^2 \sigma_s^o + \sigma_v^o + \sigma_{dm}^o \quad , \quad (2.52)$$

où σ_s^o , σ_v^o et σ_{dm}^o sont, respectivement, les contributions à la rétrodiffusion totale de la diffusion direct du sol, de la végétation et de la diffusion multiple, et T est le coefficient d'atténuation des micro-ondes dans la couche végétale.

Plusieurs facteurs contrôlent l'apport des différents types d'interactions citées ci-dessus au coefficient de rétrodiffusion totale (σ_{pq}^o), à savoir: la densité et la structure de la végétation en place, la fréquence et la polarisation, l'angle d'incidence ainsi que les

conditions d'humidité du sol (Dobson and Ulaby, 1986; Ulaby *et al.*, 1996). Pour des surfaces ayant des couverts végétaux caractérisés par une biomasse inférieure à $0,5 \text{ kg.m}^{-2}$, Ulaby *et al.* (1996) ont montré que l'effet de la diffusion directe de la végétation et celui de la diffusion multiple sont pratiquement négligeables. En plus, le coefficient d'atténuation a tendance à se stabiliser vers la valeur un ($T \approx 1$). Les mêmes auteurs ont développé un modèle de transfert radiatif à diffusion simple *MIMICS* (*Michigan Microwave Canopy Scattering Model*) pour l'étude du comportement des différents types de végétation sur la rétrodiffusion radar à multiples fréquences et humidités volumiques du sol. En dépit des difficultés rencontrées dans l'estimation des profondeurs de pénétration des ondes radar dans le couvert végétal, les résultats obtenus ont confirmé l'apport considérable des caractéristiques et des types de culture dans le processus de l'estimation de l'humidité du sol sous-jacent. Engman et Chauhan (1995) ont rapporté que, sur des sols couverts de culture, l'effet de pénétration des micro-ondes radar en polarisation *hh* est plus important qu'en polarisation *vv*, et ceci est moins prononcé avec l'augmentation de la fréquence et de l'angle d'incidence. Par ailleurs, dans le cas des cultures à l'état de maturité, Geng *et al.* (1996) n'ont pas pu quantifier des corrélations significatives entre les coefficients de rétrodiffusion radar et les teneurs en eau dans le sol.

Du fait de la complexité de l'implémentation des modèles théoriques pour l'estimation de l'humidité du sol en présence d'une végétation, plusieurs auteurs ont adopté différentes approches d'analyse empiriques et semi-empiriques. Lin *et al.* (1994) ont développé un modèle semi-empirique pour le calcul des coefficients de rétrodiffusion en polarisations parallèles. Cette approche s'est basée sur la combinaison des données *RSO* aéroporté et des simulations numériques au moyen du *MEI*. Sur la base d'une

analyse de la sensibilité des coefficients de rétrodiffusion aux différents paramètres associés au sol et à la végétation, des approximations ont été introduites pour réduire le nombre des variables dans le processus de la régression multi-variable. On porte ci-dessous les expressions des coefficients de rétrodiffusion en polarisations parallèles dérivées de ces analyses (Lin *et al.*, 1994):

$$(\sigma_{vv}^o)^{-0,11} = 2,48103 - 0,8883097\Theta^{0,42} + 0,0001202\varepsilon_v^{1,73} + 0,00000157\theta^{2,93} - 0,3203591\rho^{0,39} + 0,2320711S^{1,7}, \quad (2.53)$$

$$(\sigma_{hh}^o)^{-0,21} = 22,27952 - 0,2731618\ln(\Theta) - 19,67739\varepsilon_v^{0,01} + 0,00009502\theta^{2,93} - 0,1959691(d_v \times 10^{-2})^{1,07}, \quad (2.54)$$

où Θ (%) est l'humidité volumique du sol, ε_v est la composante réelle de la constante diélectrique de la végétation, θ (deg) est l'angle d'incidence, ρ ($g.cm^{-3}$) est la densité du sol, d_v (cm) est la taille verticale moyenne de la végétation, et S (%) est le pourcentage massique du sable dans le sol.

De Roo *et al.* (2001) ont mis au point un autre modèle semi-empirique basé sur des données radar en bandes L et C à un angle d'incidence de 45° . Des régressions linéaires à moindres carrées, utilisant comme paramètres les coefficients de rétrodiffusion à différentes combinaisons des polarisations, ont donné des résultats satisfaisants ($R^2=0,904$). En effet, pour l'estimation de la fraction massique de l'humidité du sol ϑ ($g.g^{-1}$) sous des couverts de cultures, la meilleure combinaison obtenue est donnée par l'expression suivante:

$$\vartheta = 2,483 + 0,0272\sigma_{L-vv}^o - 0,0139(\sigma_{C-hv}^o - \sigma_{C-vv}^o) - 0,0063(\sigma_{L-hv}^o - \sigma_{C-hv}^o) , \quad (2.55)$$

où σ_{L-pq}^o et σ_{C-pq}^o sont respectivement les coefficients de rétrodiffusion en bandes L et C et en polarisation pq .

2.7. Conclusions

Dans ce chapitre nous avons essayé de cerner les aspects physiques et expérimentaux de l'application de la télédétection pour la mesure et la cartographie de l'humidité du sol. En effet, une emphase particulière a été donnée à l'application de la télédétection dans le domaine des hyperfréquences actives. Les différents modèles du calcul du coefficient de rétrodiffusion radar ont été discutés. Les modèles semi-empirique de Oh *et al.* (1994) et physique *MEI* restent les plus adaptés aux différentes conditions expérimentales et pour une large gamme de fréquences comparant aux autres modèles disponibles en littérature. Ces deux modèles ont été retenus dans le cadre de cette recherche. Toutefois, rappelons que le *MEI* présente quelques irrégularités, aux angles d'incidences plus larges ($\theta \geq 30^\circ$), qui sont dues aux erreurs induites lors des approximations du modèle. La majorité des auteurs ont montré que les mesures en bande C et en polarisation hh aux faibles angles d'incidences présentaient de bonnes corrélations entre le coefficient de rétrodiffusion radar et l'humidité des premiers six centimètres du sol.

Du fait de la forte variabilité spatiale de l'humidité du sol et de la complexité des phénomènes physiques qui entrent en jeu en télédétection radar, les techniques de mesures *in situ* restent un moyen complémentaire fournissant une mesure ponctuelle

assez précise. D'où l'intérêt du concept émergent des réseaux intelligents (*sensorwebs*). Dans le cadre de cette vision de détection intégrée, le chapitre suivant est entièrement consacré à présenter quelques aspects techniques de même que certains exemples d'application.

Chapitre 3

LES SENSORWEBS: LA TECHNOLOGIE RÉSEAU AU SERVICE D'UNE DÉTECTION INTEGRÉE DE LA TERRE

3.1. Introduction

L'avènement des technologies numériques a entraîné une grande évolution des moyens de télétransmission de l'information. Il a aussi permis la manipulation des informations à travers des unités et des réseaux indépendants et mobiles, accédées à l'aide des différentes interfaces de communications sans fil (Tennenhouse and Wetherall, 1996). Comparativement aux anciens environnements des réseaux de communication statiques, la nouvelle génération des réseaux sans fil permet aux unités de calcul une libre mobilité sans restriction sur la localisation des usagers. En effet, la gestion et l'acheminement des données (le routage) consistent à adopter une stratégie adéquate qui garantie une connexion entre les différentes composantes du réseau en tout temps (Doherty, 2000; Qi and Wang, 2001). Cette stratégie de déploiement doit toujours tenir

compte des changements éventuels de la topologie du réseau sur le terrain (Tilak *et al.*, 2002). La téléprésence ou la présence virtuelle est un autre aspect du progrès des technologies de télécommunication qui trouve son application directe dans le contexte des mesures *in situ* (Buxton, 1997; Prescott *et al.*, 1999; Teillet *et al.*, 2001).

Dans le présent chapitre, nous nous sommes intéressés au nouveau concept des réseaux sensorweb développé par le *JPL (Jet Propulsion Laboratory)* de la *NASA* dans le cadre de son programme stratégique des sciences de la terre (NASA, 2000). Les différentes exigences de la conception et de la mise en place de réseaux de capteurs destinés à des mesures *in situ*, à savoir: la stratégie de déploiement, l'architecture des différents capteurs, ainsi que la topologie de communication en réseau, font l'objet d'une investigation préliminaire.

3.2. Rôle des technologies de l'information dans une vision globale des sciences de la terre

Les derniers progrès du secteur des télécommunications ont poussé la *NASA* à formuler une nouvelle vision stratégique des sciences de la terre (NASA, 2000). Cette approche futuriste consiste à déployer un vaste réseau interconnecté de plates-formes de capteurs satellitaires et de stations de mesure *in situ*. Cette vision répondra efficacement aux attentes et exigences technologiques des différents utilisateurs à l'horizon des vingt prochaines années. D'ailleurs, un intérêt particulier sera mis sur le développement des normes de qualité et de disponibilité des données en temps réel.

Un nouveau concept d'intégration des données acquises par les différents systèmes satellitaires, aéroportés et de mesure au sol est devenu à l'ordre du jour pour concrétiser cette nouvelle vision globale. L'intégration de systèmes intelligents avec de tels réseaux donnera à ces derniers une autonomie adaptée à des situations de mesure et d'extraction de données pour le suivi des phénomènes de natures critiques ou transitoires. Les données collectées feront ensuite l'objet de traitements spécifiques dans des modèles d'assimilation pour la prédiction des différents phénomènes d'intérêt scientifique. Pour concrétiser cette approche globale, les technologies d'information sont appelées à connaître un développement accru. Il s'agit, notamment, de la mise au point de systèmes d'information fonctionnant en temps réel dans les différentes étapes de traitement des données, à partir de la collecte jusqu'à l'extraction et la distribution de l'information demandée par l'utilisateur, en passant par les processus de communication intermédiaires (NASA, 2000; Prescott *et al.*, 1999).

Les derniers progrès des technologies des télécommunications à haut débit laissent présager que les données collectées, à travers les différentes stations et réseaux terrestres et spatiaux, seront disponibles sur Internet dans le cadre d'une vision de présence virtuelle globale comme l'illustre la figure 3.1. Une synergie entre les trois composantes de cette vision ne peut être concevable qu'à travers une meilleure optimisation des techniques et stratégies de collecte des données par le biais d'infrastructures réseaux performantes.

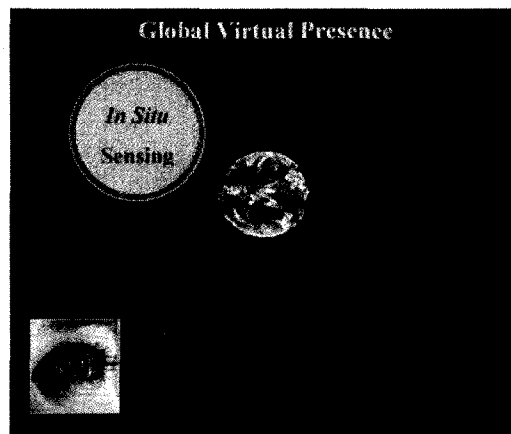


Figure 3.1: La vision globale de la présence virtuelle à travers le réseau Internet (Delin and Jackson, 2001; Teillet et al., 2002).

3.3. Infrastructure réseau

La technologie des réseaux de capteurs est devenue un nouveau concept pour le suivi, le contrôle et la collecte d'informations de notre environnement. C'est une technologie très prometteuse pour un large éventail d'applications des mesures de proximité ou *in situ* à plus large échelle spatiale (Hochheim *et al.*, 2002; Wood *et al.*, 2002). Elle présente un outil clé dans les développements futurs des techniques de collecte des données de notre environnement du fait de la flexibilité et l'exactitude qu'elle procure. La conception d'un réseau de capteurs sans fil est généralement basée sur une architecture de trois couches (Ulmer *et al.*, 2002; ISO, 1984):

- Une infrastructure physique incluant les types et le nombre de capteurs utilisés, les caractéristiques correspondantes et la stratégie adoptée pour le déploiement.
- Les protocoles de transfert des données en réseau.
- Les applications demandées par l'utilisateur.

L'optimisation et l'amélioration de la performance de tels réseaux peuvent induire des modifications de cette architecture. La qualité et les propriétés d'un réseau de capteurs dépendent des caractéristiques et du nombre de capteurs ainsi que de la stratégie du déploiement sur le terrain. Dans cette section, nous nous sommes intéressés à l'architecture des mini-capteurs requise pour une interconnexion globale dans une topologie de réseau sans fil.

3.3.1. Architecture des capteurs

Les capteurs d'un réseau doivent assurer les fonctions suivantes: une mesure des paramètres physiques sur le terrain, une simple analyse des données collectées, une communication avec les autres capteurs du même réseau, et une flexibilité permettant une re-programmation interne pour s'adapter aux divers applications demandées par l'utilisateur (Ulmer *et al.*, 2002). En principe, un capteur individuel est constitué de cinq principaux composants (Figure 3.2):

- **Un dispositif de mesure:** c'est un ensemble de détecteurs pour la mesure de différents paramètres physiques (température, humidité, rayonnement solaire, etc.).
- **Un processeur:** utilisé pour le traitement des données dans les différentes applications.
- **Une mémoire:** utilisée comme espace d'enregistrement du processeur et aussi pour le stockage des données.
- **Une alimentation:** pour garantir une autonomie du capteur pour la collecte des données et la communication avec le reste du réseau.

- **Un émetteur-récepteur:** c'est une interface sans fil pour la communication avec les autres nœuds.

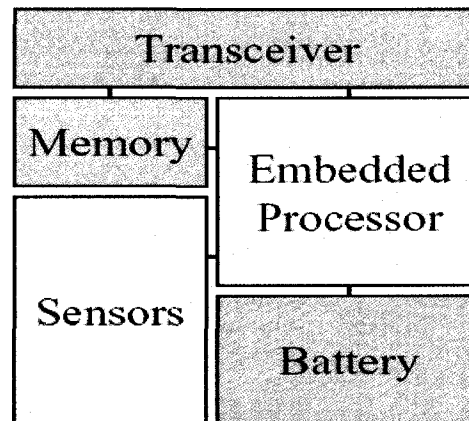


Figure 3.2: Architecture d'un capteur de mesure in situ (Ulmer et al., 2002).

La qualité de ces composantes affecte la performance du capteur en question et du réseau global à une échelle plus grande. En fait, la précision du dispositif de mesure et de transmission contrôle directement la qualité des données reçues par l'utilisateur. L'amélioration des différentes caractéristiques d'un réseau est généralement très coûteuse et doit être tenue en compte lors de la conception initiale (Ulmer et al., 2002; ISO, 1984).

3.3.2. Nombre de capteurs et stratégie de déploiement

Il est toujours important de maîtriser les aspects et les processus de communication entre les différents nœuds d'un réseau de capteurs. D'ailleurs, l'architecture de ce dernier, la topologie de communication et les algorithmes de routage des données sont tous des facteurs qui font, avec les caractéristiques des composantes des capteurs, des normes à

optimiser pour garantir une fiabilité et un certain degré de confiance aux données collectées sur le terrain.

L'augmentation du nombre de nœuds dans un réseau de capteurs procure à ce dernier une performance meilleure. En effet, l'efficacité et la précision de la mesure seront améliorées par le biais de plusieurs capteurs sur place. Ceci offre au réseau une densité élevée et une grande connectivité (Lynch, 1996; Doherty, 2000; Tilak *et al.*, 2002). Pourtant un nombre excessif de nœuds transmettant des signaux en même temps peut excéder la capacité du réseau à procéder à un processus de congestion efficace. Par conséquent, il est primordial de mettre en place une stratégie adéquate pour la distribution des différents capteurs sur le terrain. Habituellement, trois stratégies de déploiement sont considérées (Doherty, 2000; Tilak *et al.*, 2002):

- **Déploiement régulier:** Les capteurs sont disposés avec une topologie géométrique bien déterminée, une forme de grille par exemple (Figure 3.3-a).
- **Déploiement aléatoire:** Les capteurs sont uniformément distribués (Figure 3.3-b).
- **Déploiement planifié ou biaisé:** Dans ce cas la distribution spatiale est biaisée pour fournir une grande densité de nœuds dans une région où le phénomène d'intérêt est plus prononcé (Figure 3.3-c).

La distribution spatiale des nœuds est une contrainte majeure qui affecte directement la performance de la topologie de communication en réseau. En effet, le potentiel de transmission d'un signal entre deux nœuds différent est directement proportionnel à la distance qui les sépare. Les algorithmes de routage des données sont un outil intelligent

pour minimiser cet effort par le biais de transmissions séquentielles à travers des nœuds ou des groupes de nœuds intermédiaires (Heinzelman *et al.*, 2000).

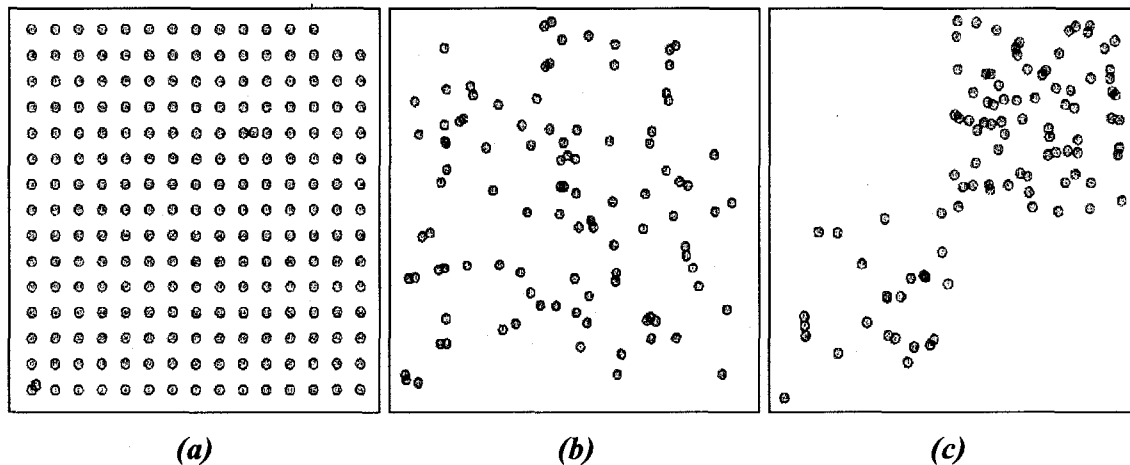


Figure 3.3: Méthodes de déploiement des capteurs sur le terrain: (a) cas d'une grille 15x15, (b) déploiement aléatoire de 100 nœuds, et (c) un réseau biaisé de 100 nœuds (Tilak *et al.*, 2002).

3.3.3. Architecture des réseaux de capteurs

La conception des réseaux de capteurs repose sur des normes fixées par l'organisation des standards internationaux (Ulmer *et al.*, 2002; ISO, 1984). D'ailleurs, l'architecture du réseau est basée sur un modèle à trois couches (ISO, 1984):

- **La couche physique:** Elle inclue le modèle de transmission qui facilite le transfert des données entre les différents nœuds par des communications sans fil. Trois cas sont prédits par ce modèle (Figure 3.4). Chaque nœud couvre un espace de communication voisin de géométrie circulaire qui est directement proportionnel au potentiel de transmission fourni par le capteur (Figure 3.4-a). Les deux nœuds de la figure 3.4-b

ont la possibilité de communiquer entre eux; quant à ceux de la figure 3.4-c, ils sont hors gamme de transmission.

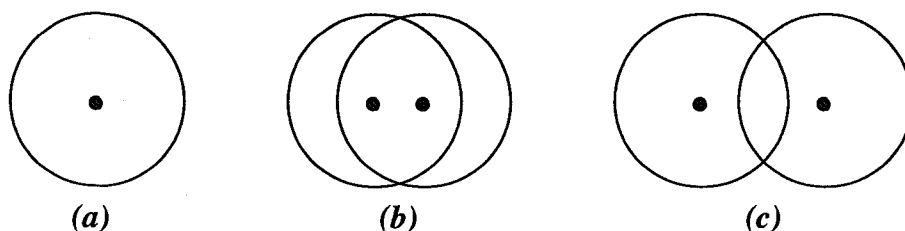


Figure 3.4: Les dispositions possibles des nœuds: (a) espace couvert par la transmission d'un seul nœud, (b) deux nœuds interconnectés, et (c) deux nœuds hors gamme de transmission (ISO, 1984).

Une des caractéristiques importantes de ce type de réseaux, qu'il faut tenir en compte lors de la conception des protocoles de transfert des données, c'est qu'il faut être capable de détourner le problème de la transmission simultanée des différents nœuds en éliminant les signaux corrompus qui en résultent.

- **La couche de liaison et de contrôle de données:** Elle prend en charge les protocoles de transfert de données pour accéder à l'espace commun de transmission au niveau du réseau global. Le rôle principale de cette couche est de soutenir une fiabilité et un contrôle permanent du processus de transmission des données dans l'hierarchie global du réseau (Ulmer *et al.*, 2002).
- **La couche du transport des données:** Le transport des données dans les réseaux conventionnels se basait traditionnellement sur les protocoles de contrôle de transmission connus sous le nom de *TCP (Transmission Control Protocol)* (Ulmer, 2002; Ulmer *et al.*, 2002). Ce processus consistait à rassembler les données en paquets avec des étiquettes de contrôle qui sont transmis, par la suite, à travers le

réseau avec une vitesse bien déterminée. Cependant, plusieurs facteurs limitent l'utilisation de ce type de protocoles dans le cas des réseaux de mesures *in situ*. En effet, l'implémentation des protocoles *TCP* demande de larges espaces mémoires, tandis que les nœuds sont généralement de tailles réduites avec des petites mémoires. Du même, l'utilisation de tels protocoles n'aboutit pas à une optimisation efficace du transfert des données vers des nœuds bien déterminés. C'est ainsi que les algorithmes de routage peuvent être l'outil le plus performant à intégrer au niveau de la couche de liaison et de contrôle pour promouvoir une qualité et une fiabilité satisfaisantes de ce processus de transfert des données (Wieselthier and Ephremides, 2000).

3.3.4. Localisation des réseaux de capteurs et intérêt du *GPS*

Les systèmes globaux de positionnement, connus en anglais sous le nom *GPS*, est une technologie qui a été développée pour permettre une meilleure localisation des différents nœuds avec une précision satisfaisante (Bulusu *et al.*, 2000; Qi *et al.*, 2002). Cette précision est un paramètre crucial dans certaines applications des réseaux de capteurs pour des mesures *in situ* (Heidemann and Bulusu, 2001). Par exemple, elle permet une réduction considérable du potentiel de transmission des nœuds en adoptant une approche intégrée d'optimisation dans des situations prévalant l'utilisation d'un grand nombre de nœuds.

Dans un souci d'une conception qui optimise d'avantage les coûts globaux, l'intégration de la technologie *GPS* dans les réseaux de capteurs peut faire l'objet d'un déploiement au niveau d'un pourcentage assez réduit de nœuds avec l'utilisation d'algorithmes de distributions sur le reste du réseau (Ulmer *et al.*, 2002).

3.4. Les sensorwebs

Le sensorweb est un nouveau concept de réseau de capteurs qui a été récemment développé par la NASA (Delin and Jackson, 2001). C'est un système basé sur des communications sans fil. Ses capteurs sont spatialement déployés pour le contrôle et le suivi des différents phénomènes environnementaux. Chaque capteur est équipé de deux modules. Le premier est responsable de la détection *in situ*. Il convertit son interaction avec les différents effets et paramètres environnementaux en signaux électriques. Le second se charge de la réception et de la transmission des données collectées sur le terrain à travers une infrastructure miniature de télécommunication. Dans cette dernière sont implémentés les différents protocoles d'analyse des données recueillies sur place. On y trouve aussi un système d'alimentation électrique autonome.

L'interprétation globale des données acquises par les différents capteurs d'un sensorweb se fait d'une manière assez particulière. En effet, l'interprétation collective de l'information au niveau du réseau tout entier donne au sensorweb une macro intelligence très semblable à l'intelligence du cerveau humain (Koch and Laurent, 1999; Delin and Jackson, 2001). Ce traitement intelligent de l'information en réseau du sensorweb permet à celui-ci de modifier son comportement vis-à-vis des variations des facteurs expérimentaux et environnementaux. Ce concept de macro intelligence a été adapté à des applications à grandes échelles, notamment la conception d'un sensorweb de réseau de plusieurs plates-formes satellitaires dans le but du suivi des phénomènes naturels au niveau planétaire (Marinucci *et al.*, 2001).

Les transmissions sans fil entre les différents capteurs de mesure *in situ* d'un sensorweb sont faites d'une manière omnidirectionnelle. Cette caractéristique est différente de celle des réseaux conventionnelles qui adoptent une approche dans laquelle les données recueillies des différents capteurs sont reconduites à un nœud central (Approche *star-network*). En outre, les signaux issus des mini-capteurs sont rassemblés dans un capteur principal. Les mêmes capteurs de mesures *in situ* se chargent du transfert des données. En d'autre terme, l'information est répartie et en même temps transmise à travers le réseau global.

3.4.1. Prototype de capteur sensorweb du JPL

Le premier mini-capteur pouvant être intégré dans un sensorweb a été développé au JPL (Figure 3.5). Ce type de capteur est équipé d'un module de transmission et de réception des radiofréquences, d'un microcontrôleur, d'une batterie de lithium et deux capteurs sensibles à la température et à la luminance solaire.

Le concept des sensorwebs est généralement confondu avec celui des réseaux de capteurs conventionnels. La particularité d'un sensorweb réside dans le fait qu'il est capable de distribuer l'information acquise par un nœud au réseau global, et par la suite l'analyser à une échelle spatiale plus large tout en modifiant le comportement du système tout entier vis-à-vis des données collectées. Par exemple, si un problème technique est survenu à un mini-capteur qui a provoqué une rupture du flux de données de ce dernier, le système augmente, automatiquement, le taux d'acquisition des données pour compenser la perte en résolution spatiale (Delin and Jackson, 2000; Delin and Jackson, 2001).

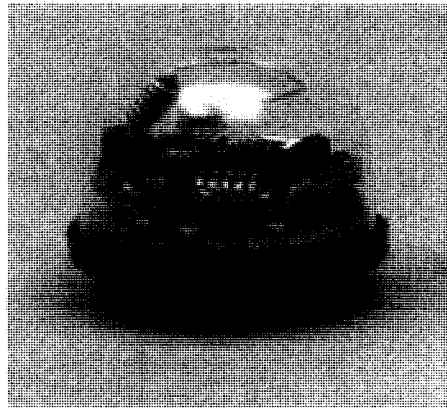


Figure 3.5: Prototype d'un mini-capteur de sensorweb (Delin and Jackson, 2001).

3.4.2. Transmission des données dans un sensorweb

Le processus de transmission des données à l'intérieur d'un sensorweb est un grand obstacle qui limite relativement la performance technique d'un tel réseau. La minimisation du potentiel de transfert de données est un paramètre important à optimiser. Le potentiel de transmission d'un signal d'un capteur à un autre est donné par l'expression suivante (Sadiku, 1997 cité par Delin and Jackson, 2001):

$$P_{tra} \propto (D/\lambda)^m \cdot P_{rec} \quad , \quad (3.1)$$

où P_{rec} est le potentiel du signal reçu par un capteur, D est la distance de transmission, λ est la longueur d'onde du signal transmis, et m est le coefficient caractéristique de l'environnement, il est égale à 2 dans le cas d'un espace homogène et peut atteindre la valeur 4 ou plus pour un environnement constitué de plusieurs phases. La figure 3.6 illustre bien le concept de transmission des signaux dans un sensorweb. Le potentiel total

requis pour la transmission de l'information à une distance D avec N nœuds intermédiaires sera réduit par un facteur N^{m-1} :

$$P_{tra} \propto \frac{1}{N^{m-1}} (D/\lambda)^m \cdot P_{rec} \quad , \quad (3.2)$$

Dans le cas simple d'un espace libre et homogène ($m=2$) (Figure 3.6), le potentiel de transmission de l'information entre deux nœuds par les nœuds adjacents est plus efficace du processus de transmission direct.

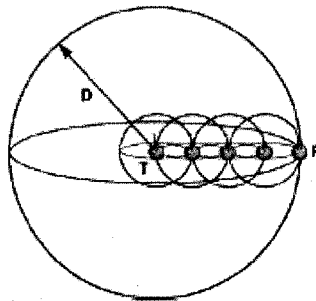


Figure 3.6: Transmission directe et indirecte entre deux nœuds (R et T) d'un sensorweb (Delin and Jackson, 2000).

Du fait que les réseaux de sensorwebs ne sont pas techniquement délimités et les nœuds principaux peuvent y être déployés aléatoirement, ces systèmes offrent une grande flexibilité pour le routage des informations. Les secteurs examinés peuvent donc être élargis par des déploiements multiples de plusieurs sensorwebs interconnectés entre eux comme le montre la figure 3.7. Différents capteurs peuvent être déployés aléatoirement dans chaque réseau pour accroître la résolution spatiale. C'est cette caractéristique qui fait des sensorwebs des réseaux très flexibles et très adaptés à des situations et des environnements délicats.

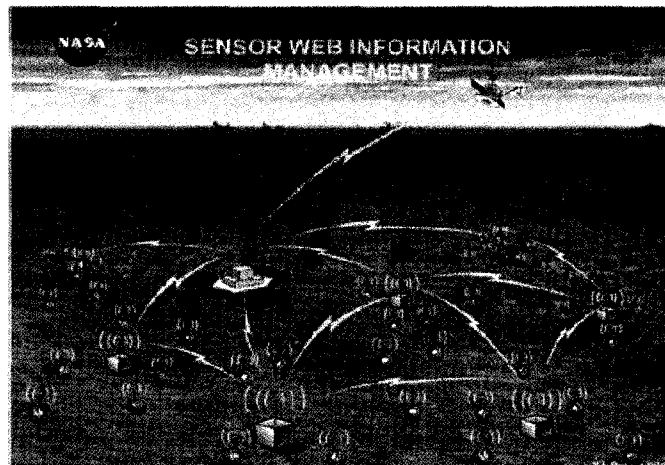


Figure 3.7: Plusieurs sensorwebs déployés aléatoirement et interconnectés entre eux (Les mini-capteurs et les capteurs principaux sont, respectivement, de formes sphériques et cubiques) (Delin and Jackson, 2000).

3.4.3. Applications des sensorwebs du JPL

La technologie des sensorwebs couvre un large éventail d'applications qui s'étend du domaine des mesures *in situ* à grande échelle aux réseaux connectés de satellites (Marinucci *et al.*, 2001). Elle permet la synthèse des données et des informations avec une grande résolution spatiale et un suivi de proximité des différents phénomènes dynamiques dans l'espace et le temps. Les données acquises par des plates-formes de télédétection exigent une certaine connaissance des processus physiques et des effets expérimentaux qui entrent en jeu. En revanche, les sensorwebs fournissent des données immédiates qui peuvent être des outils prometteurs qu'on peut associer aux mesures à distance.

La NASA s'est considérablement intéressée à ce nouveau concept technologique pour la conception et la planification des futures missions spatiales (Prescott *et al.*, 1999; Delin and Jackson, 2000). Dans la même optique, le JPL s'est fixé le but du développement des

différentes applications possibles dans le cadre du projet *Sensorweb*. Ce projet va révolutionner l'application des technologies numériques de télécommunication sans fil et l'industrie électronique dans d'autres domaines aussi variés que l'agriculture, les changements climatiques, la prévision des catastrophes naturelles, etc.

La première génération de sensorwebs a été développée au *JPL*. La conception de tel réseau test consistait à mettre en place trois prototypes de capteurs (Figure 3.5) sensibles la température et au rayonnement solaire. La figure 3.8 illustre les deux différentes architectures réseaux utilisés. La première est une topologie linéaire ou chaque nœud communique avec son voisin immédiat (Figure 3.8-a). La seconde configuration est une géométrie dans laquelle deux nœuds communiquent directement avec le reste du réseau (Figure 3.8-b). Cette dernière topologie engendre un surplus de données collectées des trois nœuds. Cependant, la conception des protocoles de traitement des données adaptés à ce type de réseau a l'avantage de contourner ce problème en éliminant dynamiquement les données superflues (Delin and Jackson, 2001).

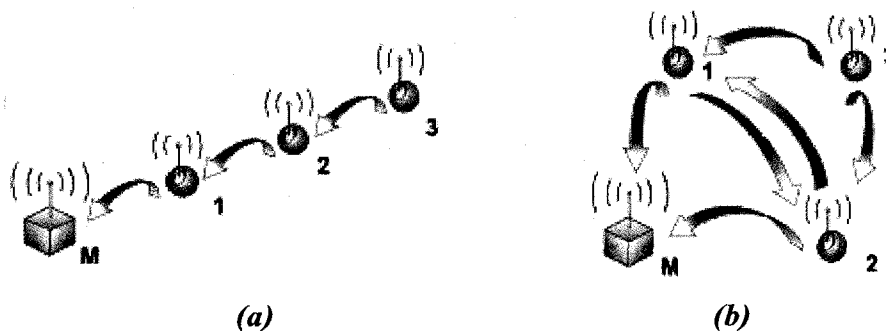


Figure 3.8: Deux topologies du premier réseau sensorweb du JPL (Delin and Jackson, 2001).

Après le succès du premier prototype de sensorweb, le *JPL* s'est lancé dans une démarche pour développer une nouvelle génération pour des applications sur le terrain. Le *Sensorweb 2*, formé de 12 nœuds et un capteur principal, a été mis en place dans un environnement contrôlé au sein d'une serre botanique au "*Huntington Botanical Gardens*" à San Marino en Californie. Le choix de tel environnement fournit la possibilité de plusieurs essais à des climats variables et des conditions extrêmes de température, de pression et d'humidité. Un nouveau prototype de capteur a été mis au point (Figure 3.9) incluant des instruments pour la mesure du taux d'humidité dans l'air, de la température et de l'humidité du sol, de la température de l'air et du sol, de l'intensité du rayonnement solaire, et des teneurs en O_2 et H_2S dans l'atmosphère.

La figure 3.10 porte un exemple d'enregistrement de l'éclairement solaire par les différents mini-capteurs du *Sensorweb 2*. On y voit bien la capacité de ce type de réseaux à discriminer des variations locales des différents paramètres environnementaux.



Figure 3.9: Prototype du capteur du Sensorweb 2. (Delin and Jackson, 2001).

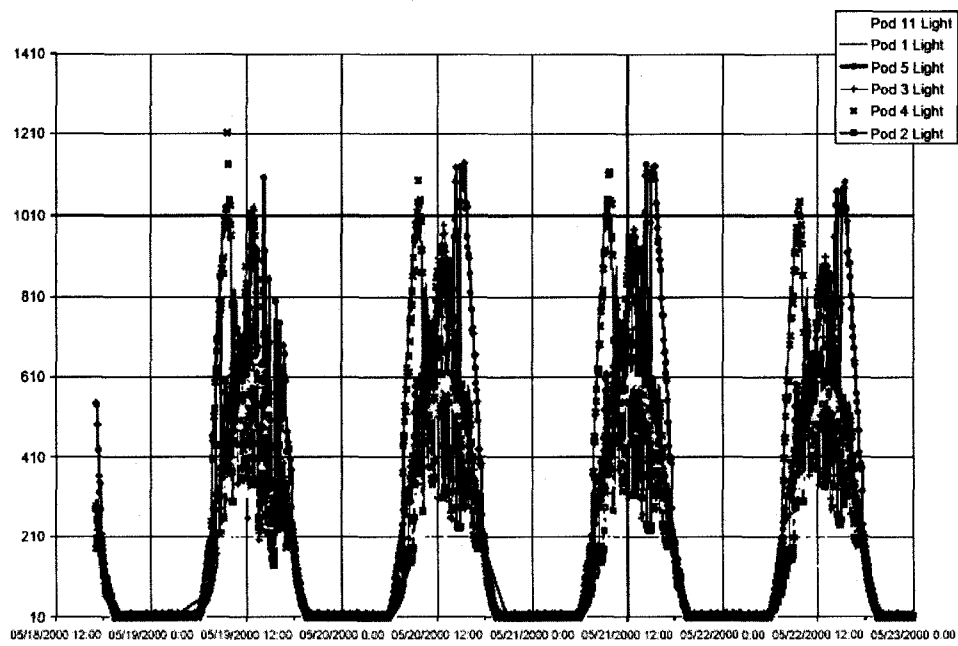


Figure 3.10: Variation de l'éclairement solaire enregistrée par six capteurs du Sensorweb 2 (Delin and Jackson, 2000).

Un troisième sensorweb a été développé au *JPL*, sa conception est similaire à celle du *Sensorweb 2* avec des capteurs de performance meilleure en terme d'infrastructure de télécommunication et d'autonomie énergétique (utilisation de cellules photovoltaïques) (Figure 3.11). Pour fournir une disponibilité en temps réel des données recueillies sur place, on a procédé à la conception d'une interface graphique intégrée dans un *package* d'applets accessibles à distance sur Internet. On porte sur la figure 3.12 un accès direct au moyen du navigateur *Internet Netscape* aux différentes données enregistrées en temps réel au "*Huntington Botanical Gardens*" par l'intermédiaire d'une interface graphique. Ce prototype de sensorweb a été appliqué ensuite à d'autres microclimats à ciel ouvert, notamment en milieu aquatique (Delin, 2002).

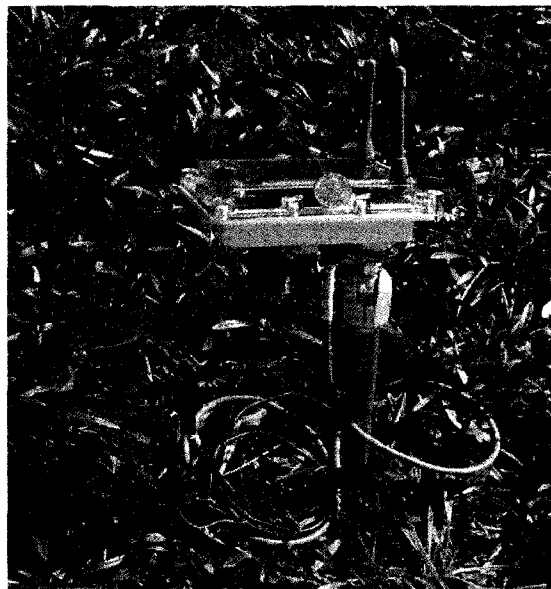


Figure 3.11: Prototype du capteur du Sensorweb 3 (Delin, 2002).

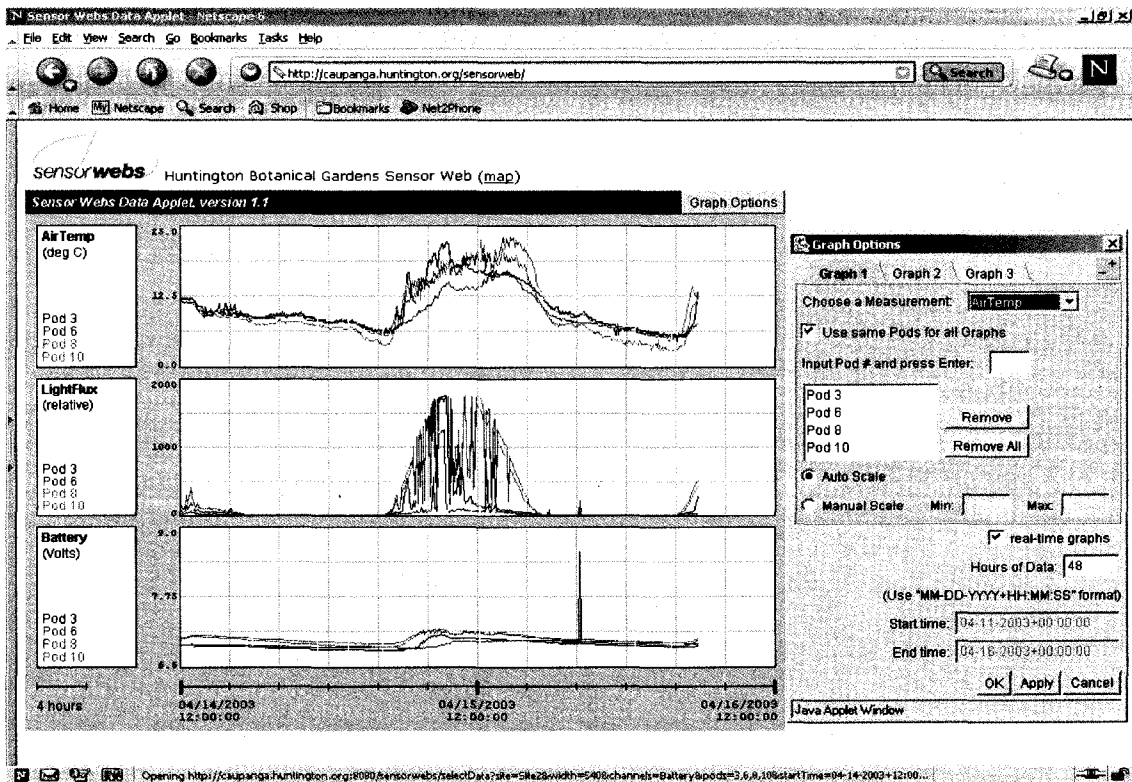


Figure 3.12: Interface graphique du Sensorweb 3 au "Huntington Botanical Gardens" accessible par le navigateur Netscape montrant des données de la période du 14 au 16 avril 2003 (<http://caupanga.huntington.org/sensorweb>).

3.4.4. Prototypé du sensorweb du CCT

Dans le cadre du Programme *PAMCIS* le *CCT* a entrepris diverses activités scientifiques. Entre autres, la prévision et le suivi des inondations pour faciliter l'intervention et la prévention de tels dangers naturels (Wood *et al.*, 2002), ainsi que l'intégration des données *in situ* et ceux de la télédétection dans un modèle agro-météorologique pour l'amélioration des projections de certaines cultures (Hochheim *et al.*, 2002). Dans ce même contexte, on a utilisé un service web pour l'extraction des différents paramètres des corrections atmosphériques (O'Neill *et al.*, 2002).

Au cours de l'année 2002, l'équipe du PAMCIS a procédé à une série de déploiements expérimentaux près de la ville d'Ottawa et à l'Observatoire du Rayonnement Atmosphérique du Lac Bratt (ORLAB) au Saskatchewan (ISSMAP, 2003). Un prototype de sensorweb composé de cinq nœuds a été mis en place. Ce système a été équipé d'une infrastructure de télécommunication par radiofréquences et par satellites pour la transmission des données recueillies en temps quasi-réel à la Station d'Observation Intégrée de la Terre (STOIT) au CCT à Ottawa. On a pu collecter différents types de données météorologiques et ceux relatifs aux propriétés du sol (humidité et température). La maintenance à distance de quelques micrologiciels ainsi que la transmission de photos numériques du terrain en temps réel, au moyen de webcam et modem satellitaire, ont été accomplies avec succès lors de des premiers essais.

Une application plus concrète a fait l'objet d'un déploiement de ce prototype du sensorweb dans le cadre d'une contribution aux efforts ménagés par les différents intervenants pour la prévision des crues dans le bassin de la rivière Roseau, tributaire de la rivière Rouge au Manitoba (Teillet *et al.*, 2003). Ce prototype a été prédestiné à prélever des mesures *in situ* des différents paramètres météorologiques et de l'humidité du sol (Figure 3.13), et ceci en utilisant un réseau de plusieurs capteurs chargé de la transmission des données à la STOIT à Ottawa (ISSMAP, 2003). La figure 3.14 illustre un exemple d'acquisition en temps réel des données fournies par un seul capteur. Il s'agit de mesures de température et d'humidité à différentes profondeurs du sol (10, 30, 40 et 70 cm). Ce même type de données, qui coïncident avec les périodes d'acquisitions des images radar, a été utilisé dans nos analyses par la suite.

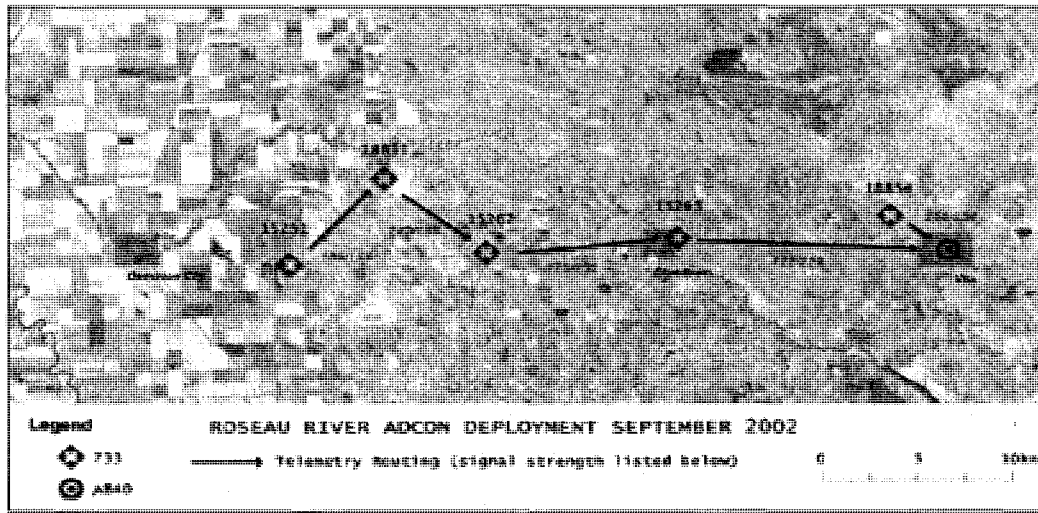


Figure 3.13: Prototype du réseau sensorweb du CCT déployé sur le bassin de la rivière Roseau, Manitoba, Canada (Teillet et al., 2003).

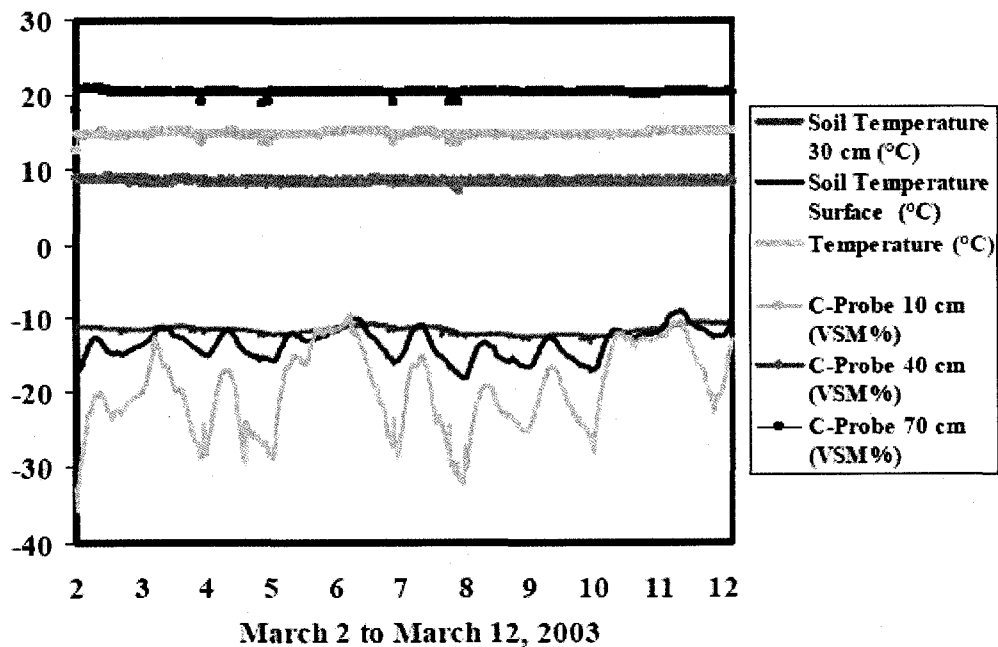


Figure 3.14: Exemple des profils à différentes profondeurs du sol de la température enregistrés par le prototype du sensorweb du CCT l'humidité du sol (VSM) (Teillet et al., 2003).

3.5. Conclusions

Le développement des technologies de télécommunication a rendu possible la concrétisation d'une nouvelle vision des sciences de la terre qui intègre les données issues des plates-formes terrestres et satellitaires. L'application des réseaux sans fils pour des mesures *in situ* est une composante importante de cette vision globale. L'étude des aspects et processus de communication entre les différents nœuds d'un réseau de capteurs est d'une importance capitale pour garantir une fiabilité des données collectées. En effet, la topologie de communication et les algorithmes de routages des données sont des outils à optimiser lors de la conception initiale.

Le développement de la technologie des sensorwebs s'inscrit dans la même optique du contexte de présence virtuelle globale. C'est un outil assez performant permettant de couvrir un large éventail d'applications prévalant l'utilisation d'une infrastructure de protocoles intelligents ainsi qu'une présence virtuelle permanente. L'intégration des protocoles intelligents dans un système robuste de communication inter-nodal présentera sans doute un atout considérable. De plus, la mise en place d'algorithmes de fusion de données et d'assimilations dans des modèles physiques présente l'aspect le plus important et le plus prometteur d'une intégration des données satellitaires et *in situ* dans des modèles valides.

Au cours du prochain chapitre, nous allons présenter le site d'étude de même que les données disponibles pour ce travail de recherche. Après une description géomorphologique de la zone d'étude, nous introduisons les données images et *in situ*.

Ces dernières ont été acquises par le prototype du sensorweb du *CCT* et au cours des campagnes de mesures sur le terrain.

Chapitre 4

DESCRIPTION DE LA RÉGION D'ÉTUDE ET DES DONNÉES UTILISÉES

4.1. Géomorphologie et causes des inondations dans le bassin de la rivière Rouge

La rivière *Rouge* coule vers le nord à partir de son embouchure dans le *Minnesota* aux *États Unis*. Elle traverse la frontière canado-américaine pour se déverser dans le lac *Winnipeg* au *Manitoba*. Elle fait partie du réseau hydrographique de la baie d'*Hudson* (Oswald *et al.*, 1999). Le bassin de cette rivière s'étend sur une superficie de 116 500 Km², couvrant ainsi des parties importantes du *Dakota du nord*, du nord-west du *Minnesota*, du sud du *Manitoba* ainsi qu'une petite superficie du nord-est du *Dakota du sud*. C'est un bassin à réseau hydrologique assez complexe, qui est influencé par les facteurs aussi bien naturels qu'humains (CMI, 2000; RRBB, 2000). Plusieurs organismes gouvernementaux et autres s'acquittent de la responsabilité des différents aspects de la gestion de ce bassin.

Toutefois, dans le cadre de certains accords binationaux et internationaux, le *Conseil International de la Rivière Rouge* se charge de coordonner ces efforts.

La rivière *Rouge* est sinueuse. Elle prend sa source à environ 456 Km au sud de *Winnipeg* avec une longueur du chenal de l'ordre de 880 Km. La rivière et la vallée avoisinante se situent sur un ancien lac de l'époque glaciaire, le lac *Agassiz* qui occupait presque tout le territoire du *Manitoba*, le nord-ouest de l'*Ontario*, le centre ouest de la *Saskatchewan*, l'est du *Dakota du nord* et le nord-ouest du *Minnesota* (entre 12 000 et 7 500 ans auparavant). Le retrait de ce lac vers le nord a permis à la rivière de creuser son lit dans la plaine avec des profondeurs ne dépassant pas 15 m. Mis à part quelques ravins et ruisseaux encaissés, la pente de la rivière est très douce, ne dépassant guère quelques centimètres par kilomètre. Cela est dû principalement au relief plat caractérisé par une faible inclinaison vers le nord. Le long de ce tronçon de la vallée, on trouve des accumulations de sédiments glaciaires ainsi que des dépôts argileux glacio-lacustres du lac *Agassiz* (Oswald *et al.*, 1999).

Depuis l'établissement des premiers habitants sur les berges de la rivière *Rouge*, on a assisté à des inondations dévastatrices dans cette région. Des crues se sont produites, aussi, le long des affluents à des intensités variables (CMI, 2000). En effet, dans certaines régions du grand bassin de la rivière *Rouge*, des inondations ne durent que quelques heures ou quelques jours, tandis que d'autres perturbent complètement les activités normales pendant plusieurs semaines ou plusieurs mois (Oswald *et al.*, 1999; CMI, 2000). Plusieurs facteurs contribuent à accroître les dommages causés par ces crues dans ce bassin. On cite en particulier: la topographie, l'apport des conditions météorologiques,

les pratiques de l'utilisation des terres, la gestion des débits d'eau, ainsi que la combinaison des effets des niveaux des eaux dans la rivière et ses tributaires.

- **La topographie:** Le fait que le terrain dans le bassin de la rivière *Rouge* soit pratiquement plat et l'eau s'y déplace à faible débit, provoque des inondations qui se préparent lentement et qui peuvent persister pendant de longues périodes. Le relief plat et le lit peu profond de la rivière Rouge posent aussi un problème à cause du grand nombre des tributaires qui alimentent le bassin (vingt environ). En effet, un phénomène de ruissellement relativement intense peut se produire et peut, aisément, dépasser la capacité d'évacuation de la rivière. Les inondations se déclanchent, en principe, lorsque le chenal principal ne peut plus contenir le surplus de l'eau qu'il reçoit. Ces débordements sont difficiles à contrôler et à prédire du fait de la complexité des mécanismes de ruissellements à partir des plaines avoisinantes (Oswald *et al.*, 1999).
- **Les conditions météorologiques:** Ces conditions jouent un rôle capital dans le déclenchement des inondations. Les variations extrêmes de la température, caractérisant en particulier le climat du sud de la *Manitoba*, favorisent une abondance des précipitations en période d'été plutôt qu'en hiver. Les conditions propices aux inondations généralisées sont (Oswald *et al.*, 1999; CMI, 2000):
 - un automne très humide avec beaucoup de précipitation,
 - un hiver assez froid avec un gel profond avant la chute de la neige,
 - un hiver avec d'importantes chutes de neige,
 - un dégel printanier tardif avec des pics de température
 - une importante accumulation de la neige ou beaucoup de pluies pendant la débâcle.

- **Zones humides et utilisation des terres agricoles:** Au début de la colonisation des terres du bassin de la rivière *Rouge*, de grandes superficies ont été considérées comme des terres humides, *i.e.* n'étant pas propices au développement des activités agricoles. Ces zones ont subi d'intenses manœuvres de drainage. Cela a entraîné une réduction substantielle de leurs surfaces pour ne présenter actuellement que 3 % du paysage, alors qu'ils occupaient 12 % une centaine d'années auparavant (CMI, 2000). Les zones humides contribuaient efficacement dans le cycle de l'eau dans cette région. En fait, elles pouvaient modifier les effets des inondations tout en contrôlant le débit de l'eau et en approvisionnant les nappes phréatiques.
- **La gestion du débit de l'eau:** Les premiers travaux d'aménagement, pour la régulation du débit de l'eau dans le bassin de la rivière *Rouge*, ont commencé au cours des années cinquante dans le sud du Manitoba. Il s'agissait d'un système de digues construit dans la région de *Winnipeg*. Les gouvernements provincial et fédéral ont procédé à des travaux pour l'élargissement des digues, l'amélioration du lit de la rivière et la construction de réservoirs de grande capacité, ainsi que l'aménagement de milliers de sites de micro-stockage disséminés dans l'ensemble du bassin. Ces travaux ont permis d'épargner la ville de *Winnipeg* du niveau record de la crue de 1997, provoquant un élargissement de la zone inondable à l'extérieur de la vallée fluviale (Brooks et *al.*, 2003).

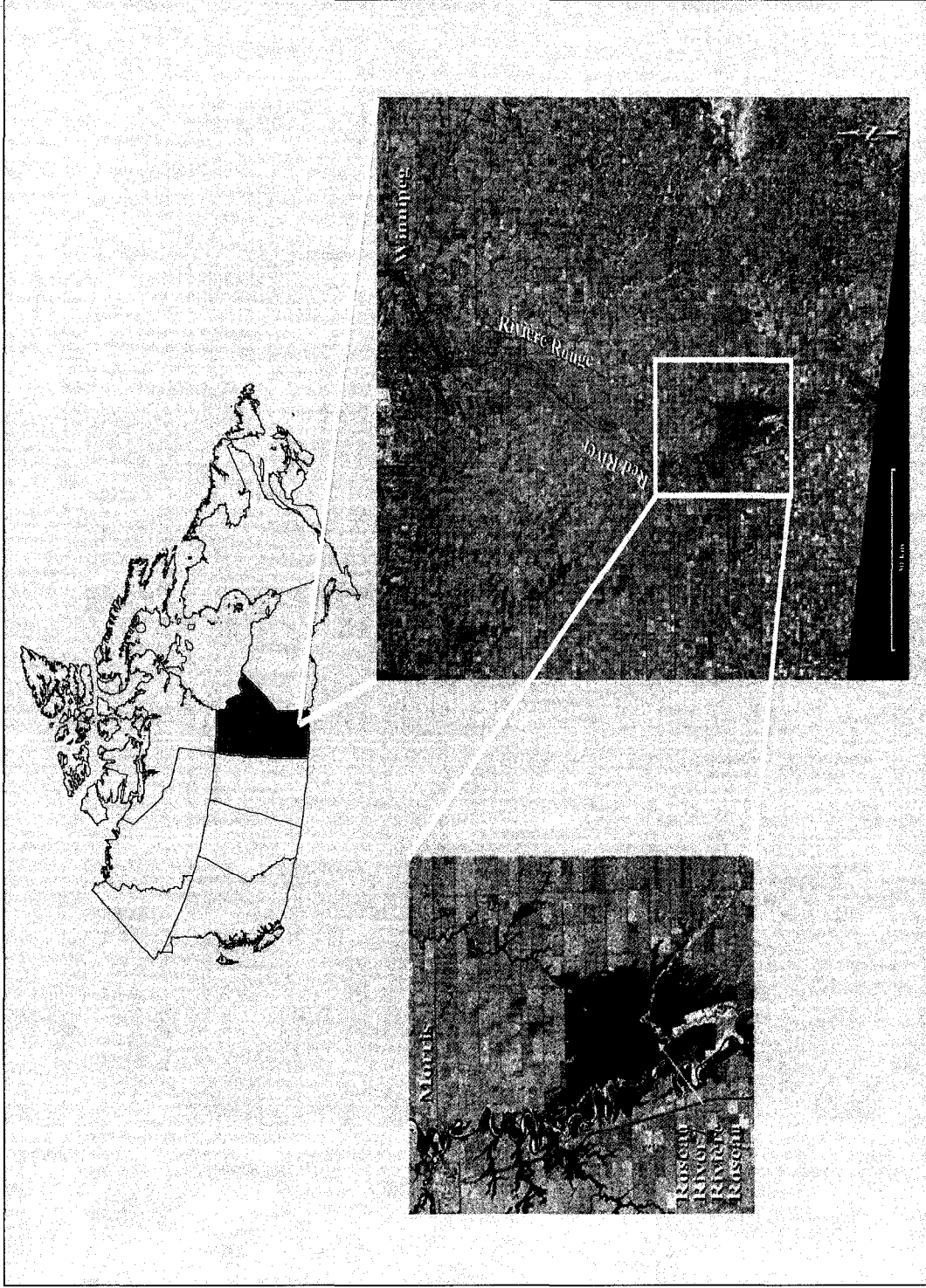


Figure 4.1: Zone d'étude au bassin de la rivière Roseau tributaire de la rivière Rouge au Manitoba avec des images radar des inondations du 20 avril 2001 acquises par le RSO de Radarsat-1 en mode W2 (CCT). (<http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/ccrs/r/d/apps/hydro/redrvr/apr20.jpg>).

4.2. Site d'étude

Le site sélectionné pour cette étude est le sous bassin de la rivière Roseau tributaire de la grande rivière Rouge (Figure 4.1). C'est un bassin qui couvre une superficie de 5328 Km² dont 2357 Km² au Manitoba. Le reste de ce bassin s'étend au Minnesota aux États Unis. La portion canadienne de ce bassin qui fait l'objet de notre travail de recherche s'étale sur un périmètre de 135 Km d'est en ouest, et 30 Km du nord au sud (Figure 4.2). Ce site est composé de trois parties principales. Le secteur est est dominé par la présence des marais, des terres humides et d'un couvert forestier. Dans la partie centrale, on trouve de larges étendus de pâturages et quelques surfaces agricoles, et la partie ouest est dominée par des terrains agricoles. La disposition de ces secteurs reflète aussi quatre différents types de sols: organiques, limons siliceux, sablonneux et argileux. En se dirigeant vers le côté est, le sol change graduellement en limon avec des poches de sols sablonneux.

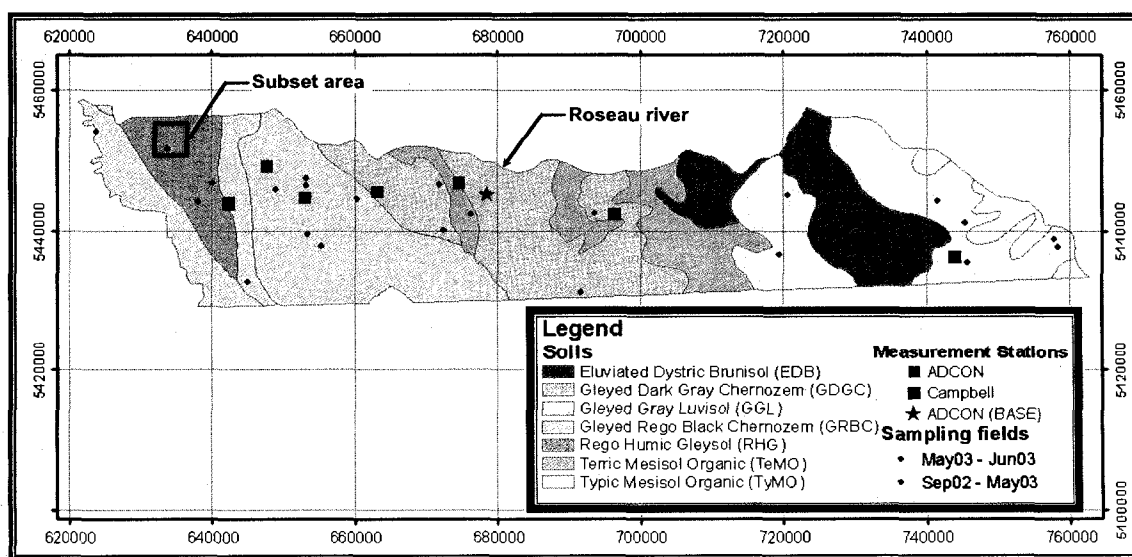


Figure 4.2: Site d'étude du bassin de la rivière Roseau.

4.3. Données *in situ* de l'humidité du sol

L'extraction de l'humidité du sol, à partir des données radar, est généralement affectée par la présence de la végétation et des conditions de rugosité de la surface. Dans un souci de minimiser au maximum ces effets, des sites essentiellement agricoles, avec un minimum de résidus de cultures, ont été sélectionnés pour la collecte des données *in situ* de l'humidité du sol. Huit stations *Adcon* du sensorweb du groupe *PAMCIS* du *CCT*, dont une est chargée de la transmission des données en temps réel à *Ottawa*, et trois autres stations *Campbell* fournies par *Environnement Canada* ont été distribuées tout au long du bassin de la rivière *Roseau*. Ces systèmes effectuaient des mesures à différentes profondeurs du sol. Des considérations techniques de télémétrie ont limité la distribution des stations de mesures du sensorweb dans le secteur est du bassin. Ce dispositif a été installé sur le terrain entre l'automne 2002 et la fin de la saison des inondations en juin 2003.

Étant donné que le nombre de capteurs du sensorweb déployés à travers ce territoire était assez limité, des mesures supplémentaires de l'humidité du sol ont été effectuées. Au total, 22 sites d'échantillonnage de l'humidité ont été sélectionnés pour la période d'automne 2002 et 14 autres sites en printemps 2003 (Figure 4.2). Ces mesures de l'humidité couvrent les diverses classes de sols existantes dans le bassin de la rivière *Roseau*. D'habitude, les sites sélectionnés en septembre 2002 restaient pratiquement nus jusqu'en mai 2003. Durant la deuxième campagne de mesure en printemps de nouveaux sites ont été choisis afin de remplacer les zones déjà couvertes en végétation. La procédure d'échantillonnage de l'humidité du sol sur chaque site se faisait sur des transects avec cinq stations de mesure. En chaque station trois prélèvements, distants

d'un mètre environ, ont été effectués à une profondeur de 6 cm, ce qui fait un total de quinze mesures en chaque site. Des mesures par gravimétrie ont été effectuées lors de la première campagne d'automne 2002 dans le but d'étalonner les sondes à réflectométrie temporelle utilisées *TDR (Time Domain Reflectometry)*. Quant aux stations du sensorweb déployées sur le bassin, elles ont été munies de sondes à capacitance (*C-Probe*).

4.4. Données de la rugosité du sol

La mesure des paramètres caractérisant la rugosité de la surface du sol, à savoir la hauteur quadratique moyenne s et la longueur de corrélation ℓ , a été menée à travers les différents sites d'échantillonnage en utilisant le système photographique *SRM-200* (Johnson *et al.*, 1993). Il s'agit d'un instrument composé d'une caméra et d'un projecteur montés sur une chambre noire portable comme le montre la figure 4.3. Ce système fournit des clichés photographiques de la surface pris parallèlement à la direction du faisceau de *Radarsat-1* ($\sim 74^\circ$). Au total, trois profils par chaque site de mesure ont été prélevés. Ces photos ont été analysées, par la suite, en utilisant un logiciel développé au sein du *CCT* pour extraire les deux paramètres caractéristiques de la rugosité.



Figure 4.3: L'instrument SRM-200 utilisé pour la mesure de la rugosité de la surface (Teillet et al., 2003).

4.5. Données images et prétraitements

Le mode large ascendant (*W1*) du *RSO* de *Radarsat-1* a été sélectionné pour cette étude du fait qu'il couvre pratiquement tout le bassin dans une seule visée. La résolution nominale de ce mode est de l'ordre de *30 m*. Le *RSO* utilisé fonctionne en bande *C* (*5,3 GHz*), en polarisation *hh*, et avec un angle d'incidence variant entre 18° et 30° . Les contraintes climatiques ont été tenues en compte dans le choix des périodes d'acquisition des images du bassin étudié. D'ailleurs, il n'y a eu aucune acquisition à la suite des fortes précipitations de pluies et de neige, de même qu'en périodes de gel avancé. Au total cinq images radar ont été acquises sur le même territoire entre *octobre 2002* et *juin 2003*.

La première étape du prétraitement de ces images est l'étalonnage du capteur *RSO* de *Radarsat-1*. Autrement dit, convertir les comptes numériques, livrés dans les images

brutes, en coefficients de rétrodiffusion. Cette procédure a été faite en utilisant la formulation mise au point par Shepherd (2000) qui est donnée par l'expression suivante:

$$\sigma_j^o = \beta_j^o + 10 \log_{10} [\sin(\theta_j)] \quad , \quad (4.1)$$

avec

$$\beta_j^o = 10 \log_{10} \left(\frac{CN_j^2 + A_1}{A_2} \right) \quad , \quad (4.2)$$

où CN_j est le compte numérique enregistré par le capteur radar du pixel d'indice j , σ_j^o est le coefficient de rétrodiffusion correspondant exprimé en dB , β_j^o est le coefficient de brillance du radar (dB), θ_j est l'angle d'incidence local associé au pixel d'indice j , et A_1 et A_2 sont des coefficients radiométriques du *RSO* de *Radarsat-1*. Ce traitement préalable des images radar a été effectué en utilisant le module *Radarsat* intégré au système de traitement d'image *PCI Geomatica 8.2* (www.pcigeomatics.com)

La deuxième étape du prétraitement de ces données *RSO* consiste à réduire l'effet du chatoiement radar. D'ailleurs, en bibliographie multiples filtres statistiques ont été utilisés pour réduire ce bruit radiométrique. Van Oevelen (1998) a appliqué avec succès le filtre adaptif de Lee (Lee, 1980) pour modéliser l'effet de la propagation des interférences sur les images radar d'humidité. Par ailleurs, Glenn et Carr (2003) ont montré que l'application des filtres médiane et Lee, avec des fenêtres de 3×3 , n'a pas amélioré les résultats de la validation des données images par des mesures *in situ* de l'humidité du sol. Le choix d'un filtre statistique adapté aux images *RSO* est d'une grande importance dans

notre étude. En plus des deux filtres Lee et médiane et afin de préserver les structures fines de la variabilité spatiale de l'humidité du sol, nous avons utilisé la technique de filtrage à multi-résolution développée par Touzi (Touzi, 2002). Cette approche statistique est adaptée au traitement des images radar, du fait que la taille et la forme de la fenêtre du filtrage sont adaptées au caractère non-stationnaire du signal reçu. Ceci permettra une réduction plus efficace du chatoiement tout en préservant les variations spatiales sur toute la scène.

Finalement, pour corriger les effets induits par les distorsions géométriques sur nos images nous avons utilisé un ensemble de 20 points d'appuis. Ces derniers ont été relevés sur une image panchromatique géocodée de *Landsat-7 ETM+* acquise en *juillet 2002*. En adoptant une transformation polynomiale du second ordre, l'erreur quadratique moyenne globale sur la distribution des distorsions sur les surfaces des cinq images *RSO* n'a pas dépassé un pixel ($< 30\text{ m}$). Nous avons aussi appliqué un ré-échantillonnage radiométrique par la méthode du plus proche voisin.

4.6. Résumé

Une présentation sommaire des différents aspects géomorphologiques du grand bassin de la rivière *Rouge* a fait l'essentiel de la première partie de ce chapitre. Nous avons discuté, par la suite, l'apport de la topographie du terrain, des conditions climatiques, des pratiques agricoles, et des travaux d'aménagement dans le déclenchement des crues dans cette région du sud du *Manitoba*. Une description du sous bassin de la rivière *Roseau*, tributaire de la rivière *Rouge*, sélectionnée pour notre étude, fait l'objet du deuxième volet de ce chapitre.

Quand aux données disponibles pour cette étude, nous avons présenté, dans un premier temps, les différents scénarios de collecte des données *in situ* de l'humidité du sol de même que ceux de la rugosité correspondante. En ce qui a trait aux données radar, nous avons opté pour des images *RSO* en bande *C* de *Radarsat-1*. Les diverses étapes de prétraitement ont été accomplies avant de procéder aux analyses préconisées dans ce travail de recherche. Il s'agit d'un processus d'étalonnage radiométrique du capteur *RSO*, d'une application de trois protocoles de filtrage du chatoiement radar, et enfin d'une correction des distorsions géométriques. Il est important de rappeler au terme de ce chapitre que des considérations dictées par un besoin de validation au Chapitre 6, nous avons subdivisé la base de données, dont nous disposons, en deux sous ensembles. Ces derniers sont caractérisés par différents régimes d'humidité, de texture du sol, et de configuration d'acquisition radar.

Les trois chapitres suivants sont consacrés à une étude sur les multiples facettes de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. C'est une démarche d'un grand intérêt en vue d'optimiser la stratégie de déploiement des réseaux de capteurs de mesures *in situ*.

Chapitre 5

ESTIMATION DU PARAMÈTRE CARACTÉRISTIQUE DE LA RUGOSITÉ DU SOL PAR INVERSION DES MODÈLES DE RÉTRODIFFUSION RADAR

5.1. Objectifs

Dans tout protocole d'inversion des modèles de rétrodiffusion pour l'estimation de l'humidité du sol, la sensibilité du signal radar à la rugosité de surface revêt une importance capitale. D'ailleurs, parmi les deux paramètres caractéristiques de la rugosité du sol, Altese *et al.* (1996), Jackson *et al.* (1997), ainsi que Walker *et al.* (2004) ont suggéré que la hauteur quadratique moyenne s reste la grandeur la plus importante dans les calculs des coefficients de rétrodiffusion radar. Dans ce contexte, le but de ce chapitre est d'évaluer le potentiel de la bande C du RSO de *Radarsat-1* à fournir une estimation fiable du paramètre de la rugosité s (Merzouki *et al.*, 2005a). Initialement, les résultats de simulations au moyen de deux modèles de rétrodiffusion (Le Modèle de l'Équation Intégrale: *MEI*, et le Modèle de Oh: *MO*) sont comparés aux coefficients de rétrodiffusion

mesurés. Le choix de ces deux approches n'est pas fortuit. D'après l'étude bibliographique du *Chapitre 2*, nous avons montré que ces deux modèles sont adaptés à des surfaces diélectriques isotropes avec une large gamme de validité en terme de rugosité. Une inter-comparaison entre les deux modèles fait aussi l'objet de ce premier volet. Nous testons, par la suite, le potentiel de ces mêmes modèles à retrouver le paramètre caractéristique de la rugosité au moyen d'une technique d'inversion. Un algorithme d'optimisation par la méthode dite *simplex* a été exécutée à cette fin. Dans le but d'améliorer la performance de la technique d'inversion, une contrainte sur l'angle d'incidence local de la configuration radar est introduite. Ce jeu de données permettra de maximiser la contribution de rugosité, vis-à-vis de l'effet de l'humidité, au signal radar rétrodiffusé.

5.2. Méthodologie

La première étape dans cette étude consiste à analyser la performance des deux modèles *MEI* et *MO* à reproduire les coefficients de rétrodiffusion radar des sites sélectionnés sur le terrain. Ces simulations ont été faites conformément aux conditions expérimentales, à savoir: les grandeurs mesurées au sol ainsi que les paramètres de la configuration du *RSO* de *Radarsat-1* (fréquence, polarisation et angles d'incidence local). Pour la conversion du caractère diélectrique en concentration en eau dans le sol, la formulation semi-empirique de mixture diélectrique de Peplinski *et al.* (1995) a été adoptée. D'ailleurs, ce modèle est souvent le plus adopté en littérature, d'autant plus qu'il a l'avantage d'être applicable à une variété de types de sols sur une large gamme de fréquence allant de $0,3$ à 18 GHz. De même, cette approche présente un compromis entre la

complexité de la modélisation théorique et la simplicité des approches purement empiriques. Ce modèle donne aussi la possibilité de dériver l'humidité volumique du sol à partir de deux formulations différentes des composantes réelle et imaginaire de la constante diélectrique. Dans le but d'analyser l'effet de la fonction de corrélation de la rugosité sur les résultats des simulations, nous avons utilisé deux types de fonction: l'exponentielle ($\rho(\xi) = \exp(-\xi\sqrt{2}/\ell)$) et la gaussienne ($\rho(\xi) = \exp(-\xi^2/\ell^2)$) (Baghdadi *et al.*, 2002).

Le second volet de ce chapitre a comme objectif l'inversion des modèles de rétrodiffusion considérés pour estimer le paramètre de la rugosité s . Cette procédure est basée sur l'implémentation d'un algorithme de la technique d'optimisation par *simplex* à une dimension (Nelder and Mead, 1965). C'est une technique assez utilisée en optimisation non linéaire du fait qu'elle ne requiert qu'un minimum d'information a priori (Lagarias *et al.*, 1998). L'algorithme mis au point consiste à minimiser, en termes de moindres carrés, la différence entre les valeurs simulées et mesurées du coefficient de rétrodiffusion radar. Les mesures au sol de l'humidité ainsi que les relevés de la longueur de corrélation de la rugosité ont été directement utilisés pour initialiser les calculs d'optimisation.

Du fait que les configurations radar à larges angles d'incidence sont les plus adaptées pour l'estimation de la rugosité (Ulaby *et al.*, 1986; Sahebi *et al.*, 2002), nous avons introduit une contrainte géométrique pour améliorer la performance de la procédure d'inversion. Par conséquent, l'effet des propriétés diélectriques du sol sur la rétrodiffusion sera minimisé. Deux classes de la rugosité ont été considérées vis-à-vis de l'angle d'incidence local associé:

- Configurations à angles d'incidences réduits, au dessous de 20° ($\theta \leq 20^\circ$).

- Configurations à larges angles d'incidences, au dessus de 20° ($\theta > 20^\circ$).

5.3. Analyses statistiques

Les performances des simulations par les modèles de rétrodiffusion et de la technique d'inversion ont été analysées par trois indices statistiques. L'erreur quadratique moyenne *RMSE* (*Root Mean Square Error*) et l'erreur absolue moyenne *MAE* (*Mean Absolute Error*) sont utilisées afin de quantifier la magnitude des erreurs. Ces deux grandeurs sont exprimées en décibels pour les calculs des coefficients de rétrodiffusion, et en centimètres lors de l'estimation du paramètre caractéristique de la rugosité s . L'indice d'agrément *IA* (*Index of Agreement*) est une grandeur sans dimension variant entre 0 et 1, où les valeurs les plus élevées indiquent un meilleur accord entre les valeurs mesurées et ceux de la simulation. Ces trois indices sont donnés comme suit (Willmott, 1982):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad , \quad (5.1)$$

$$MEA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_i - O_i| \quad , \quad (5.2)$$

et

$$IA = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|P_i| + |O_i|)^2} \right] \quad , \quad (5.3)$$

où N est le nombre d'échantillons, O_i est la valeur observée au point d'indice i , P_i est la valeur simulée au point d'indice i , O'_i est la différence entre O_i et la moyenne des valeurs mesurées, et P'_i est la différence entre P_i et la moyenne des grandeurs simulées.

5.4. Analyses et interprétations des résultats

Les comparaisons entre les coefficients de rétrodiffusion mesurés et ceux obtenus par simulation au moyen des modèles sélectionnés sont illustrées par la figure 5.1. Les résultats des calculs des indices statistiques considérés sont regroupés dans le tableau 5.1. Premièrement, l'application de trois protocoles de filtrage du chatoiement (Médian, Lee et Touzi) n'a pas aboutit à des gains notables sur les erreurs entre les mesures et les prédictions des coefficients de rétrodiffusion radar. Toutefois, une légère amélioration s'est manifestée lors de l'utilisation du filtre Lee. En effet, l'application de ce protocole à améliorer sensiblement les estimations du modèle semi-empirique MO : $\sim 4\%$ en moyenne d'augmentation de l'indice d'agrément et une réduction d'erreur inférieure à 1 dB pour le $RMSE$ et le MAE . Le MEI avec ses deux versions, exponentielle ($MEIE$) et gaussienne ($MEIG$), s'est comporté similairement au modèle MO après filtrage des images radar avec une petite exception lors du calcul du $RMSE$ correspondant. Il s'agit d'une légère réduction de l'erreur en appliquant le filtre médian (Tableau 5.1). D'une manière générale, les techniques de filtrage du chatoiement des images radar ont eu comme effet de réduire, en particulier, l'amplitude des erreurs exprimée en $RMSE$ et MAE . Ce constat s'est bien confirmé surtout avec les simulations des deux modèles: MO et $MEIE$.

Modèle	Sans filtrage			Filtre Médian			Filtre Lee			Filtre Touzi		
	IA	RMSE (dB)	MAE (dB)	IA	RMSE (dB)	MAE (dB)	IA	RMSE (dB)	MAE (dB)	IA	RMSE (dB)	MAE (dB)
MO	0,63	4,13	3,64	0,63	3,90	3,49	0,66	3,49	3,22	0,64	3,79	3,35
MEIG	0,23	5,67	4,52	0,23	5,51	4,50	0,24	5,62	4,40	0,22	5,61	4,42
MEIE	0,46	7,65	6,72	0,44	7,44	6,68	0,46	6,98	6,17	0,45	7,32	6,29

Tableau 5.1: Sommaire des analyses statistiques après application des filtres du chatotement radar sur les estimation du MO et des deux version du MEI: avec fonction de rugosité gaussienne (MEIG) et exponentielle (MEIE).

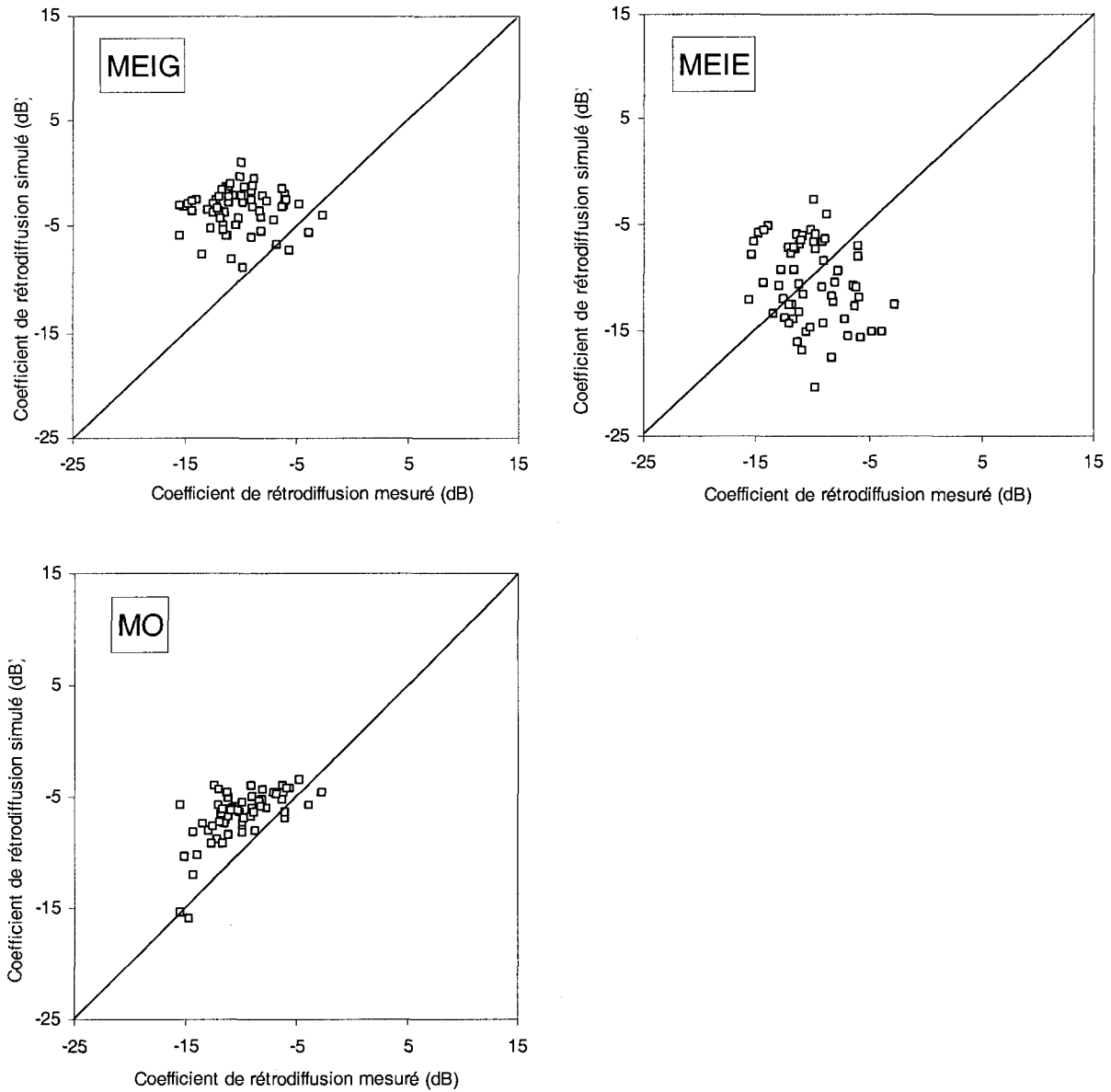


Figure 5.1: Coefficients de rétrodiffusion radar mesurés sur 62 site de validation versus ceux simulés par les modèles: MEIE, MEIG et MO.

Une comparaison entre les performances des différentes approches adoptées montre clairement que le *MO* a exhibé des estimations assez précises comparant au *MEI*. D'ailleurs, la première approche semi-empirique a donné les meilleures prédictions avec un indice d'agrément au alentour de 0,66 et des erreurs quadratique et absolue qui n'excèdent pas 4 dB après filtrage du chatolement. Nous remarquons, par la suite, une large différence entre les indices statistiques des deux modèles *MO* et *MEI* (Tableau 5.1), avec un écart des erreurs moyennes qui avoisine 3,5 dB. Ce constat n'est pas surprenant car la formulation du modèle semi-empirique *MO* ne tient pas compte du paramètre qui quantifie la longueur de corrélation de la rugosité ℓ . La détermination exacte de ce dernier paramètre a toujours présenté une difficulté d'un point de vue pratique. D'ailleurs, des travaux antérieurs entrepris par Davidson *et al.* (1998) et Baghdadi *et al.* (2004) ont confirmé la forte sensibilité de l'estimation du paramètre ℓ à la taille des profils utilisés pour les mesures sur le terrain. Baghdadi *et al.* (2004) ainsi que Oh et Kay (1998), quand à eux, ont pu montrer que l'utilisation de profils de longueur inférieure à 10 m entraîne une sous-estimation du paramètre de corrélation ℓ , qui peut engendrer des erreurs de précision variant entre 10 et 40 %. Or, dans le présent travail, un profil assez court, de 1 m de longueur, a été utilisé pour les mesures *in situ* des deux paramètres caractéristiques de la rugosité. Ceci peut expliquer la faible performance des calculs du *MEIE* vis-à-vis du *MO*.

Il faut noter que les simulations par le *MEI* avec une fonction de rugosité de type exponentielle ont donné de meilleurs résultats par rapport aux calculs utilisant une fonction de type gaussienne ($IA \approx 0,45$ pour la fonction exponentielle et $IA \approx 0,23$ dans le cas de la fonction Gaussienne). Ces résultats sont en bon accord avec ceux de la littérature qui ont démontré l'adaptabilité de la fonction exponentielle pour caractériser le comportement de

la rugosité des sols nus à vocation agricole (Oh *et al.*, 1992; Wegmüller *et al.*, 1994; Shi *et al.*, 1997; Baghdadi *et al.*, 2004). Toutefois, la différence notable entre les indices d'agrément des deux formulations du *MEI* au profit de l'approche exponentielle ne s'applique pas pour les deux indices de l'amplitude des erreurs (*RMSE* et \dot{MAE}). En fait, le *MEIE* a engendré des erreurs moyennes nettement supérieures à celles induites par le *MEIG* (*RMSE* et *MAE* dépassant 6 dB dans le cas de la fonction exponentielle).

La hauteur quadratique moyenne de la rugosité (s), dans les différents sites de la validation, a été évaluée en procédant à l'inversion du *MO* et du *MEIE*. Les valeurs mesurées du paramètre s versus ceux obtenues par optimisation sont illustrées par la figure 5.2. Nous portons sur le tableau 5.2 les résultats des calculs des trois indices statistiques correspondant aux deux modèles utilisés. Il y a lieu de noter que le protocole de filtrage du chatoiement de Lee, utilisé auparavant avec les calculs des coefficients de rétrodiffusion radar, a été appliqué à ce stade de l'évaluation du paramètre de la rugosité s . Comme le montrent les résultats de l'analyse statistique, de meilleures estimations ont été obtenues avec des angles d'incidences locales θ au dessus de 20° (Tableau 5.2). En plus, un biais marqué par une sous-estimation a été observé dans les résultats des calculs du *MO* (Figure 5.2). Toutefois, il faut signaler que l'introduction d'une contrainte sur l'angle θ a visiblement amélioré les performances du processus d'inversion par les deux approches de rétrodiffusion radar (Tableau 5.2). Ainsi, aux angles θ supérieurs à 20° l'indice d'agrément, entre les grandeurs mesurées et ceux obtenues par simulation, a augmenté significativement pour les deux modèles utilisés: 61 % d'amélioration pour le *MEIE* et 28 % pour le *MO* ($IA = 0,61, 0,60$, respectivement). L'erreur moyenne

quadratique *RMSE* a considérablement chuté de 38 % pour le *MEIE* et de 34 % pour le *MO* (*RMSE* = 0,48 cm, 0,80 cm, respectivement). Quand à l'erreur absolue moyenne *MAE*, nous avons eu des réductions de l'ordre de 22 % et 32 %, respectivement, pour les *MO* et *MEIE* (*MAE* = 0,40 cm, 0,70 cm, respectivement). Ces résultats mettent en évidence la forte sensibilité du *MEIE* aux variations de l'angle d'incidence du faisceau radar.

<i>Modèle</i>	<i>Sans contrainte sur θ</i>			<i>Avec contrainte sur θ</i>		
	<i>IA</i>	<i>RMSE (cm)</i>	<i>MAE (cm)</i>	<i>IA</i>	<i>RMSE (cm)</i>	<i>MAE (cm)</i>
<i>MEIE</i>	0,38	0,78	0,51	0,61	0,48	0,40
<i>MO</i>	0,46	1,21	1,03	0,60	0,80	0,70

Tableau 5.2: Sommaire des analyses statistiques des résultats de l'estimation du paramètre s avec et sans contrainte sur l'angle θ .

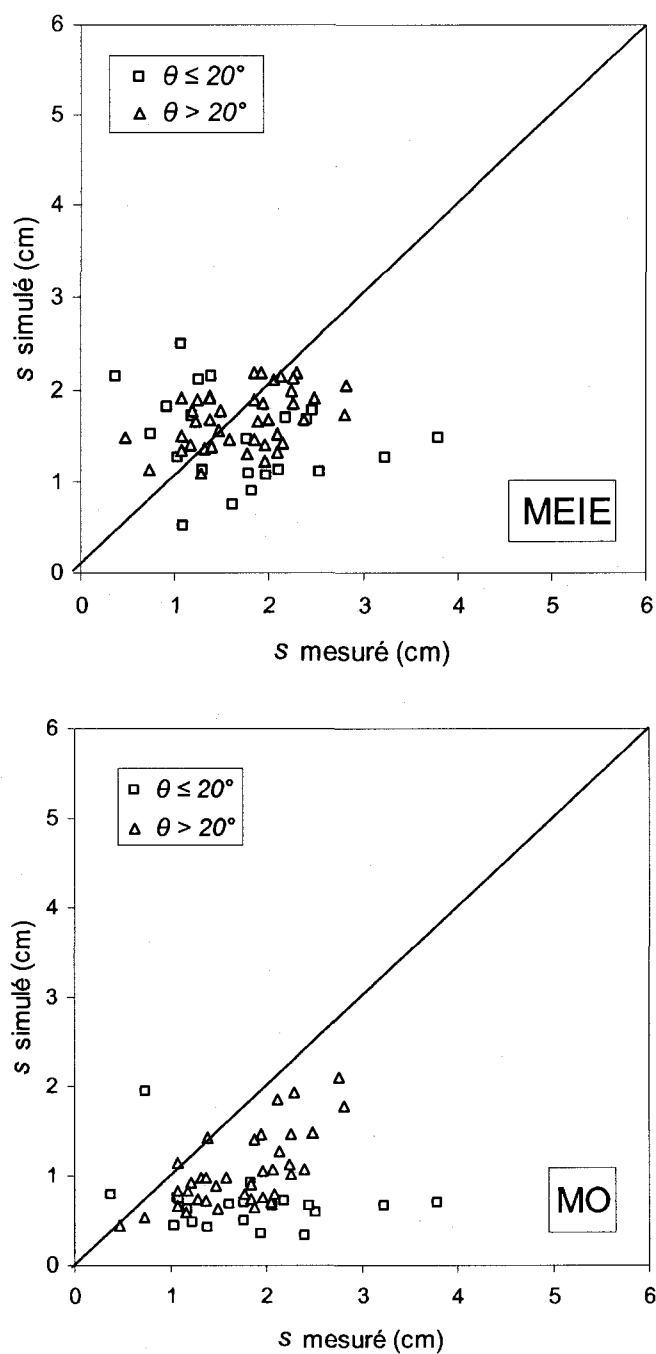


Figure 5.2: Résultats des estimations du paramètre de la rugosité s en utilisant les deux modèles de rétrodiffusion MEIE et MO.

Cette dépendance des calculs à l'angle d'incidence local nous a poussé à procéder à une analyse de sensibilité au moyen de simulations en mode direct des deux modèles de rétrodiffusion *MO* et *MEIE*. La figure 5.3 porte les résultats obtenus sous forme de courbes de variations du coefficient de rétrodiffusion sur tout le spectre de l'humidité du sol, ainsi que sur la totalité de la gamme de l'angle d'incidence du mode *WI* de *RSO* de *Radarsat-1* ($17^\circ \leq \theta \leq 30^\circ$).

Afin d'illustrer l'effet de l'angle θ sur la magnitude des rétrodiffusions radar, nous nous sommes contentés, à titre d'exemple, à un seul scénario comme le montre la figure 5.4: $s = 1 \text{ cm}$, $\ell = 6 \text{ cm}$ et $\Theta = 20 \%$. Le *MEIE* s'est montré, dans ce cas, doublement sensible à l'égard des variations de l'angle d'incidence local θ comparant au *MO*. D'une part, on a assisté à une chute du coefficient de rétrodiffusion de $3,5 \text{ dB}$ du *MEIE* sur tout l'intervalle de variation de l'angle θ . Le *MO* n'a enregistré qu'une réduction relativement faible estimée à 1 dB . Ces résultats montrent clairement l'importance d'une connaissance exacte de la configuration géométrique du radar à l'échelle du pixel dans tout calcul impliquant des modèles de rétrodiffusion. Or, le recours à un angle d'incidence radar nominal ou moyenné sur une scène peut induire en erreur tout processus de simulation en mode direct ou inverse.

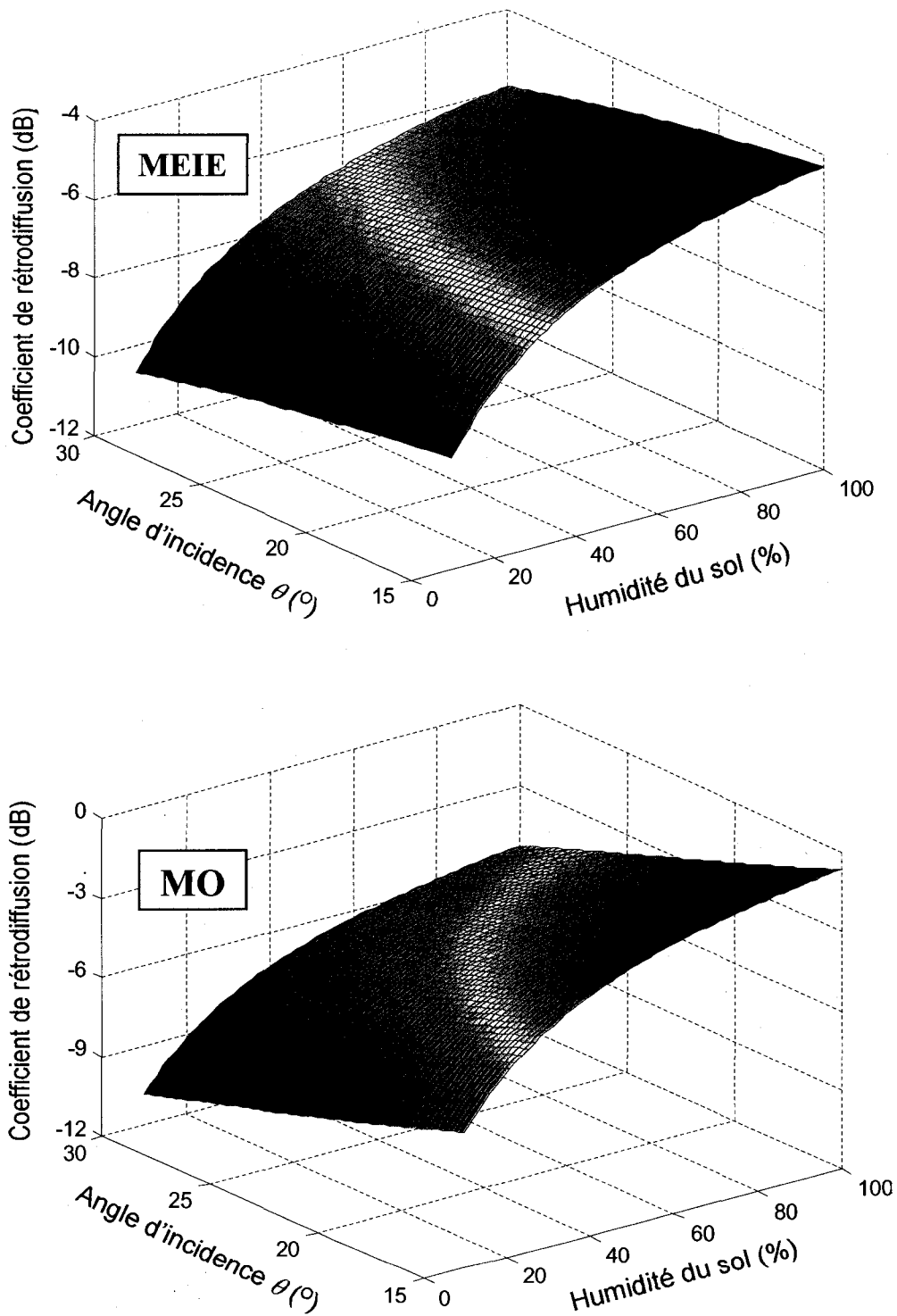


Figure 5.3: Sensibilité du coefficient de rétrodiffusion radar, simulée par les modèles MEIE et MO, au taux d'humidité du sol et à l'angle d'incidence local.

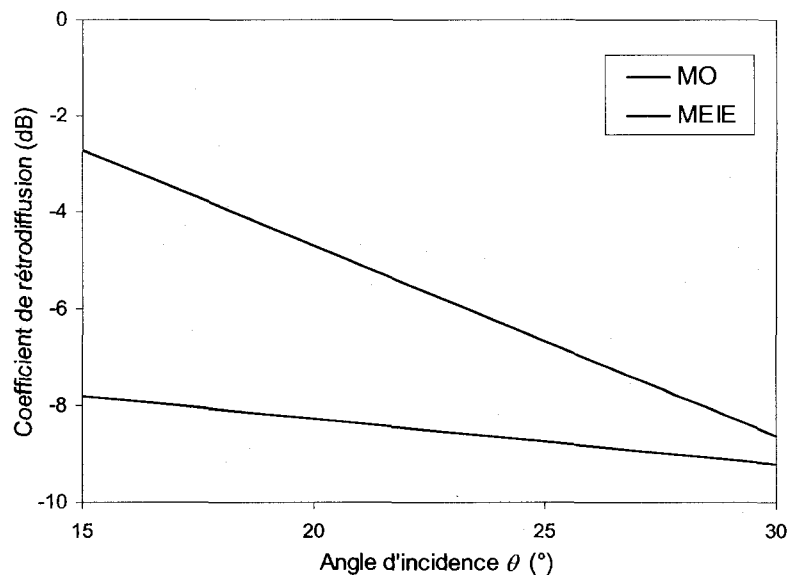


Figure 5.4: Sensibilité des modèles MEIE et MO aux variations des angles d'incidence local.

5.5. Conclusions

A titre de récapitulation, cette première partie de notre travail a eu comme objectif principal d'explorer le potentiel de la bande *C* du *RSO* de *Radarsat-1* à fournir des estimations fiables de la rugosité du sol. La comparaison des performances de deux différents modèles de rétrodiffusion a fait l'objet d'une investigation préliminaire. À l'encontre du *MO*, les résultats obtenus par l'approche physique (*MEI*) ont montré un désaccord notable vis-à-vis des données expérimentales. Le recours à trois techniques de filtrage du chatoiement radar n'a pas eu l'effet escompté en terme d'amélioration des estimations des coefficients de rétrodiffusion radar. Néanmoins, un gain relativement mince a été relevé sur les trois indices statistiques après application du filtre Lee.

Dans le second volet de cette étude, une procédure d'inversion a été implémentée afin d'estimer la hauteur quadratique moyenne s caractérisant la rugosité du sol. Il a été montré que l'introduction d'une contrainte sur l'angle d'incidence local θ améliore considérablement le processus d'estimation. Toutefois, ces résultats ont mis en évidence la forte sensibilité des prédictions à la géométrie d'acquisition du radar à l'échelle du pixel, plus particulièrement avec les calculs du *MEI*. Ces résultats indiquent nettement qu'une utilisation future des configurations à larges angles d'incidences de *Radarsat-1* peut fournir une meilleure estimation de la rugosité du sol.

Nous avons montré au terme de ce chapitre la possibilité de dissocier la réponse de la rugosité de celle de l'humidité du sol dans le signal radar rétrodiffusé. Le chapitre suivant est consacré à la caractérisation géostatistique de l'humidité du sol. En premier lieu, l'apport de la rugosité en rétrodiffusion radar sera réduit tout en utilisant les mêmes données d'images *RSO*. En fait, une technique d'étalonnage semi-empirique a été adoptée en premier lieu avant de recourir à des estimations de l'humidité du sol. Enfin, une analyse exhaustive des différents aspects de l'autocorrélation spatiale de l'humidité du sol est envisagée à ce stade de notre travail.

Chapitre 6

CARACTÉRISATION GEOSTATISTIQUE DES IMAGES DE L'HUMIDITÉ DU SOL

6.1. Objectifs

Le présent chapitre est dédié à l'étude de la variabilité spatiale de la concentration en eau des couches superficielles du sol (Merzouki *et al.*, 2005b, 2006). Nous allons analyser la possibilité de dériver une caractérisation spatiale de l'humidité du sol à partir des données en bande *C* du *RSO* de *Radarsat-1*. Il s'agit ici d'une étude dont l'acheminement général se résume en quatre étapes essentielles et inter-reliées. Initialement et dans un souci de cerner la seule contribution de l'humidité du sol au signal radar rétrodiffusé, au détriment de la rugosité de surface, nous avons adopté la technique d'étalonnage semi-empirique proposé par Baghdadi *et al.* (2004). Des simulations de coefficients de rétrodiffusion radar ainsi qu'une analyse de sensibilité du *MEI* font l'objet du deuxième volet. Dans la troisième étape, les images de la concentration en eau des couches superficielles du sol sont dérivées en utilisant un algorithme d'optimisation par *simplex*. La

version semi-empirique du *MEI* est utilisée à cette fin. Finalement, nous proposons une discussion détaillée de tous les aspects de la variabilité spatiale apparente de l'humidité en procédant à des analyses des corrélations spatiales par des calculs de semivariances.

6.2. Méthodologie

L'approche proposée dans cette seconde partie de notre étude gravite autour de quatre composantes principales pour quantifier la variabilité spatiale de l'humidité du sol sur notre site d'étude. Une première partie consiste à procéder à un étalonnage semi-empirique du modèle physique *MEIE*. Cette technique a été développée et validée par Baghdadi *et al.* (2004) sur une série d'images radar *SIR-C/X*, *ERS-2* et *Radarsat-1*, acquises durant plusieurs campagnes de mesure en *France* et au *Canada*. Ainsi, le but recherché est de réduire les erreurs engendrées par le manque de précision des méthodes de mesure des paramètres de la rugosité, en particulier la longueur de corrélations ℓ . L'approche consiste à introduire le concept d'une longueur de corrélation optimale ℓ_{opt} obtenue par ajustements des simulations des coefficients de rétrodiffusion par le *MEIE*. L'apport de la rugosité du sol dans la rétrodiffusion radar sera, ainsi, réduit au maximum.

La deuxième partie de ce chapitre est dédiée à l'analyse des résultats des simulations des coefficients de rétrodiffusion au moyen du *MEIE* étalonné. L'examen des performances de ce dernier a été mené en faisant recours aux mêmes indices statistiques utilisés auparavant: *RMSE*, *MAE* et *IA*. Une inter-comparaison entre, d'une part, les estimations de la version originale du *MEIE* et le modèle semi-empirique *MO*, et d'autre part, les prédictions obtenues par la version étalonnée du *MEIE* fait aussi l'objet de ce deuxième volet.

L'extraction des images de l'humidité du sol à partir des images radar constitue l'essentiel de la troisième partie de cette analyse. En fait, nous avons opté pour une inversion de la version étalonnée du modèle physique *MEIE* à l'aide d'une optimisation non-linéaire par la méthode *simplex*. Il est important de noter que le modèle de mixture de Peplinski *et al.* (1995) pour convertir les constantes diélectriques en concentration en eau du sol. L'étude des structures de dépendance spatiale de l'humidité des premiers centimètres du sol, en d'autre terme l'autocorrélation, fait l'objet du dernier volet. D'un point de vue géostatistique, cette investigation invoque des calculs d'autocorrélation spatiale pour chaque image d'humidité du sol correspondant aux cinq périodes d'acquisitions entre *octobre 2002* et *juin 2003*. Par conséquent, une analyse des semivariogrammes expérimentaux a été retenue. Cet outil géostatistique sert, d'une manière générale, à décrire la continuité de la variabilité spatiale d'une variable régionalisée z qui est définie comme étant une réalisation d'une fonction aléatoire Z . La formulation théorique du semivariogramme, γ_{ij} , se base sur la notion de la variance de la différence entre deux réalisations de la fonction aléatoire ($Z(x_i)$ et $Z(x_j)$) séparée par une distance r . Cette définition est basée aussi sur l'hypothèse intrinsèque qui découle des deux conditions formulées par ces deux équations, respectivement, en termes d'espérance et de variance (Cressie, 1991; Goovaerts, 1997; Chilés and Delfiner, 1999):

$$E[Z(x_i) - Z(x_j)] = 0 \quad , \quad (6.1)$$

$$\text{var}[Z(x_i) - Z(x_j)] = 2 \gamma_{ij} \quad . \quad (6.2)$$

Ces deux conditions reposent sur l'hypothèse de stationnarité du second ordre. Ainsi, pour une distance r fixe la moyenne des accroissements de la variable régionalisée est supposée être nulle pour toute translation d'une configuration de deux points de mesure dans le domaine (Équation 6.1). En plus, la variance de ces accroissements admet uniquement une valeur finie et indépendante de la position de la distance r dans le domaine étudié (Équation 6.2). Ceci donne au semivariogramme théorique de la forme suivante:

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2} E \left[(Z(x_i) - Z(x_j))^2 \right] \quad (6.3)$$

En pratique, la quantification des observations expérimentales se fait à travers un semivariogramme expérimental qui fait dépendre la moyenne des dissemblances à la distance et à l'orientation des paires de points indifféremment de leurs positions. Pour n paires de distance r , le semivariogramme expérimental est exprimé par l'équation suivante (Cressie, 1991; Chilés and Delfiner, 1999):

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \left[(z(x_i) - z(x_j))^2 \right] \quad (6.4)$$

La quantification des transitions observées sur de tels semivariogrammes expérimentaux fait appel à des ajustements par des modèles théoriques, les principaux modèles admissibles sont: l'effet pépite, le linéaire, l'exponentiel, le sphérique, le logarithmique et le gaussien (Isaaks and Srivastava, 1989; Cressie, 1991; Chilés and Delfiner, 1999).

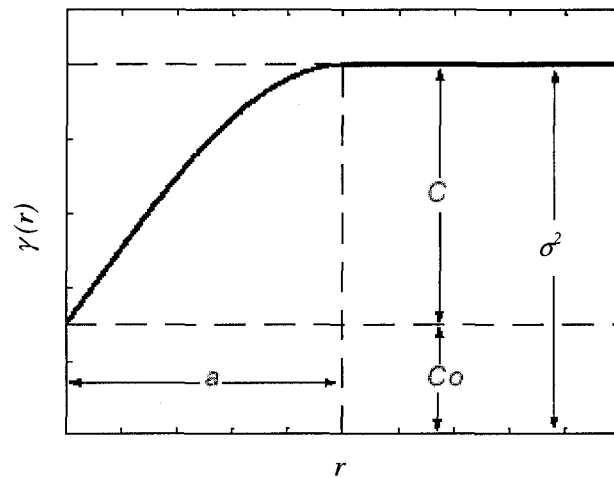


Figure 6.1: Représentation schématique d'un semivariogramme expérimental.

On porte sur la figure 6.1 un exemple schématique d'un semivariogramme expérimental. On y observe que l'augmentation de la dissemblance des valeurs mesurées est directement proportionnelle à la distance qui les sépare. Par ailleurs, elle atteint un palier aux grandes distances. La quantification des différents paramètres du semivariogramme est toujours nécessaire pour la description du modèle d'ajustement utilisé (Cressie, 1991; Chilés and Delfiner, 1999; Aubry, 2000). En effet, la portée de corrélation a correspond à la distance à partir de laquelle la corrélation entre les différentes observations devient nulle. Au bout de cette distance, le semivariogramme atteint un palier qui correspond à la somme de l'effet de la variance apparente de la variable aléatoire (C) et de l'effet pépité (C_0). Ce dernier effet qui se manifeste aux très petites échelles est d'une grande importance du fait qu'il présente un indicateur du degré de continuité de la variable régionalisée. Cet effet peut aussi parvenir de diverses sources, à savoir: les erreurs de mesure, la présence d'une microstructure qui se manifeste à une portée plus faible par rapport à la distance entre deux observations consécutives, ou

encore l'utilisation d'échantillons de grandes tailles (Isaaks and Srivastava, 1989; Cressie, 1991; Chilés and Delfiner, 1999).

6.3. Analyses et interprétations des résultats

Pour des considérations dictées par le besoin de valider toute l'approche de l'étalonnage semi-empirique du modèle physique *MEIE*, nous avons décidé de subdiviser notre base de données en deux sous-groupes. Le premier ensemble regroupe la totalité des données *in situ* collectées au cours des trois premières campagnes entre octobre 2002 et avril 2003, ainsi que les trois images *RSO* de *Radarsat-1* acquises durant la même période. Le second groupe de données, dédié à la validation, couvre la deuxième période des deux dernières campagnes de mesures entreprises, respectivement, le 3 mai et le 20 juin 2003. Toutefois, il est bien important de noter ici que le choix de cette combinaison n'était par fortuit. D'ailleurs, ces deux bases de données représentent deux régimes différents de l'humidité du sol sur le site étudié. D'autant plus qu'au cours du printemps 2003, d'autres sites d'échantillonnage ont été sélectionnés principalement du côté est du bassin de la rivière Roseau. De même, les différences de la texture du sol, d'une part, et de la configuration radar avec des angles d'incidences locaux relativement larges, d'autre part, font du deuxième ensemble de données un bon outil pour diagnostiquer la robustesse du processus d'étalonnage.

6.3.1. Simulations en mode direct des coefficients de rétrodiffusion radar

À partir des mesures *in situ* de la rugosité de la première base de données, la figure 6.2 illustre les variations de la longueur de corrélation ℓ versus la hauteur quadratique moyenne associée s . Une faible corrélation entre ces deux paramètres est visiblement remarqué. Cet effet est dû, essentiellement, au problème de l'imprécision des techniques de mesure de la rugosité comme nous l'avions soulevé auparavant. Cette contrainte d'ordre expérimentale à comme résultat immédiat de limiter les performances du *MEIE* à simuler correctement les coefficients de rétrodiffusion radar. Pour palier à ce problème, Baghdadi et *al.* (2004) ont mis au point une technique d'étalonnage semi-empirique que nous proposons d'appliquer à ce stade de notre travail. Cette approche introduit un paramètre modélisé ℓ_{opt} qui incorpore les corrélations optimales de la rugosité dans les simulations des coefficients de rétrodiffusion radar. Ce paramètre d'étalonnage est obtenu par ajustement numérique des estimations du *MEIE*, de tel sorte que les différences entre les mesures radar et les simulations soient réduites au maximum. Ces calculs ont été accomplis en utilisant les mesures *in situ* de l'humidité du sol et ceux du paramètre s de la rugosité pour initialiser le processus de simulation numérique. Afin de quantifier la dépendance de la longueur de corrélation optimale de la rugosité vis-à-vis du paramètre s (Figure 6.3), un ajustement par une loi de type exponentielle s'avère le mieux adapté avec un coefficient de détermination assez consistant ($R^2 = 0,84$).

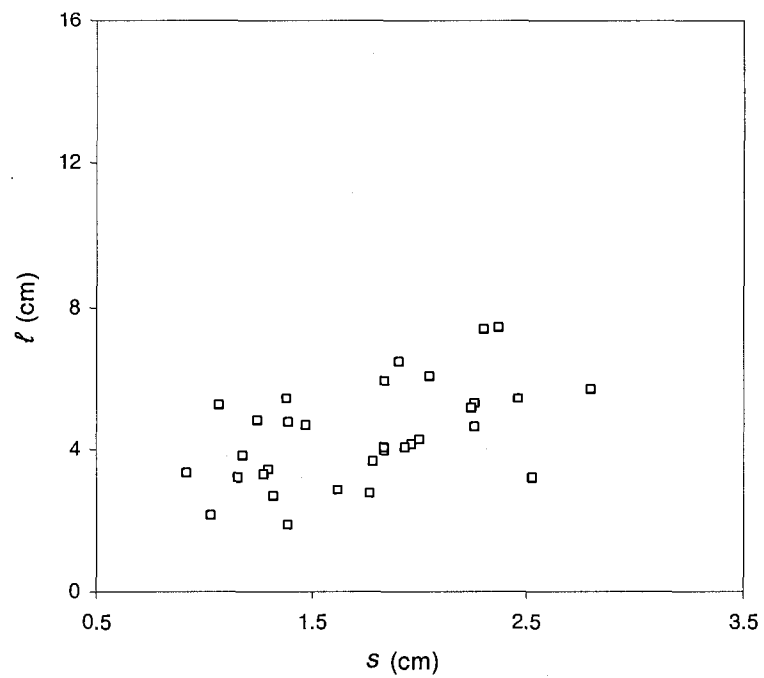


Figure 6.2: Longueur de corrélation de la rugosité versus la hauteur quadratique moyenne.

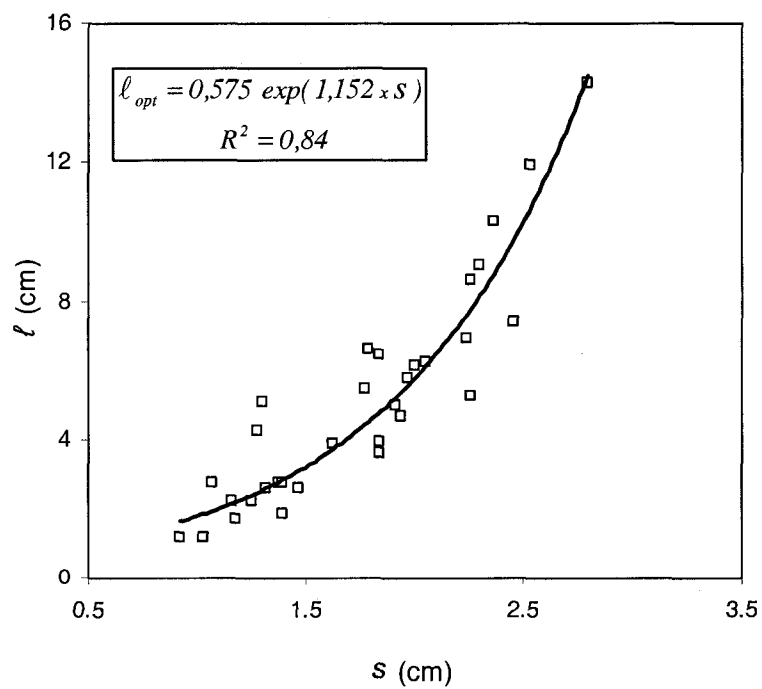


Figure 6.3: Longueur de corrélation optimisée de la rugosité versus la hauteur quadratique moyenne.

Sur les figures 6.4 et 6.5 nous portons les résultats des coefficients de rétrodiffusion radar simulés, respectivement, par la version originale du *MEIE*, où les valeurs du paramètre ℓ sont ceux mesurées sur le terrain, ainsi que par la version étalonnée du même modèle, où les estimations du paramètre modélisé de la longueur de corrélation ℓ_{opt} ont remplacé ceux des mesures *in situ*. La viabilité de toute la technique d'étalonnage se trouve, ainsi, examinée via une validation par les deux bases de données considérées.

En termes d'accord avec les mesures radar, nous constatons que l'utilisation de la version étalonnée du *MEIE* a permis de réduire l'écart des erreurs quadratiques *RMSE* de 49 et 47 %, respectivement, pour la première et deuxième base de données. Le gain sur les erreurs s'approche, donc, de 2 *dB* en amplitude de rétrodiffusion. Quant aux erreurs moyennes *MAE*, le même constat a été observé avec une amélioration qui surpasse 50 %. Ces erreurs ont, pratiquement, tendance à doubler avec l'utilisation de la version originale du *MEIE*. En comparant les résultats de l'indice d'agreement *IA*, nous constatons l'excellente performance enregistré avec la première base de données ($IA=0,73$). Ceci présente une amélioration de l'ordre de 48 %. D'autre part, l'application de la technique d'étalonnage au deuxième sous ensemble de données a engendré des corrélations relativement faibles ($IA=0,32$). Néanmoins, c'est une performance qui reste, tout de même, plus importante que celle obtenue par l'application de la version originale du *MEIE* (une amélioration de l'ordre de 33 % de l'indice d'agreement).

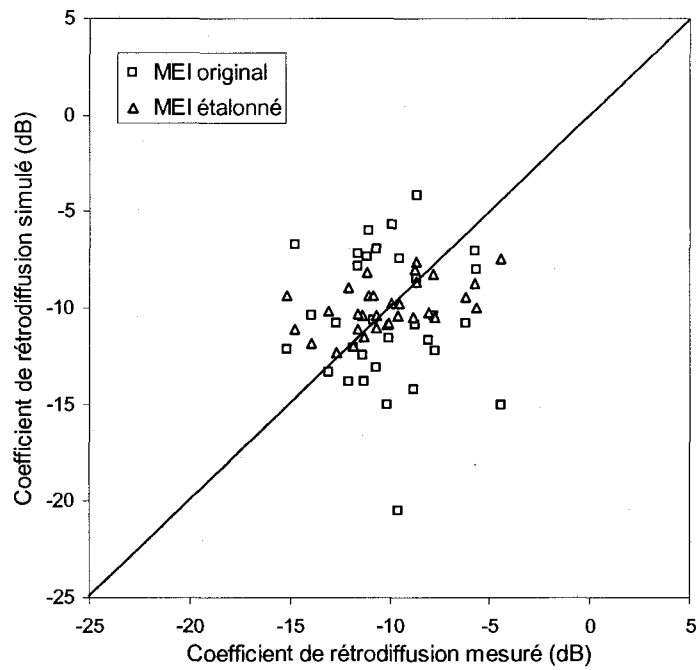


Figure 6.4: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du MEIE en fonction de ceux mesurés à partir du premier sous-ensemble de données.

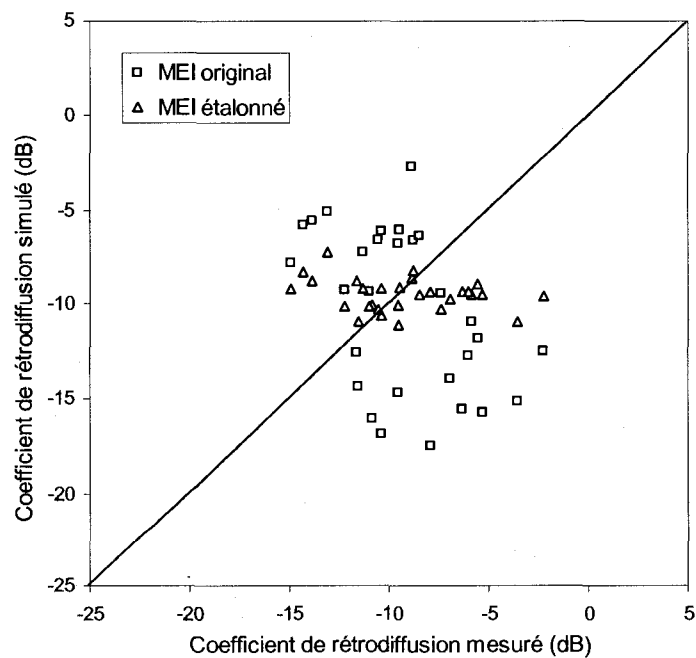


Figure 6.5: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du MEIE en fonction de ceux mesurés à partir du deuxième sous-ensemble de données.

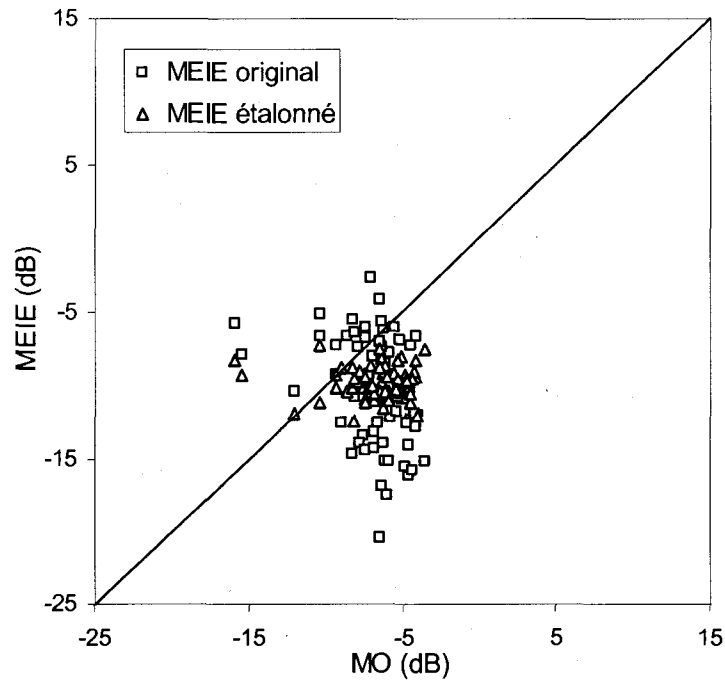


Figure 6.6: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du MEIE versus ceux simulés par le MO.

Comme nous l'avons déjà signalé au chapitre 5, les simulations en mode direct des coefficients de rétrodiffusion radar par l'approche semi-empirique du *MO* ont donné les meilleurs résultats vis-à-vis des mesures radar. Une comparaison entre les performances des deux modèles *MEIE* et *MO* sera, ainsi, d'un grand intérêt pour mettre l'emphase sur l'outil optimal que nous allons utiliser, par la suite, pour l'extraction des images d'humidité du sol. La figure 6.6 illustre les résultats des simulations par le *MO* versus ceux obtenus par les deux versions du *MEIE*. Un premier constat visuel révèle une diminution de l'écart entre les résultats des simulations du coefficient de rétrodiffusions après utilisation de la version étalonnée du *MEIE*. En effet, l'erreur quadratique moyenne *RMSE* a subi une réduction de l'ordre de 2 dB. Quant à l'erreur absolue moyenne *MAE*, elle a régressé, pratiquement, de 1,37 dB (une chute de 26 % vis-à-vis des erreurs

d'estimation de la version original du *MEIE*). Toutefois, en dépit de cette convergence des estimations de ces deux approches semi-empiriques, le *MEIE* étalonné reste le mieux adapté avec une performance qui surpasse celle enregistrée par le *MO* (Tableau 5.1).

6.3.2. Analyse de sensibilité du *MEIE*

Avant d'aborder le processus d'inversion pour dériver l'humidité du sol, nous avons jugé nécessaire d'appréhender de nouveau l'analyse de sensibilité du *MEIE*. A titre de rappel, une telle analyse a fait l'objet de la dernière partie du chapitre précédant. Nous portons sur les figures 6.7 et 6.8 les résultats des simulations des coefficients de rétrodiffusion radar au moyen des deux versions du *MEIE*. La figure 6.7 illustre la dépendance du coefficient de rétrodiffusion vis-à-vis de l'angle d'incidence local pour un scénario où: $s = 1 \text{ cm}$, $\ell = 6 \text{ cm}$ et $\Theta = 20 \%$. Nous remarquons bien qu'après étalonnage semi-empirique, nous avons pu réduire l'effet du biais engendré par la géométrie d'acquisition radar sur les estimations du *MEIE*. En fait, sur tout le spectre de l'humidité, la différence induite en terme de magnitude de rétrodiffusion n'a pas excédé 1 dB . L'utilisation directe de la version originale du *MEIE* a engendré une différence aux alentours de $3,5 \text{ dB}$. Il reste à signaler que cette bonne performance du modèle étalonné est semblable à celle enregistrée par l'approche semi-empirique du *MO* qui a engendré un biais de l'ordre de 1 dB (Figure 4.6).

Dans une deuxième démarche de l'analyse de sensibilité du *MEIE*, nous avons procédé à des simulations en mode direct afin d'examiner la réponse en rétrodiffusion radar sur tout le spectre de l'humidité du sol. La figure 6.8 illustre les résultats obtenus

tout en considérant une configuration radar avec un angle d'incidence fixe ($\theta = 20^\circ$) et une rugosité dont les paramètres sont donnés par: $s = 1 \text{ cm}$, $\ell = 6 \text{ cm}$. Comme le montre les résultats obtenus, l'effet de l'étalonnage semi-empirique du *MEIE* s'est traduit par une simple translation du profil de variation des coefficients de rétrodiffusion vers les faibles amplitudes. Il faut, cependant, souligner qu'un écart nettement élevé a été enregistré entre les deux profils ($\Delta\sigma \approx 6 \text{ dB}$) (Figure 6.8). Ce dernier s'est montré relativement indépendant des variations de l'humidité du sol. Toutefois, nous assistons à une convergence des estimations des deux versions du *MEIE* aux configurations radar à larges angles d'incidences. La figure 6.9 illustre très bien ce caractère qui se traduit par une réduction significative de l'écart des amplitudes de rétrodiffusion: une chute estimée à 38 % de $\Delta\sigma$ sur un intervalle de 10° de l'ouverture du faisceau radar (Figure 6.9).

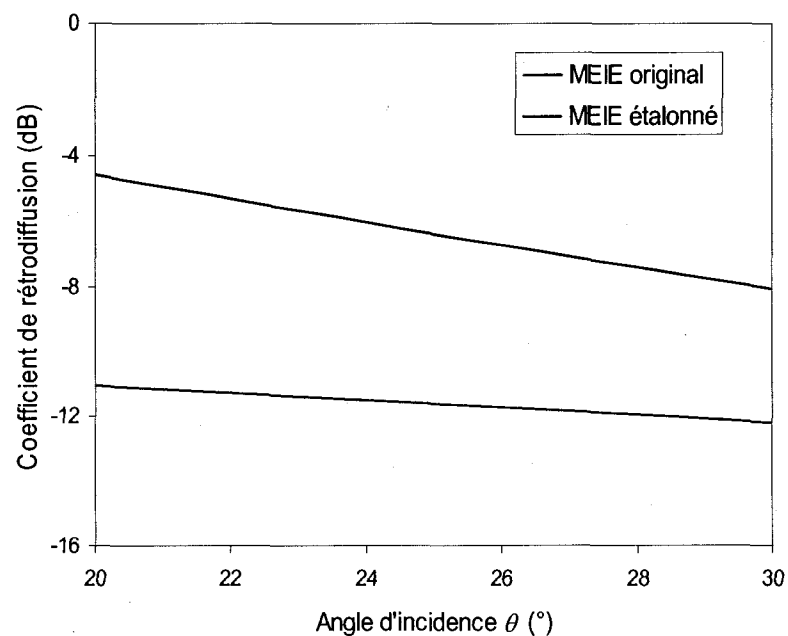


Figure 6.7: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du *MEIE* en fonction de l'angle d'incidence radar.

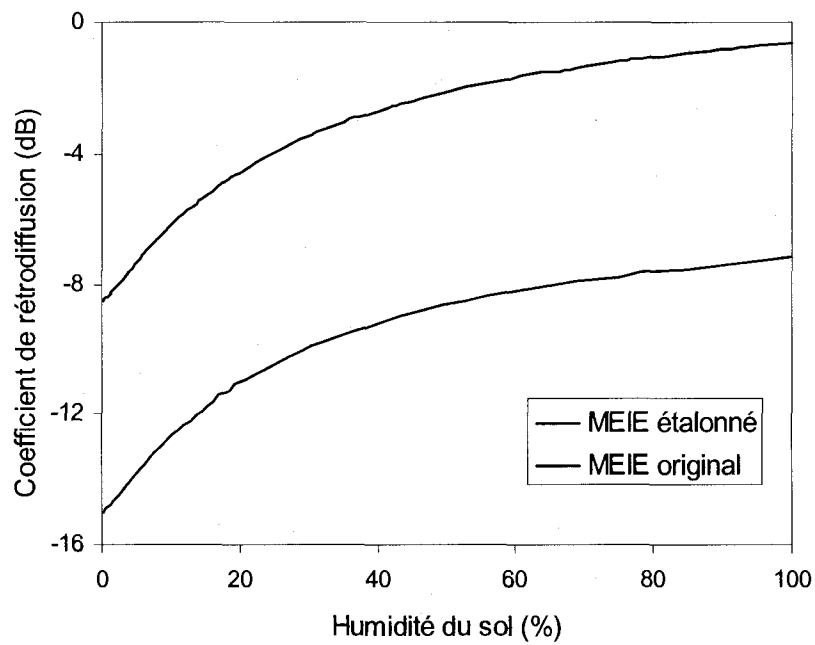


Figure 6.8: Coefficients de rétrodiffusion radar simulés par les deux versions du MEIE en fonction du taux d'humidité du sol.

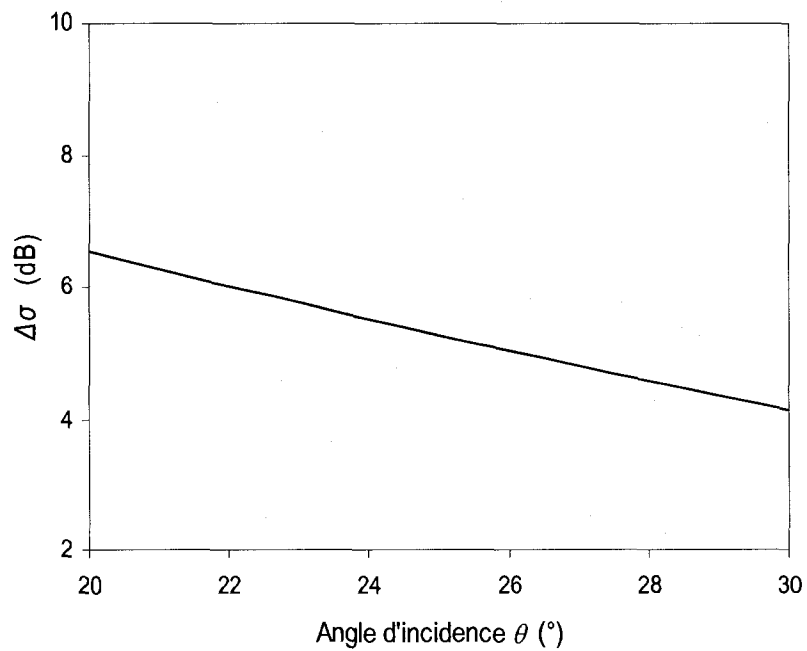


Figure 6.9: Écart des amplitudes de rétrodiffusion radar versus l'angle d'incidence.

6.3.3. Inversion du *MEIE* et extraction des cartes d'humidité du sol

Pour extraire les cartes de concentration en eau des couches superficielles du sol, nous avons sélectionné une région située du côté ouest du site du bassin de la rivière *Roseau* (Figure 1.1). Ce périmètre de 120×120 pixels est caractérisé par des propriétés de rugosité de surface relativement uniformes en plus de présenter un seul type de sol (*RHG*). De même, le choix de ce site a été dicté par des considérations expérimentale et numérique. Autrement dit, l'analyse de sensibilité du *MEIE* a bien montré une meilleure efficacité de la technique d'étalonnage semi-empirique aux configurations radar proches du nadir. Le même constat a été avancé, auparavant, par une multitude d'investigations expérimentales avec différents types de plates-formes de télédétection active (Altese *et al.*, 1986; Ulaby *et al.*, 1986; McNairn *et al.*, 1996). Certainement, le choix approprié de la configuration géométrique du radar, d'une part, et l'utilisation de la version semi-empirique du *MEIE*, d'autre part, aboutiront à une réduction significative de la contribution de la rugosité au signal radar rétrodiffusé.

Nous avons opté pour une inversion par *simplex* de la version étalonnée du *MEIE* sur les sous images extraites de la scène entière. La figure 6.10 illustre les cartes d'humidité du sol obtenues durant les différentes périodes d'acquisition radar en mode *WI* du *RSO* de *Radarsat-1*. Ces imageries reflètent des différences assez claires de la distribution spatiale de l'humidité sur les cinq cartes. En fait, un effet de saturation plus prononcé a été marqué à la troisième (11 avril 2002) et la cinquième (22 juin 2003) périodes d'acquisition. Or, sur les sous images radar du 25 octobre 2002 et du 5 mai 2003, nous apercevons des conditions de dessèchement avancé sur toute la scène sélectionnée.

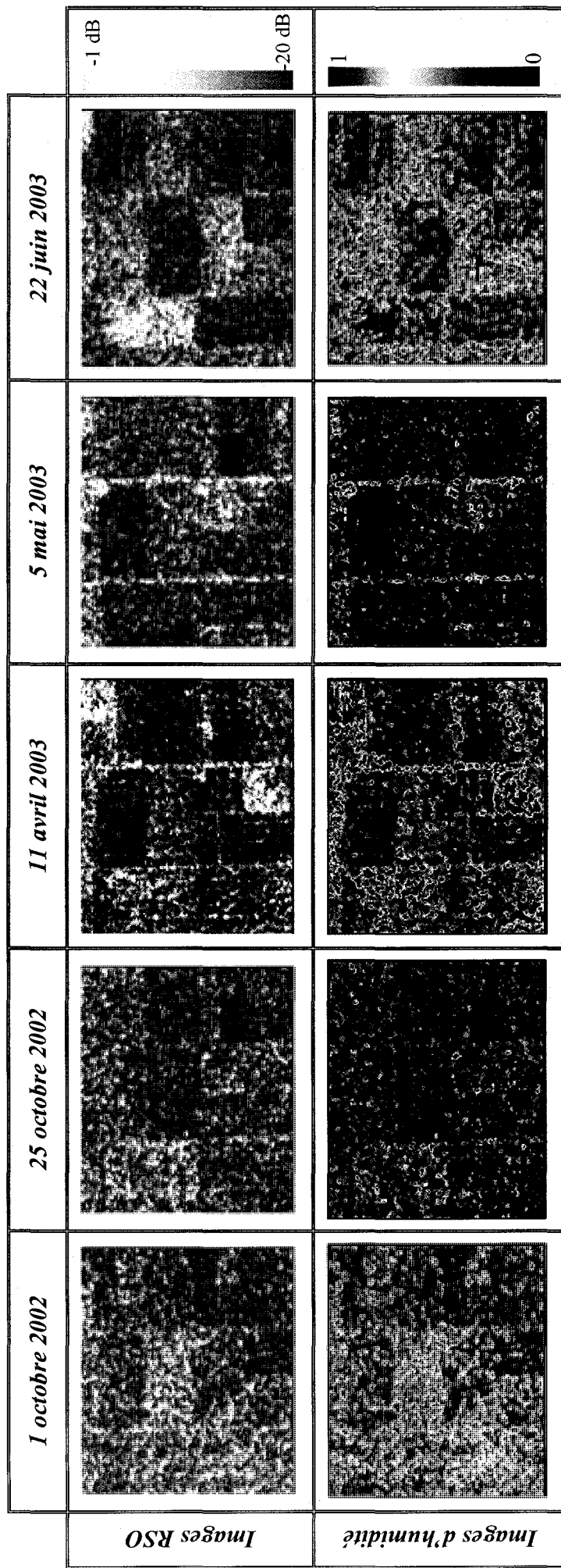


Figure 6.10: Cartes d'humidité du sol d'une taille de 120 x 120 pixels obtenues par inversion de la version étalonnée du MEIE.

Dans ce qui suit, nous avons opté pour des analyses géostatistiques afin de quantifier la forte variabilité spatiale relevée sur les cartes d'humidité du sol obtenues (Figure 6.10). Il est à noter que cette démarche présente, à notre connaissance, le premier test pour dériver les structures spatiales de l'humidité du sol à partir de données *RSO* en bande *C*.

6.3.4. Analyse de la variabilité spatiale de l'humidité du sol

Nos analyses géostatistiques sur les cinq sous-images radar de l'humidité du sol ont été réalisées à l'aide du module *Geostatistical Analyst* du logiciel commercial *ARCGIS-9* (www.esri.com). La souplesse de l'utilisation de cet outil d'analyse nous a permis d'opérer des calculs de semivariances ainsi que des ajustements numériques à multiples échelles. La première approche dans ce processus d'analyse consiste à adopter des ajustements des semivariogrammes tout en tenant compte de l'effet pépité. Nous avons aussi opté pour des estimations plus robustes en négligeant la composante pépité lors des ajustements.

6.3.4.1. Comportement des portées des corrélations spatiales

Beaucoup de travaux de recherche ont pu dévoiler les tendances de corrélation spatiale de l'humidité du sol à partir des mesures *in situ*. Parmi les plus importantes et récentes campagnes de mesure est celle entreprise dans le bassin de Tarrawarra au sud-est de l'*Australie* (Western et al., 1998). Des mesures au moyen de la réflectométrie temporelle (*TDR*) ont été effectuées sur une grille de 500 mailles d'échantillonnage avec une surface de $10 \times 20 \text{ m}^2$ chacune. Cette étude a pu mettre en évidence le caractère instable de la variabilité des longueurs de corrélation spatiale de l'humidité du sol vis-à-vis de différentes conditions

climatiques pendant une période s'étalant sur quatorze mois. En effet, l'ajustement des semivariogrammes expérimentaux par le modèle exponentielle a donné comme résultats des portées de corrélation variant entre 90 et 150 m pendant la période d'hiver. Au cours de l'été cette plage de variation se situait entre 150 et 180 m (Western et *al.*, 1998).

Des travaux similaires, considérant explicitement la corrélation spatiale à travers l'utilisation de différents modèles d'ajustement des semivariogrammes, ont fait l'objet de plusieurs études et investigations. Ainsi, Whitaker (1993, cité par Western et *al.*, 1998) a eu comme résultats des portées de corrélation qui variaient entre 35 et 100 m et des variances apparentes allant de 2 à 4,75 (%)² par modélisation au moyen d'une fonction exponentielle. De même, Lehmann (1995, cité par Western et *al.*, 1998) a perçu des valeurs moyennes de l'ordre de 300 m en portée de corrélation et 110 (%)² en tant que palier du semivariogramme. Loague (1992) a procédé à des mesures d'humidité dans une profondeur de 10 cm par le biais d'échantillonnage sur grille uniforme et sur transects dans le bassin R-5 en *Oklahoma, É-U*. Les estimations des paramètres du semivariogramme expérimentale ont montré, dans ce cas, une faible structure de corrélation spatiale. Anctil et *al.* (2002) ont fait recours à des mesures de l'humidité par transects sur des sols de culture au *Québec*. Les longueurs de corrélation observées variaient entre 31 et 37 m, tandis que la portée moyenne se situait autour de 100 m et la variance apparente variait entre 26 et 31 (%)². Nyberg (1996), quant à lui, a appliqué le modèle sphérique pour ajuster les semivariogrammes expérimentaux. Cette étude a été effectuée en milieu forestier en Suède, elle a donné comme résultats une portée moyenne de 20 m et une variance apparente moyenne au alentour de 110 (%)².

En récapitulant l'essentiel des résultats de ces travaux, nous avons pu mettre l'accent sur le caractère intrinsèque de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Cette caractéristique se traduit par des différences flagrantes entre les résultats des calculs des paramètres variographiques. D'ailleurs, ceci est vraisemblablement dû aux différences des dispositions et pratiques d'échantillonnage de l'humidité du sol sur le terrain. De même, l'apport des erreurs induites par les fluctuations au cours de la collecte des données au sol ne peut que masquer la variabilité naturelle de l'humidité. Aussi, le fait que les études dans différents sites soient effectuées à différentes échelles n'exclue nullement les discordances entre les résultats bibliographiques. C'est ainsi que nous proposons, dans cette section, de dériver les paramètres variographiques à partir des données radar. Le fait d'adopter cette approche nous permettra de décortiquer les structures de dépendances spatiales à multiples échelles. De telles analyses ne peuvent être aisément fournies par des mesures *in situ*.

La figure 6.11 illustre les variations de la portée des corrélations par rapport à l'étendu du semivariogramme expérimental en tenant compte de toutes les paires de pixels possibles. Il est important de rappeler ici que le modèle exponentiel s'est avéré le meilleur outil pour ajuster les structures de transition de l'autocorrélation spatiale relevées sur les cinq sous-images de l'humidité du sol. Notons que les estimations des portées de corrélation se sont montrées fortement dépendantes de l'étendue des analyses géostatistiques (Figure 6.11). Par ailleurs, nous étions capables de retrouver les mêmes ordres de grandeur des portées de corrélations obtenues par d'autres auteurs, (~ 100 m), malgré la différence des propriétés pédologiques entre les différents sites d'études. En effet, au même ordre de grandeur des étendues des semivariogrammes, *i.e.* au alentour de 300 m, les analyses faites par Western et *al.* (1998) et Anctil et *al.* (2002) ont données des résultats

qui concordent avec les nôtres. Or, les portées de corrélations que nous avons obtenues variaient entre 95 et 140 m, à l'exception de la cinquième sous image. Lors de cette dernière période d'acquisition (22 juin 2003), la portée du semivariogramme expérimental a frôlé les 250 m. Cet ordre de grandeur anormalement élevé peut être expliqué par la forte saturation en eau enregistrée sur de larges étendues de la scène (Figure 6.10). Un tel caractère ne peut que biaiser la distribution de l'humidité du sol engendrant, par conséquence, des estimations disproportionnées des corrélations spatiales.

En examinant le caractère multi-échelle de l'autocorrélation spatiale de l'humidité du sol, il a été possible de montrer l'existence d'une forme de variation régulière (Figure 6.11). Ce comportement de la portée des corrélations spatiales versus l'étendue des semivariogrammes s'est bien modélisé par une loi exponentielle ($R^2 > 0,90$). Pourtant, nous n'étions pas capables de formuler une paramétrisation appropriée de cette loi mathématique. Le manque de lien logique entre le degré de saturation en eau et la forme des courbes convexes de la figure 6.11 présente la difficulté majeure dans toute cette démarche. Néanmoins, une approche combinant l'application des techniques de débiaisage statistique et l'utilisation d'une bande radar plus courte (la bande *L* par exemple) peut aboutir à des résultats plus probants. Une telle paramétrisation sera d'une grande importance, du moment qu'il sera possible de dériver aisément les portées des corrélations de l'humidité à multiples échelles. Cette approche contribuera éventuellement à réduire la taille des calculs en modélisation hydrologique. De telles analyses sont au-delà des objectifs de cette thèse.

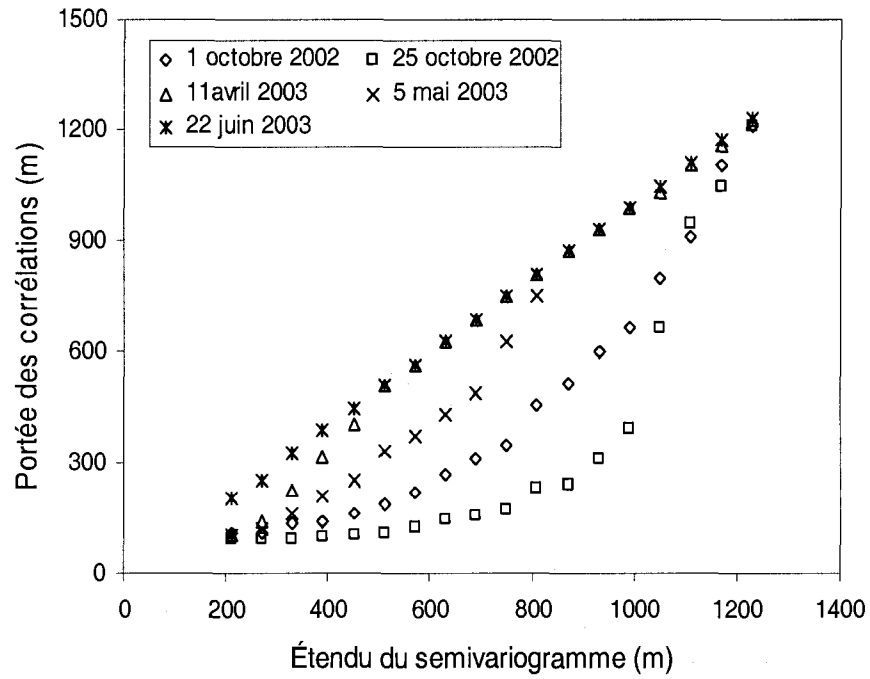


Figure 6.11: Portée de corrélations spatiales versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.

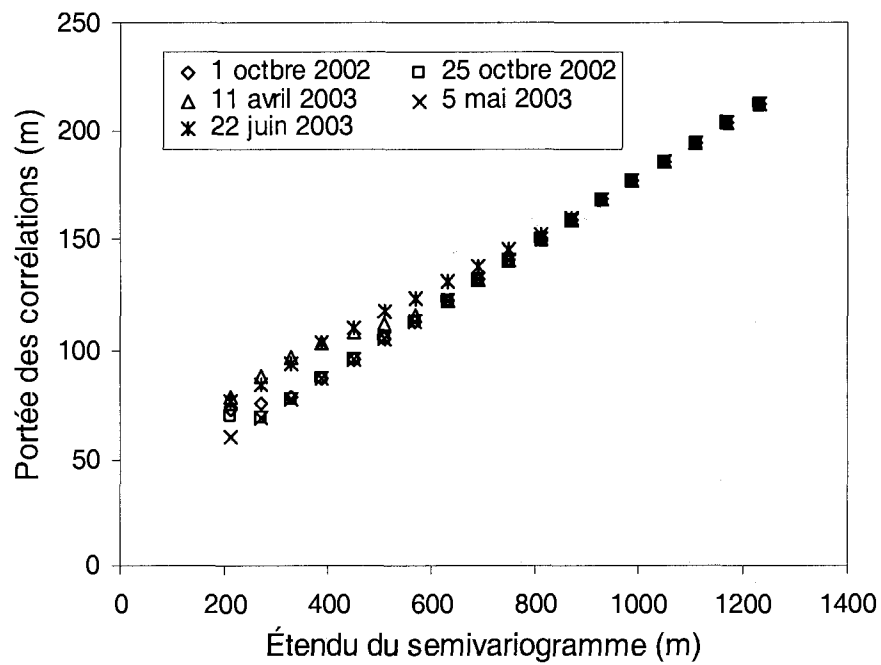


Figure 6.12: Portée de corrélations spatiales versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux avec ajustements robustes.

En faisant recours à des ajustements plus robustes des semivariogrammes expérimentaux, *i.e.* en négligeant l'effet pépite, les portées des corrélations ont exhibé un caractère plutôt différent. La figure 6.12 illustre leur évolution versus les étendues des calculs géostatistiques. Nous constatons ici qu'en dépit de l'effet de saturation de la scène, observé le 11 avril et le 22 juin 2003, les ajustements des semivariogrammes ont produit des portées de corrélations assez similaires. La différence entre les ordres de grandeurs de ces estimations n'a pas excédé 20 m (Figure 6.12). Nous assistons, par ailleurs, à une convergence complète des portées des corrélations aux étendues supérieures à 800 m. Le caractère multi-échelle de la variabilité de l'humidité du sol s'est traduit, dans ce cas, par des accroissements linéaires de l'autocorrélation spatiale (Figure 6.12).

6.3.4.2. Comportement des variances apparentes

Rappelons que Whitaker (1993) et Anctil *et al.* (2002) ont montré que les ajustements appropriés des semivariogrammes, issus de données *in situ*, ont fait apparaître une variabilité spatio-temporelle de l'effet pépite. D'après de Marsily (1986), deux phénomènes sont responsables de cet effet. Le premier est dû aux fluctuations aléatoires lors des mesures. Ces erreurs ont tendance à induire des écarts considérables en terme de variance surtout entre les points les plus rapprochés. Quant au deuxième effet, il est principalement lié au mode d'échantillonnage qui peut s'effectuer sur de grandes distances séparant les différents points de mesure, entraînant par la suite une perte d'informations sur le comportement intrinsèque à la microstructure vis-à-vis de l'humidité. Or, dans notre cas d'étude, ce type d'erreurs de variances relève d'autres considérations. D'ailleurs, les calculs de semivariances sur des cartes dérivées d'image

RSO sont sujets à deux différents phénomènes physiques engendrant l'effet pépite. En premier lieu, l'apport de l'échantillonnage spatial, à savoir l'intégration du signal radar à l'échelle du pixel, ne peut que dissimuler la variabilité spatiale associée à la microstructure au dessous de la résolution nominale de 30 m. La deuxième cause est certainement reliée aux caractéristiques propres des images *RSO*, notamment l'effet du chatoiement radar qui induit des interférences radiométriques.

Sur les figures 6.13 et 6.14 nous portons, respectivement, les variations de l'effet pépite et de la variance apparente vis-à-vis de l'étendu des semivariogrammes dérivées des cinq cartes d'humidité du sol. Il est assez clair d'après ces résultats que l'humidité du sol présente une forte variabilité spatio-temporelle sur toute la scène sélectionnée. Ce caractère se traduit par des différences notables entre les paramètres variographiques associés aux différentes acquisitions radar. L'effet pépite n'a pas connu une évolution significative lors des quatre premières périodes d'acquisition radar comme le montre la figure 6.13. Ces erreurs de variances n'ont pas excédé $25 (\%)^2$ sur toutes les étendues considérées. Cette quasi-stabilité de l'effet pépite montre la prédominance des erreurs induites par la microstructure sur celles engendrées par les interférences radiométriques causées par le chatoiement radar. Dans un scénario contraire, *i.e.* avec domination de l'effet du chatoiement, nous devrions assister à une propagation d'erreurs. Cet effet aurait dû se manifester avec une augmentation réelle de l'effet pépite vers les larges étendues des semivariogrammes expérimentaux.

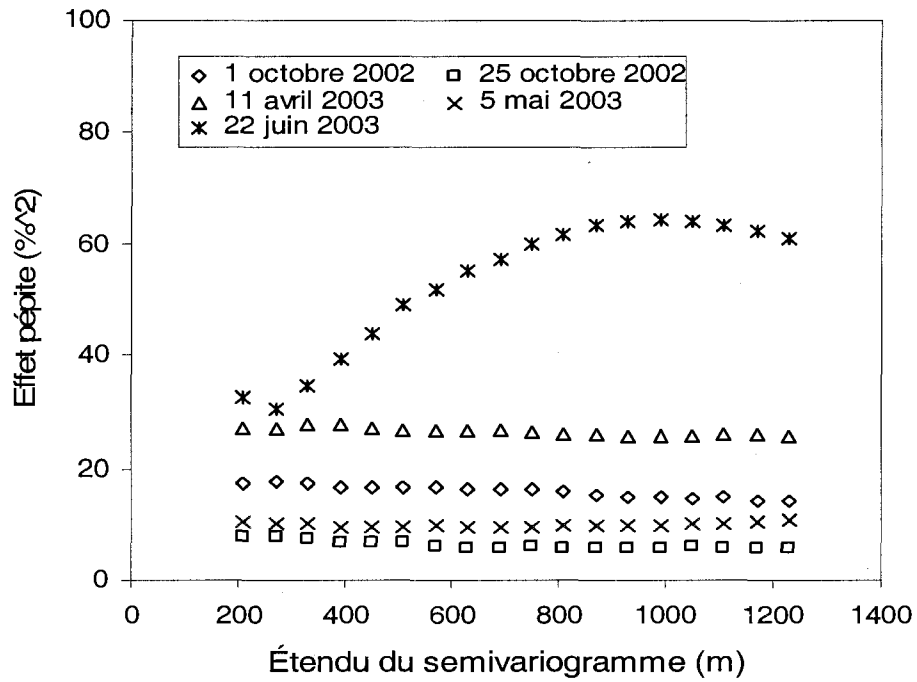


Figure 6.13: Effet pépité versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.

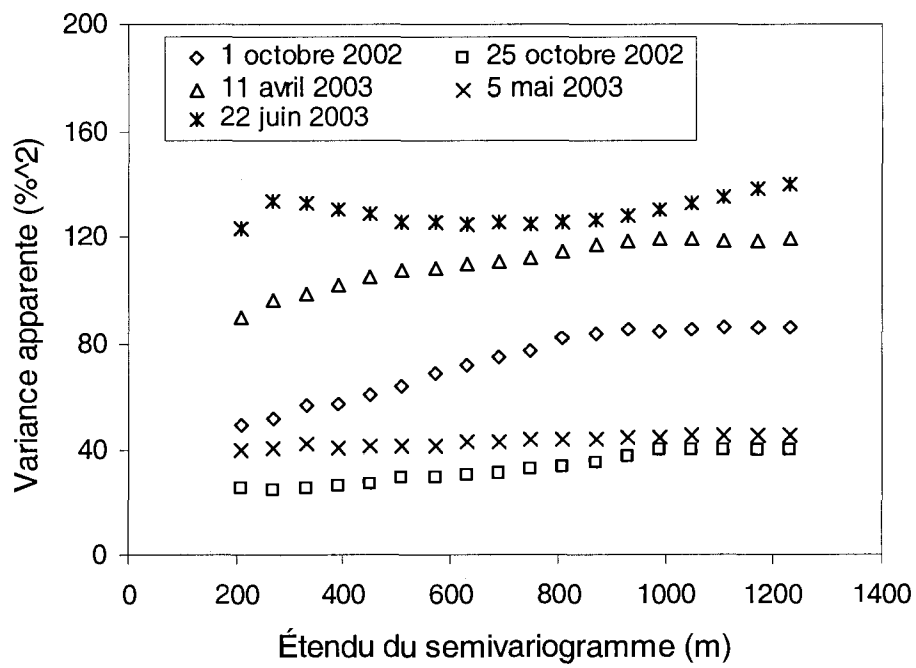


Figure 6.14: Variance apparente versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.

Il faut, pourtant, rappeler que nos analyses géostatistiques sur la cinquième carte d'humidité du sol ont montré un comportement différent de l'effet pépite (Figure 6.13). Dans ce cas, les erreurs de variances ont augmenté rapidement en fonction de l'étendue de l'analyse par semivariogrammes. Comme nous l'avons déjà soulevé dans la section précédente, la forte saturation enregistrée sur la scène le *22 juin 2003* ne peut qu'invalider tous nos calculs géostatistiques.

D'après les courbes portées sur la figure 6.14, nous constatons que les variances apparentes ont, plus au moins, tendance à augmenter proportionnellement avec les étendues des semivariogrammes. Cette évolution a eu un impact important sur l'apport de l'effet pépite. La figure 6.15 illustre les variations du rapport (en %) des erreurs de microstructure sur la variance apparente. Nous remarquons clairement qu'au fur et à mesure que les étendues des calculs géostatistiques augmentent la contribution de l'effet pépite ne cesse de chuter pour se stabiliser autour de 20 %. En fait, ceci montre que l'effet induit par l'échelle des analyses par semivariogramme se limite à des étendues inférieures à 900 m (Figure 6.15). Ce constat ne s'applique, bien entendu, que pour les quatre premières périodes d'acquisition.

La tendance croissante qui marque les variances apparentes s'est surtout bien distinguée avec des ajustements plus robustes des semivariogrammes expérimentaux (Figure 6.16). En effet, en négligeant l'effet pépite, les variances apparentes ont exhibé un caractère plus régulier vis-à-vis des étendues des calculs géostatistiques. D'ailleurs, même la dernière carte d'humidité du sol, acquise le *22 juin 2003*, a donné un profil de variances similaire à ceux dérivés lors des quatre autres périodes d'acquisition. Il faut,

néanmoins, signaler qu'en périodes relativement sèches, les variances apparentes n'ont pas connues des changements significatifs. Nous assistons donc à une quasi-stagnation des variances apparentes sur toute la gamme des étendues des semivariogrammes. Cet effet s'est visiblement manifesté au cours des deux premières périodes d'acquisition avec des variances ne dépassant guère $60 (\%)^2$.

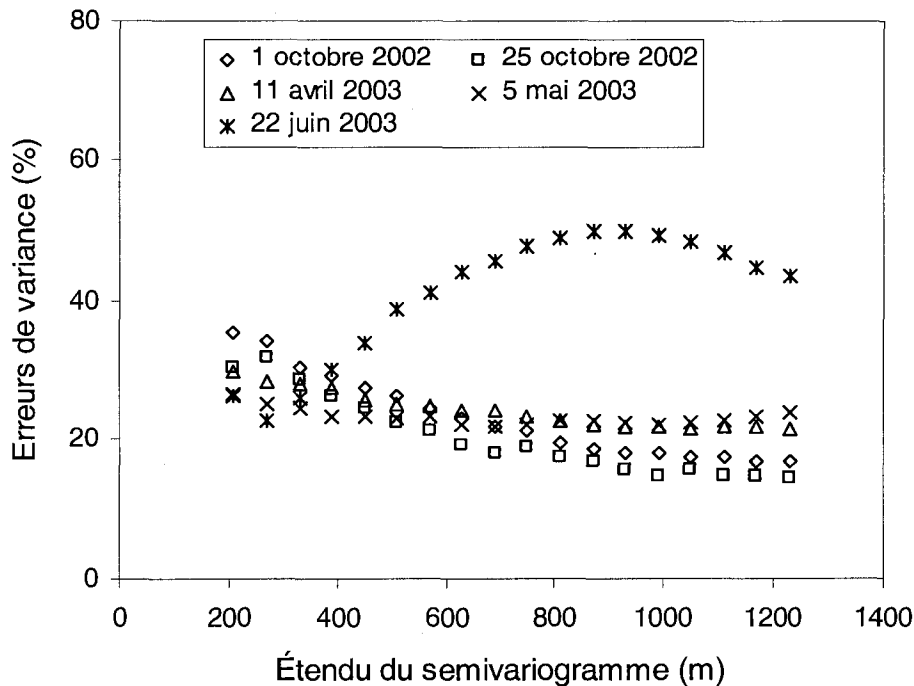


Figure 6.15: Erreur de variance versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux.

En comparant tout les profils portés sur la figure 6.16, il convient de souligner l'importance des variances apparentes enregistrées au cours de la troisième et la cinquième acquisition radar (11 avril 2002 et 22 juin 2003, respectivement). Ce comportement est tout à fait normal en périodes relativement humides car l'humidité a tendance à présenter une distribution spatiale uniforme. Cela engendre donc une faible

variance apparente. Western *et al.* (1998) ont confirmé ce constat avec des mesures *in situ*. Ils l'ont attribué à la prédominance des mécanismes d'évapotranspiration.

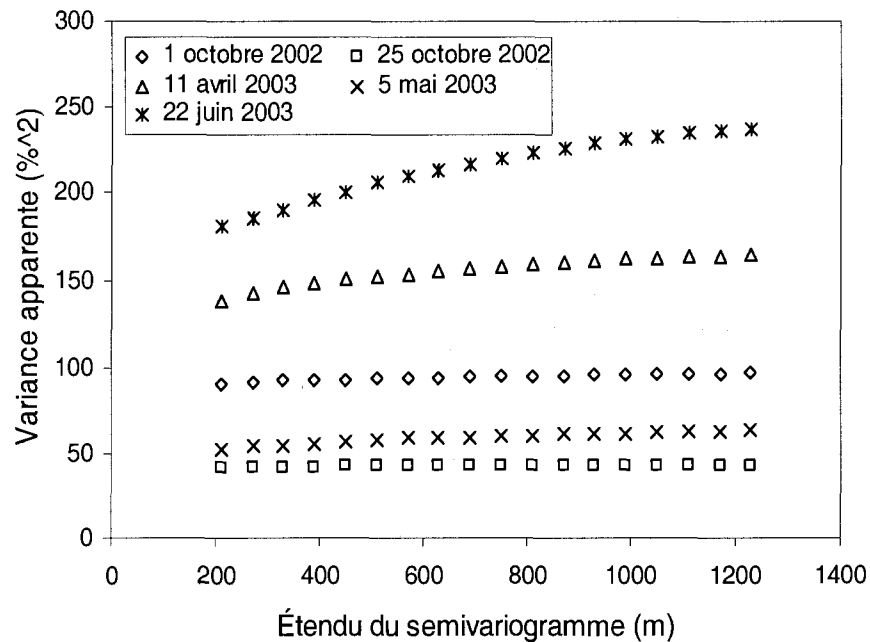


Figure 6.16: Variance apparente versus les étendus des semivariogrammes expérimentaux avec ajustements robustes.

6.4. Conclusions

Dans le présent chapitre nous avons proposé une nouvelle approche pour modéliser la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Il s'agit d'une analyse des différents aspects de l'autocorrélation spatiale de l'humidité à partir de données radar mono-configuration en bande C acquises par le RSO de Radarsat-1. En premier lieu, nous avons fait recours à la technique d'étalonnage semi-empirique qui nous a permis de contourner le problème de l'imprécision des techniques de mesures de la rugosité. Cette approche a visiblement amélioré les performances du MEIE en termes d'accord entre les mesures et les

simulations des coefficients de rétrodiffusion radar. Ce constat a été bien vérifié sur deux sous-ensembles de données représentant chacun une configuration radar distincte et un régime d'humidité différent. Aussi, nous avons montré que la procédure d'étalonnage adoptée a pu réduire significativement l'effet du biais engendré par la géométrie d'acquisition radar sur les estimations du *MEIE*.

L'implémentation de la version étalonnée du *MEIE* dans un simple algorithme d'optimisation par la méthode *simplex* nous a permis de dériver des cartes d'humidité du sol. Il s'agit de sous images de concentration en eau dans le sol correspondant aux différentes périodes d'acquisition radar. À première vue, les scènes obtenues ont dévoilé des différences marquées de l'organisation spatiale de l'humidité du sol. Ce dernier aspect a fait l'objet d'une analyse détaillée par le biais d'une analyse des autocorrélations spatiales par ajustement des semivariogrammes expérimentaux. À la lumière des résultats obtenus, nous pouvons formuler les conclusions suivantes:

- Les portées de corrélations spatiales de l'humidité du sol se sont montrées fortement dépendantes de l'étendue des analyses géostatistiques. Toutefois, il y a lieu de souligner que nous avons retrouvé les mêmes ordres de grandeurs des portées de corrélations reportés par des mesures *in situ* (~ 100 m). Nous avons aussi montré que les portées de corrélations ont exhibé une forme de variation régulière à l'égard de l'étendue des analyses géostatistiques. D'ailleurs, des ajustements par une fonction de type exponentielle ont donné les meilleurs résultats ($R^2 > 0,90$).
- L'effet des erreurs de la microstructure sur les variances apparentes s'est montré relativement dominant comparativement à celui induit par les interférences

radiométriques causant le chatoiement radar. Ce dernier effet a induit des erreurs de variance ne dépassant guère $25 (\%)^2$. Les résultats complémentaires obtenus des analyses variographiques des images d'humidité du sol ont montré que l'apport des étendues des calculs géostatistiques se limite à un périmètre de 900 m . En effet, au-delà de cette limite, les erreurs induites par l'effet pépite se sont stabilisées autour de 20% de la variance apparente de l'humidité du sol.

- Le recours à des ajustements plus robustes des semivariogrammes expérimentaux, *i.e.* en négligeant l'effet pépite, a conduit à des estimations plus au moins différentes. D'une part, le caractère multi-échelle de la variabilité de l'humidité du sol s'est soldé par des accroissements linéaires des portées de corrélations. D'autre part, les variances apparentes ont montré un pattern plus régulier versus des étendues des calculs géostatistiques même avec des conditions de saturation avancée du sol. Par ailleurs, en périodes relativement sèches dominées par les effets d'évapotranspiration, les variances apparentes ont tendance à stagner vis-à-vis des variations des étendues des semivariogrammes.

Dans un souci de compléter la caractérisation spatiale de l'humidité du sol, il est important d'approcher le problème de l'effet de la résolution d'observation sur les structures d'organisation spatiale. Le chapitre suivant est entièrement consacré à cette fin en mettant l'emphase sur les propriétés d'échelle des moments statistiques de l'humidité du sol.

Chapitre 7

CARACTÉRISATION STATISTIQUE D'ÉCHELLE DES IMAGES D'HUMIDITÉ DU SOL

7.1. Objectifs

Le but principal de ce chapitre est d'analyser l'effet de l'échelle d'observation sur la variabilité spatiale de l'humidité du sol (Merzouki *et al.*, 2006). À cette fin, nous nous sommes servis des cinq cartes d'humidité du sol obtenues par inversion du *MEIE* (Chapitre 6). Afin d'atteindre nos objectifs, nous avons mené une étude articulée en trois étapes distinctes. La première est axée sur l'analyse du biais induit par la résolution spatiale sur les variances de l'humidité du sol à travers les différentes périodes d'acquisition radar. La deuxième étape est consacrée à des simulations numériques d'images d'humidité. À ce niveau, cette démarche nous permet de mettre en exergue les structures élémentaires de la dépendance spatiale. Pour quantifier avec précision l'effet d'échelle, nous proposons dans la troisième étape de cette étude une analyse plus approfondie des propriétés multi-échelles. Sur ce dernier point, nous allons faire recours à des analyses du

comportement des ordres élevés des moments statistiques de l'humidité du sol.

7.2. Méthodologie

Considérons un champ stochastique arbitraire $Y(x)$ indexé par un vecteur $x = (x_i | i=1, \dots, n)$ représentant un ensemble de réalisations d'un paramètre biophysique. On ne peut parler d'auto-similarité statistique que lorsque les probabilités de distributions correspondantes vérifient l'égalité suivante (Hu et al., 1997; Jacobs and Gurley, 2000):

$$P[Y(\lambda x_1) < y_1, \dots, Y(\lambda x_n) < y_n] = P[\lambda^{H_0} Y(x_1) < y_1, \dots, \lambda^{H_0} Y(x_n) < y_n], \quad (7.1)$$

où λ et H_0 sont des coefficients réels positifs représentant, respectivement, le rapport et l'exposant d'échelle. L'hypothèse d'auto-similarité à échelle simple suppose l'unicité de l'exposant H_0 au cours des différentes observations à multiples échelles (Gupta and Waymire, 1989 cités par Jacobs and Gurley, 2000; Schertzer and Lovejoy, 1991). Si les moments du processus stochastique existent, une première conséquence de l'échelonnage simple implique l'égalité des espérances statistiques sous la forme suivante:

$$E[Y^p(\lambda)] = \lambda^{pH_0} E[Y^p(1)] \quad (7.2)$$

En appliquant la fonction logarithmique, on aura:

$$\log(m_p(\lambda)) = s(p) \log(\lambda) + \log(m_p(1)) \quad , \quad (7.3)$$

avec

$$m_p(\lambda) = E[Y^p(\lambda)] \quad , \quad (7.4)$$

$$s(p) = H_\theta p \quad , \quad (7.5)$$

où p est l'ordre des moments. Dans le cas particulier d'un processus d'échelonnement simple, deux conditions doivent être satisfaites: la linéarité logarithmique (i) des moments par rapport aux échelles spatiales considérées et (ii) des pentes $s(p)$ vis-à-vis des moments (Hu et al., 1997).

Appliquons ici la formulation du processus d'auto-similarité statistique au cas particulier de l'humidité du sol. La variable régionalisée est considérée comme étant la concentration volumique en eau dans le sol $\Theta(A)$, où A est l'aire du pixel sur lequel le signal micro-onde a été échantillonnée. Nous définissons, ainsi, le rapport d'échelle par le rapport entre les aires des pixels élémentaires correspondant chacun à une résolution d'observation distinct (A_i/A_j). En réécrivant l'équation 7.2 et par analogie mathématique, nous retrouvons l'expression suivante:

$$E[\Theta^p(A_i)] = (A_i/A_j)^{pH_\theta} E[\Theta^p(A_j)] \quad . \quad (7.6)$$

Dans le présent travail, le contexte de l'application de cette analyse d'échelle est lié, bien entendu, à l'utilisation d'images d'humidité du sol dérivées de données radar en bande C. Par conséquent, nous avons considéré l'aire du pixel de résolution nominale de 30 m comme étant l'échelle de référence dans tout le processus de l'analyse statistique. En appliquant, par la suite, la fonction logarithmique sur l'équation 7.6, nous obtenons la

formulation suivante (Hu *et al.*, 1998):

$$\log(m_p(A_i)) = s(p) \log(A_i) - s(p) \log(A_o) + \log(m_p(A_o)), \quad (7.7)$$

où p est l'ordre des moments, $A_o=900 \text{ m}^2$ est l'aire du pixel élémentaire de l'échelle référence, A_i est l'aire du pixel associé à l'échelle d'observation d'indice i , et $m_p(\lambda) = E[\Theta^p(A_i)]$ et $s(p) = H_\theta p$.

Du point de vue pratique, la validité de la description en processus à échelle simple permettra de dériver les moments statistiques de l'humidité à multiples échelles. En fait, l'estimation adéquate du paramètre $s(p)$ est d'une importance capitale du moment qu'il sera possible de se contenter d'images à faibles résolutions spatiales. Or, plusieurs analyses de données images de l'humidité du sol ont prouvé l'existence de structures d'organisation spatiales plus complexes (Rodríguez-Iturbe *et al.*, 1995; Hu *et al.*, 1998; Oldak *et al.*, 2002). Toutefois, la caractérisation à échelle simple de l'humidité du sol s'est montrée, dans la majorité des cas, limitée sur des intervalles d'échelles distincts.

Le traitement d'échelle de la variabilité de l'humidité du sol fait généralement recours à des images d'un même site à différentes résolutions spatiales. Les variances correspondantes sont calculées pour différentes surfaces d'agrégats de pixels. Le taux d'humidité dans ces derniers est habituellement estimé par une simple moyenne arithmétique des valeurs des pixels élémentaires (Rodríguez-Iturbe *et al.*, 1995; Hu *et al.*, 1997). D'après Dubayah *et al.* (1997) cette méthodologie d'estimation ne peut pas exclure des analyses corrompues du fait qu'il est assez fréquent de perdre le contenu en

informations dans quelques pixels. Les travaux de Malinverno (1990, cité par Oldak *et al.*, 2002) sur des simulations *Monte Carlo* ont montré aussi qu'il sera plus approprié d'effectuer des analyses d'échelle avec 50 % de chevauchement entre les différents agrégats de pixels. Dans le présent chapitre, nous avons procédé à des analyses en adoptant des calculs de moments aussi bien sans chevauchement qu'avec 50 % de repliement au cours du processus d'agrégation.

7.3. Analyses et interprétations des résultats

Nous avons utilisé un processus d'agrégation simple pour analyser les propriétés d'échelle de l'humidité du sol à partir des images dérivées des données radar. Nous avons poussé l'analyse à 23 niveaux d'agrégations spatiales dont le scénario détaillé est porté sur le tableau 7.1. Globalement, l'information contenue dans une cellule après agrégation correspond à la moyenne arithmétique du contenu radiométrique des pixels élémentaires. Cette information représente la concentration en eau dans le sol exprimée en pourcentage volumique.

7.3.1. Effet d'échelle sur les variances de l'humidité du sol

Les figures 7.1 et 7.2 portent les variations des variances versus les aires des cellules après agrégation. Premièrement, nous constatons que la loi de puissance avancée par l'équation 7.7 s'est bien vérifiée avec les deux scénarios d'agrégation adoptés. Ceci laisse entendre la validité d'une caractérisation d'auto-similarité statistique de l'humidité au cours des cinq périodes d'acquisition radar. Toutefois, il y a lieu de rappeler que nous

n'étions capables de pousser la validité d'une telle description statistique qu'au bout du septième niveau d'agrégation. Au delà de cette limite, les fluctuations des variances de l'humidité deviennent plus importantes. On peut parler ici d'une forme de longueur de corrélation associée à l'échelle d'observation qui a atteint 210 m et 120 m, respectivement, à 0 % et 50 % de chevauchement au cours de l'agrégation.

<i>Niveau d'agrégation</i>	<i>Pixels par cellule</i>	<i>Aire de la cellule (0 % de chevauchement) (m²)</i>	<i>Aire de la cellule (50 % de chevauchement) (m²)</i>	<i>Nombre de cellules</i>
1	1	900	900	17017
2	4	3600	2025	4320
3	9	8100	3600	1920
4	16	14400	5625	1080
5	25	22500	8100	696
6	36	32400	11025	480
7	49	44100	14400	357
8	64	57600	18225	270
9	81	72900	22500	224
10	100	90000	27225	180
11	121	108900	32400	143
12	144	129600	38025	120
13	169	152100	44100	110
14	196	176400	50625	99
15	225	202500	57600	80
16	256	230400	65025	72
17	289	260100	72900	63
18	324	291600	81225	56
19	361	324900	90000	56
20	400	360000	99225	48
21	441	396900	108900	42
22	484	435600	119025	42
23	529	476100	129600	42

Tableau 7.1: Protocole d'agrégation spatiale adopté pour l'analyse d'échelle.

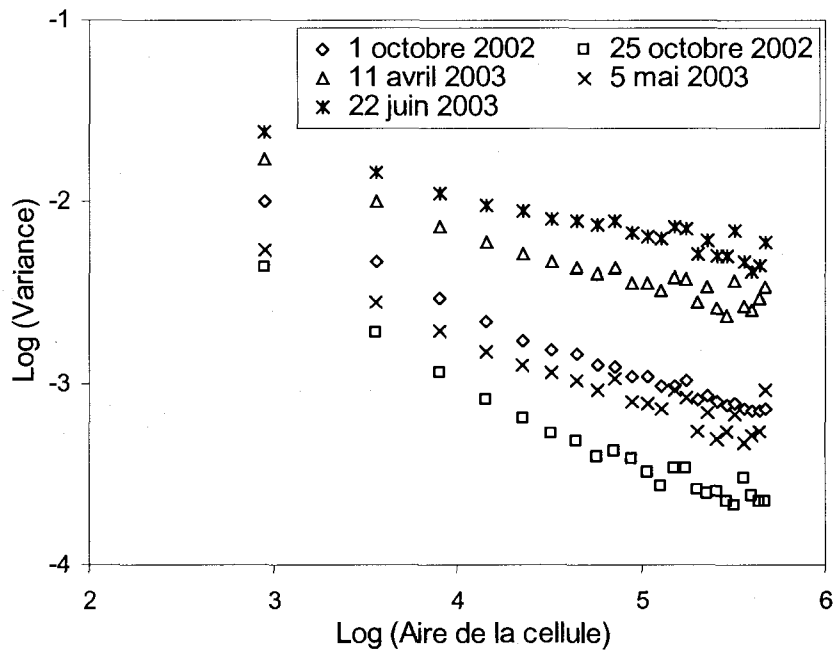


Figure 7.1: Effet d'échelle sur la variance de l'humidité du sol sans effet de chevauchement spatial.

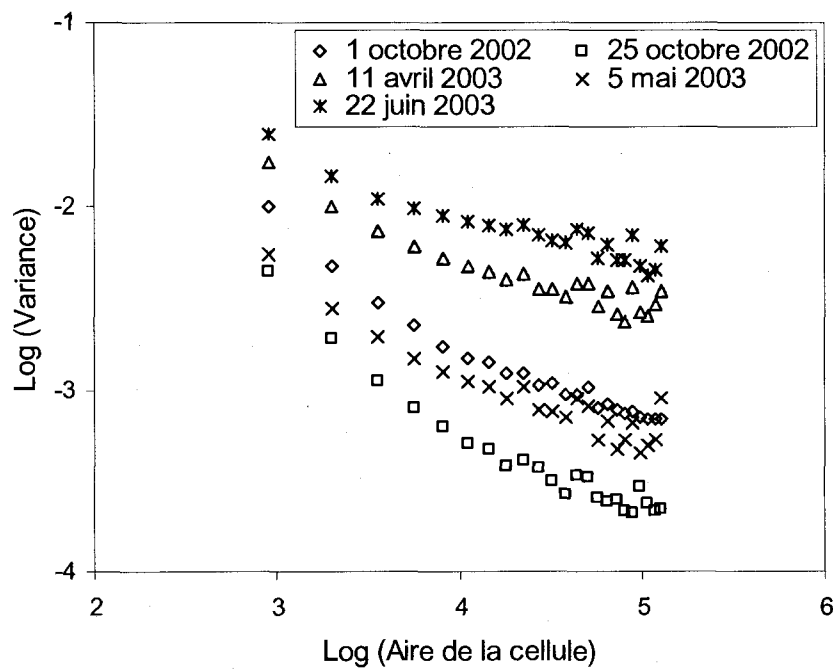


Figure 7.2: Effet d'échelle sur la variance de l'humidité du sol avec effet de chevauchement spatial (50 %).

Rodríguez-Iturbe et *al.* (1995) ont procédé à un traitement statistique similaire en formant des agrégats de différentes tailles pour des images multi-temporelles d'humidité relative. Ces données ont été collectées par le capteur aéroporté à micro-ondes passives *ESTAR* (*Electronically Scanned Thinned Array Radiometer*) lors de la campagne *Washita'92* en *Oklahoma, É-U* (Jackson et *al.*, 1995). Ils ont poussé l'agrégation jusqu'au niveau 5, *i.e.* des agrégats de $200 \times 200 \text{ m}^2$ à $1000 \times 1000 \text{ m}^2$ de surface. Ces mêmes auteurs ont pu déceler la validité d'une modélisation en une loi de puissance vers le troisième niveau d'agrégation. C'est une structure d'auto-similarité statistique d'une portée de 1 Km . D'après Hu et *al.* (1997), la validité de la loi de puissance a été poussée à une longueur de corrélation de 32 Km . La linéarité des variances de l'humidité du sol vis-à-vis des aires des agrégats s'est bien manifestée sur l'intervalle $[4,5 - 7,5]$ du logarithme des surfaces. Il est important de rappeler que ces auteurs ont utilisé les mêmes données que celles traitées par Rodríguez-Iturbe et *al.* (1995). La discordance entre les résultats de ces deux études est due principalement aux différences des modes de régression utilisés. D'ailleurs, Hu et *al.* (1997) ont pu pousser aussi loin la validité de la loi de puissance tout en adoptant des ajustements robustes, invoquant la stationnarité des erreurs résiduelles au alentour de la ligne de régression. En ce qui concerne nos analyses, nous n'avons pas fait recours à de telles techniques de régressions robustes. D'ailleurs, l'intérêt principal de notre démarche est de prouver le potentiel des données *Radarsat-1* à caractériser les structures fines de la variabilité spatiale d'échelle de l'humidité ($< 200 \text{ m}$).

Nous portons sur le tableau 7.2 les détails des régressions linéaires opérées sur l'intervalle de la validité de la loi de puissance. Nous y regroupons les estimations des

pentés $s(p)$, des ordonnées à l'origine ainsi que des coefficients de détermination R^2 correspondant à chaque période d'acquisition radar. D'après les résultats du premier scénario d'analyse, nous constatons qu'à travers l'intervalle $[3 - 4,75]$ du logarithme des aires des agrégats, nous avons eu des ajustements linéaires assez consistants. En effet, les coefficients de détermination correspondants R^2 ont dépassé $0,97$ (Tableau 7.2). Un ordre de précision semblable a été retrouvé avec le deuxième scénario d'agrégation (Tableau 7.2). Dans ce cas, la description d'auto-similarité statistique s'est manifestée sur une gamme plus étroite $[3 - 4,25]$ (Figure 7.2). Les coefficients de détermination de la régression linéaire sur cet intervalle ont dépassé $0,94$. Cette bonne performance des ajustements numériques, opérés au septième niveau d'agrégation, confirme à nouveau le faible apport des erreurs induites par le chatoiement radar. Ce même constat a été prouvé préalablement par l'analyse des erreurs des variances apparentes qui faisait partie du chapitre précédent (Section 6.3.4.2).

<i>Date d'acquisition (UTC)</i>	<i>Sans chevauchement</i>			<i>Avec chevauchement</i>		
	<i>s(p)</i>	<i>Intercept</i>	<i>R²</i>	<i>s(p)</i>	<i>Intercept</i>	<i>R²</i>
<i>1 octobre 2002</i>	-0.5024	-0.5386	0.9933	-0.6794	-0.0588	0.9770
<i>25 octobre 2002</i>	-0.5786	-0.6627	0.9975	-0.7842	-0.1037	0.9853
<i>11 avril 2003</i>	-0.3473	-0.7588	0.9950	-0.4695	-0.4277	0.9780
<i>5 mai 2003</i>	-0.4218	-1.0419	0.9945	-0.5702	-0.6397	0.9775
<i>22 juin 2003</i>	-0.2792	-0.8282	0.9742	-0.3746	-0.5727	0.9430

Tableau 7.2: Détails des régressions de la loi de puissance des variances de l'humidité.

En comparant les patterns illustrés sur les figures 7.1 et 7.2, nous apercevons que l'analyse de la troisième et la cinquième scène a donné des variances nettement supérieures à celles calculées à partir des images restantes. Rappelons que l'analyse multi-échelle des variances apparentes des semivariogrammes a aboutit à un comportement semblable (Section 6.3.4.2). Nous avons déjà lié cet effet à la prédominance de l'évapotranspiration aux périodes relativement sèches. Aussi, Bell *et al.* (1980) ainsi que Western *et al.* (2002) ont rapporté que cette variance de l'humidité du sol est directement proportionnelle au degré d'humidification. De telles conditions de sol ont entraîné vraisemblablement une réduction significative de la variance de l'humidité à l'intérieur même de chaque cellule d'agrégation. A ce niveau, l'écart entre les variances des scènes ne cesse de se creuser au fur et à mesure que la taille des agrégats grandit. Les résultats des deux scénarios de l'analyse d'échelle montrent, comme l'illustrent les figures 7.1 et 7.2, que cet écart a quasiment triplé sur l'intervalle de validité de la loi de puissance.

Ce caractère intrinsèque de l'évolution des variances de l'humidité du sol s'est traduit par des dissemblances considérables entre les paramètres des régressions (Tableau 7.2). En effet, les pentes $s(p)$ associées aux périodes marquées par une saturation du sol en eau ont été nettement supérieures à celles dérivées des scènes caractérisées par des conditions de dessèchement. A titre d'exemple, la pente $s(p)$ obtenue par l'analyse de la scène la plus saturée (22 juin 2003) se trouve largement inférieure à celles enregistrées lors des deux premières acquisitions radar. Dans ce dernier cas, en particulier, les variances de l'humidité du sol ont tendance à chuter plus rapidement au fur et à mesure que la dimension des agrégats augmente (Figures 7.1 et 7.2). Hu *et al.* (1998) ainsi que

Oldak *et al.* (2002) ont, d'ailleurs, montré l'importance du paramètre $s(p)$ comme indicateur de saturation en eau dans différents types de sols. Cependant, il est nécessaire de mentionner que ces études ont retrouvé des pentes $s(p)$ sensiblement élevées comparant aux nôtres. En effet, nos ajustements numériques, aux deux scénarios d'agrégation, ont révélé des pentes assez réduites: $-0,78 < s(p) < -0,27$. Or, dans l'ensemble des études utilisant les données micro-ondes passives, que nous avons pu trouver en littérature, on a enregistré des pentes plus importantes: $-0,20 < s(p) < -0,03$ (Hu *et al.*, 1998; Oldak *et al.*, 2002, Kim and Barros, 2002).

Quant aux ordonnées à l'origine de la régression linéaire, nous n'étions pas en mesure de reproduire le comportement rapporté par Oldak *et al.* (2002). Cette dernière étude a montré qu'au cours du processus du dessèchement graduel du sol, les coordonnées à l'origine de la loi de puissance ont tendance à diminuer systématiquement. Ce pattern a été mis en évidence en analysant un ensemble d'une vingtaine d'images *ESTAR*. Or, dans notre cas, le fait que nous ne disposons que de cinq images radar du site étudié n'a pas aidé à tirer des interprétations concluantes. À ce niveau, une étude plus approfondie nécessitera, sans doute, un nombre assez suffisant d'images radar d'humidité du sol (> 15 images).

7.3.2. Simulation d'images d'humidité du sol et effets de l'organisation spatiale

Plusieurs auteurs ont eu l'habitude de décrire la variabilité spatiale de l'humidité du sol par des fonctions paramétriques de densités de probabilité. Bonan *et al.* (1993) ont utilisé les fonctions gamma et normale, ainsi que la distribution uniforme pour

caractériser différents paramètres de surface, notamment l'humidité du sol. Entekhabi et Egelson (1989) ont sélectionné la distribution gamma afin de modéliser le processus d'infiltration de l'eau à travers les couches superficielles du sol. Wood et Lakshmi (1993) ont adopté une fonction normale pour caractériser la distribution spatiale de l'humidité du sol. Charpentier et Groffman (1992) ainsi que Famiglietti et *al.* (1999) ont montré que l'utilisation de la même fonction normale peut modéliser correctement entre 50 % et 80 % du comportement globale de l'humidité du sol.

Bien que cette large variété de fonctions de densité de probabilité soit utilisée pour modéliser le caractère variable de la distribution spatiale de l'humidité du sol, on ne trouve pas dans la littérature de consensus convaincant pour le choix des fonctions adaptées aux différentes conditions expérimentales. Toutefois, l'observation des distributions cumulatives des différents types de fonctions de densités de probabilités permet de sélectionner la distribution la plus adaptée par le biais du calcul des erreurs quadratiques moyennes (Hu et *al.*, 1997). Dans cette même optique et afin de mettre en évidence l'effet de la loi de puissance, Hu et *al.* (1997) de même que Jacobs et Gurley (2000) ont procédé à des simulations d'images d'humidité du sol. Ils ont fait appel à multiples types de fonctions de densités de probabilités adaptées au pattern de la distribution spatiale de l'eau dans le sol.

Pour ce qui a trait à l'analyse de nos données radar, nous avons procédé à des simulations d'images d'humidité du sol. Comme suggéré par Hu et *al.* (1997), nous avons utilisé une fonction de densité de probabilité de type normale pour générer les champs stochastiques de l'humidité du sol. C'est un processus de simulations numériques basées

sur une simple technique de congruence. En fait, à chaque image d'humidité dérivée des données radar, nous avons produit une image simulée qui conserve les mêmes caractéristiques "macro-statistiques", à savoir: la variance et la moyenne arithmétique. Nous portons sur le Figure 7.3 les résultats des simulations d'images d'humidité du sol correspondant à chaque période d'acquisition radar.

Quoique chaque couple d'images "expérimentale - simulée" d'humidité du sol présente les mêmes caractéristiques statistiques, en terme de variance et de moyenne arithmétique, il est clair que les structures fines de dépendance spatiale sont entièrement différentes (Figure 7.3). En particulier, ce constat s'est bien marqué dans le cas des images caractérisées par une forte saturation en eau, *i.e.* les scènes du 11 avril et 22 juin 2003. En effet, les images simulées associées à ces deux dernières dates n'ont pas reproduit les larges étendues de saturation en eau relevées sur les données radar.

<i>Date d'acquisition (UTC)</i>	<i>s(p)</i>
<i>1 octobre 2002</i>	<i>-0.9673</i>
<i>25 octobre 2002</i>	<i>-0.9445</i>
<i>11 avril 2003</i>	<i>-0.9800</i>
<i>5 mai 2003</i>	<i>-0.9135</i>
<i>22 juin 2003</i>	<i>-0.9412</i>

Tableau 7.3: Sommaire des pentes $s(p)$ des images d'humidité simulées.

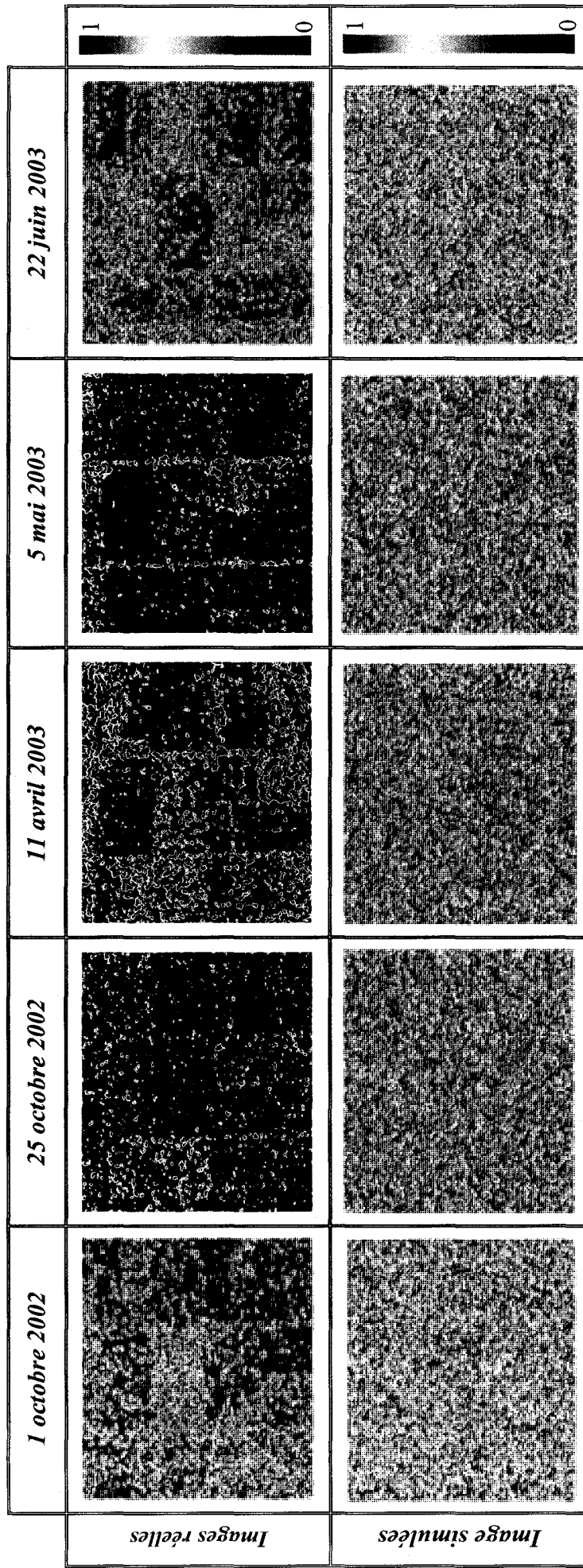


Figure 7.3: Images d'humidité du sol obtenues par inversion du MEIE et ceux simulées par la méthode de congruence.

Afin de quantifier cette structure de dépendance spatiale, l'analyse des propriétés d'échelle s'avère un outil intéressant. Le tableau 7.3 regroupe un sommaire des résultats des calculs des pentes $s(p)$ des lois de puissances des variances de l'humidité du sol dérivées des images simulées. Pour des considérations dictées par un besoin de valider les résultats de cette analyse, nous avons fait le choix délibéré de se limiter au seul scénario d'agrégation spatial sans effet de chevauchement. Nous constatons ici que les pentes $s(p)$ sont sensiblement plus proches de -1 comparées aux estimations à partir des images réelles (Tableau 7.3). Ces résultats montrent sans équivoque l'existence d'un effet d'organisation spatiale de l'humidité du sol à travers les différentes périodes d'acquisition. Au même titre, ce dernier constat a été évoqué par Hu *et al.* (1997) et Jacobs et Gurley (2000). Ces derniers ont montré que les pentes $s(p)$ de la loi de puissance sur des images d'humidité en micro-ondes passives se trouvent généralement supérieures à celles dérivées d'images simulées. Or, d'une part, ces pentes prennent des valeurs quasi-nulles dans le cas d'une corrélation spatiale complète, et d'autre part, elles convergent au voisinage de la valeur -1 dans le cas d'une distribution spatiale identique et indépendante sur toute la scène observée.

7.3.3. Caractérisation multi-échelles des images d'humidité du sol

Dans les deux sections précédentes, nous avons mis en évidence l'importance et le potentiel que présentent les données radar pour quantifier l'effet d'échelle sur la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Or, il convient de souligner qu'une description complète de ces structures de dépendance spatiale requiert une analyse plus approfondie.

Certes, au tout début de ce chapitre nous avons montré la validité de la loi de puissance (Équation 7.7) dans le cas particulier des variances de l'humidité du sol. Néanmoins, cette dernière caractéristique reste insuffisante pour apporter une description explicite du processus d'organisation spatiale sur les scènes observées. En effet, du moment que la fonction $s(p)$ ne présente pas un comportement linéaire par rapport au variation de l'ordre des moments p , le processus de variabilité spatiale est dit multi-échelle ou multi-fractale (Gupta and Waymire, 1990). De telles descriptions statistiques ont été perçues par Dubayah *et al.* (1997), Hu *et al.* (1997, 1998) et Kim *et al.* (2002), particulièrement en périodes de dessèchement du sol. Ces résultats ont été obtenus à partir de multiples analyses sur des images multi-temporelles acquises par le capteur passif aéroporté *ESTAR*.

En adoptant les mêmes scénarios d'agrégation que dans les deux sections précédentes, nous avons procédé au calcul des moments statiques relatifs à chaque image d'humidité du sol. Ces calculs ont été poussé jusqu'au septième ordre ($p = 7$). À titre d'illustration, les figures 7.4 et 7.5 porte les variations, en échelle logarithmique, des moments versus les aires des agrégats de la première image d'humidité acquise le 1 octobre 2002. Similairement à l'analyse d'échelle des variances, les différents moments statistiques ont exhibé clairement une loi de puissance ($R^2 > 0,80$). Les résultats des régressions linéaires correspondant à chaque période d'acquisition radar sont regroupés dans le tableau 7.4.

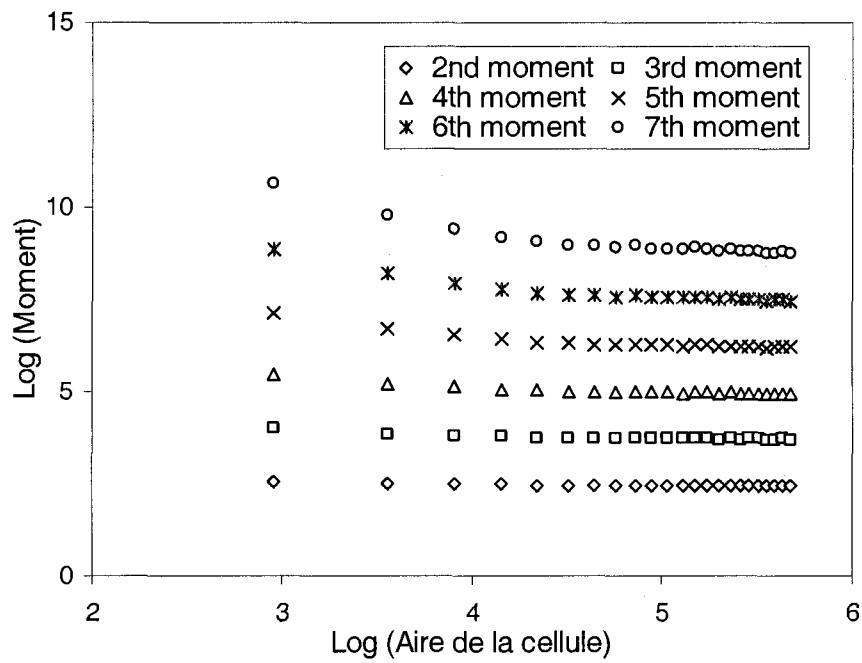


Figure 7.4: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol sans effet de chevauchement spatial.

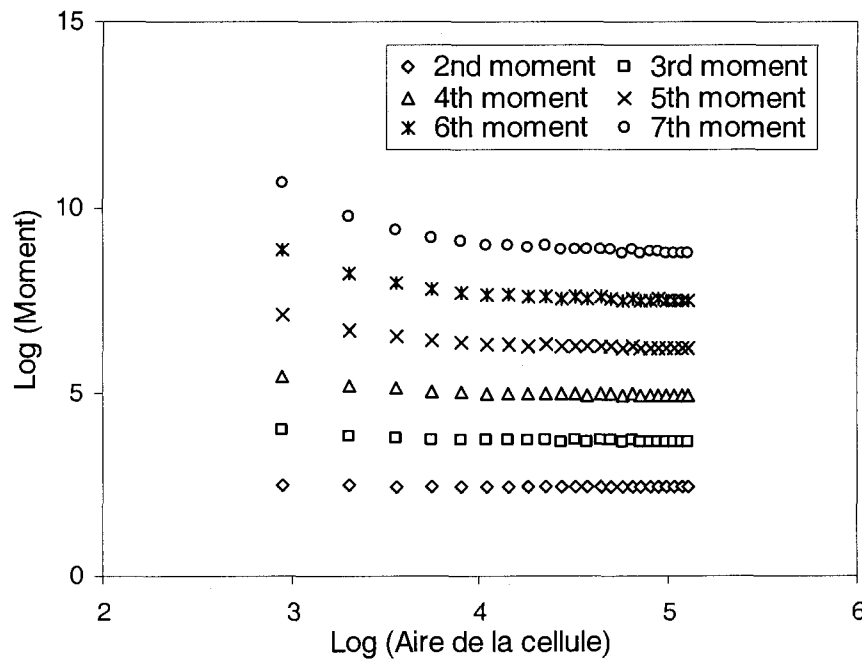


Figure 7.5: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol avec effet de chevauchement spatial (50 %).

Date d'acquisition (UTC)	Ordre du moment p	Sans chevauchement			Avec chevauchement		
		$s(p)$	Intercept	R^2	$s(p)$	Intercept	R^2
1 octobre 2002	2	-0,0486	2,6933	0,9378	-0,0647	2,7359	0,8939
	3	-0,1389	4,3702	0,9452	-0,1851	4,4928	0,9033
	4	-0,2737	6,2660	0,9429	-0,3647	6,5071	0,9004
	5	-0,4558	8,3915	0,9421	-0,6073	8,7926	0,8992
	6	-0,6814	10,7290	0,9443	-0,9082	11,3300	0,9021
	7	-0,9410	13,2340	0,9473	-1,2550	14,0670	0,9062
25 octobre 2002	2	-0,0452	2,3723	0,9122	-0,0599	2,4110	0,8626
	3	-0,1309	3,8658	0,9215	-0,1739	3,9788	0,8736
	4	-0,2576	5,5580	0,9179	-0,3419	5,7797	0,8694
	5	-0,4332	7,4841	0,9134	-0,5746	7,8554	0,8639
	6	-0,6539	9,6279	0,9169	-0,8676	10,1900	0,8679
	7	-0,9121	11,9550	0,9228	-1,2111	12,7420	0,8750
11 avril 2003	2	-0,0223	2,62510	0,9116	-0,0313	2,6508	0,7563
	3	-0,1245	4,4470	0,8618	-0,1671	4,5610	0,8342
	4	-0,3444	6,8664	0,9482	-0,4607	7,1764	0,9124
	5	-0,6713	9,8331	0,9662	-0,8994	10,442	0,9325
	6	-1,0652	13,1570	0,9582	-1,4287	14,1300	0,9271
	7	-1,4782	16,6120	0,9493	-1,9843	17,9690	0,9199
5 mai 2003	2	-0,0074	2,1864	0,9991	-0,0124	2,2023	0,9486
	3	-0,0530	3,5275	0,9032	-0,0764	3,5958	0,6736
	4	-0,3201	9,0639	0,9342	-0,4269	6,1712	0,8933
	5	-0,7616	9,0639	0,8847	-1,0064	9,7030	0,8307
	6	-1,2523	12,5010	0,8847	-1,6540	13,5480	0,8299
	7	-1,7530	16,0170	0,8929	-2,3174	17,4920	0,8392
22 juin 2003	2	-0,0404	2,9176	0,9393	-0,0541	2,9540	0,9034
	3	-0,1253	4,7754	0,9253	-0,1671	4,8860	0,8842
	4	-0,2732	6,9846	0,9308	-0,3638	7,2242	0,8874
	5	-0,4755	9,4991	0,9441	-0,6340	9,9192	0,9025
	6	-0,7140	12,2250	0,9513	-0,9536	12,8610	0,9124
	7	-0,9697	15,0640	0,9551	-1,2971	15,9370	0,9190

Tableau 7.4: Sommaire des paramètres des régressions linéaires des analyses multi-échelles.

En ce qui concerne la validité de la loi de puissance, il y a lieu de signaler que nous étions en mesure de conserver ce pattern à la limite du dernier niveau d'agrégation, *i.e.* le 23^{ème} niveau caractérisé par des agrégats formés de 529 pixels. Ce constat a été vérifié, bien entendu, avec les deux scénarios de ré-échantillonnage spatial. L'examen des résultats des ajustements par régression révèle qu'au bout du troisième moment ($p = 3$) les cinq images ont, plus au moins, montré un caractère statistique similaire. D'ailleurs, les graphiques illustrés par les figures 7.6 et 7.7 montrent clairement cet effet en terme des pentes $s(p)$. Donc, ce n'est qu'à partir des analyses du quatrième moment que les fonctions $s(p)$ ont tendance à présenter un aspect de courbes concaves. Cette caractéristique montre bel et bien que le processus d'organisation spatiale est multi-échelle. Toutefois, l'établissement d'un lien logique entre l'état de saturation du sol et le degré de convexité des fonctions $s(p)$ reste un défi scientifique de taille pour modéliser les structures spatiales complexes de l'humidité du sol.

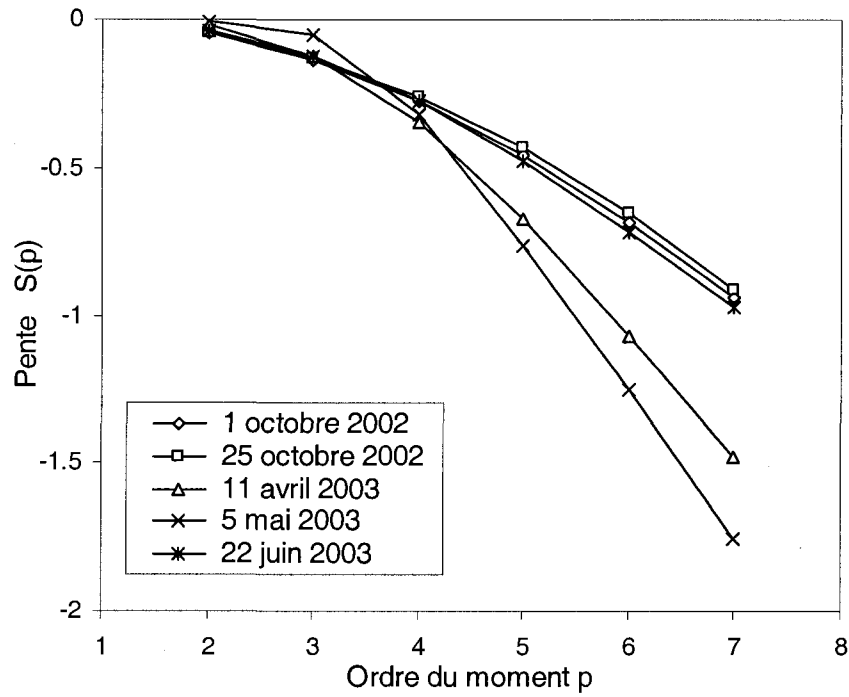


Figure 7.6: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol sans effet de chevauchement spatial.

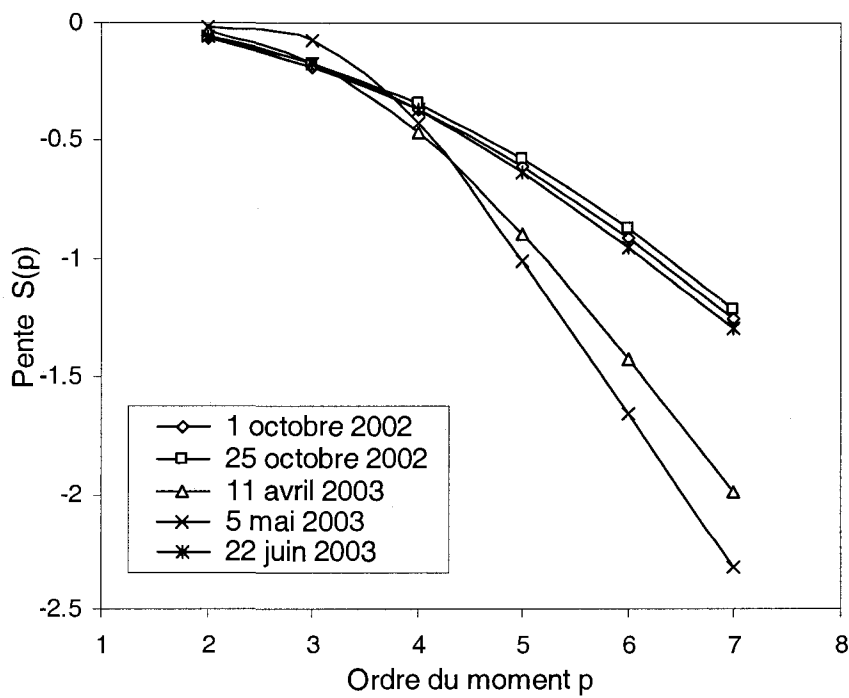


Figure 7.7: Effet d'échelle sur les moments statistiques de l'humidité du sol avec effet de chevauchement spatial (50 %).

7.4. Conclusions

Dans ce chapitre nous nous sommes penchés sur le problème complexe de la caractérisation d'échelle de la variabilité spatiale de l'humidité du sol. Une telle modélisation revêt un intérêt capital dans l'implémentation des modèles hydrologiques. Ainsi, nous avons mis en évidence le potentiel des données radar en bande *C* pour discriminer les structures de biais spatiales induites par la résolution du capteur *RSO*. À la lumière des résultats obtenus aux différents niveaux de cette analyse nous pouvons récapituler l'essentiel des conclusions aux quatre points suivants:

- L'analyse du comportement des variances de l'humidité du sol a révélé l'existence d'un caractère d'auto-similarité statistique. La validité d'une telle description s'est bien confirmée avec l'application des deux protocoles d'agrégation spatiale. Il est important de souligner que nos résultats ont montré une certaine complémentarité avec ceux reportés en littérature. En effet, en combinant les estimations obtenues par l'analyse de données micro-ondes passives aux résultats que nous avons tirés des données radar, la marge de validité de la loi de puissance se trouve ainsi vérifiée sur une échelle plus large ($[3 - 7,5]$ en échelle logarithmique des aires des agrégats des pixels). Rappelons ici que la bonne performance de nos ajustements numériques de la loi de puissance a confirmé encore une fois l'apport négligeable des erreurs induites par le chatoiement radar.
- La prédominance de l'évapotranspiration en périodes de dessèchement du sol a eu un impact considérable sur l'évolution des variances de l'humidité du sol. D'ailleurs,

cet effet s'est traduit par des écarts importants entre les paramètres de régression de la loi de puissance observée durant chaque période d'acquisition radar. Il s'agit, en particulier, du paramètre $s(p)$ qui s'est avéré un bon indicateur de l'état de saturation en eau du sol.

- La comparaison des propriétés d'échelle entre les images réelles et simulées de l'humidité du sol a montré bel et bien l'existence d'un effet d'organisation spatiale. En fait, cet effet de biais spatial a été déjà confirmé en bibliographie sur des images dérivées de données micro-ondes passives.
- Le recours à des analyses plus explicites des structures spatiales de l'humidité du sol a fait l'objet de la dernière étape de cette étude. Ainsi, le fait de quantifier le comportement des différents ordres des moments statistiques a permis de mettre en évidence un caractère d'organisation multi-échelle. En effet, avec des calculs allant jusqu'au septième ordre des moments, nous avons enregistré des variations traduites par des courbes concaves des paramètres $s(p)$. C'est la preuve irréfutable du potentiel des données radar à caractériser les structures fines de la variabilité spatiale d'échelle de l'humidité du sol, complétant ainsi les observations faites par l'analyse des données micro-ondes passives.

Chapitre 8

CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

Cette thèse a tenté de répondre à des objectifs précis portant sur le suivi de la variabilité spatiale de l'humidité du sol au moyen de la télédétection en hyperfréquences actives. Il s'agit d'une étude qui présente une première démarche en vue du développement de stratégies de déploiement de réseaux de capteurs intelligents «*Sensorwebs*». Sur le plan méthodologique, il convient de souligner que cette recherche présente, à notre connaissance, le premier test pour dériver les structures d'organisations spatiales de l'humidité du sol à partir de données *RSO*. Dans les sections suivantes nous résumons, succinctement, les principales contributions de ce travail de recherche de même qu'un ensemble de recommandations pour des travaux ultérieurs.

8.1. Conclusions et contributions de cette étude

Pour un sol nu, le signal radar est généralement influencé par deux paramètres de surface, à savoir: l'humidité et la rugosité. Toute inversion des modèles de rétrodiffusion

pour l'estimation du premier paramètre requiert, donc, une connaissance exacte du deuxième, et vice-versa. Dans ce sens, nous avons dédié la première partie de notre étude à une analyse du potentiel de la bande *C* du *RSO* de *Radarsat-1* à quantifier la hauteur quadratique moyenne de la rugosité. Dans un premier temps et avant d'aborder cet aspect d'optimisation numérique, nous avons montré que l'approche semi-empirique du *MO* a enregistré une meilleure performance que le *MEI* pour simuler les coefficients de rétrodiffusion radar. Toutefois, nous rappelons que le choix d'une fonction de rugosité de type exponentielle a sensiblement corrigé les estimations du *MEI*. Toujours avec des simulations en mode direct, l'utilisation de trois protocoles de filtrage du chatoiement radar n'a pas aidé à améliorer, significativement, les corrélations entre les mesures et les estimations des coefficients de rétrodiffusion radar.

L'implémentation d'un algorithme d'optimisation par *simplex* pour l'inversion des deux modèles *MO* et *MEIE* a permis de dériver la hauteur quadratique moyenne de la rugosité (s). Le fait d'introduire une contrainte sur l'angle d'incidence radar a abouti à de meilleures estimations. Les résultats des analyses statistiques ont confirmé ce constat particulièrement avec des simulations au moyen du *MEIE*. Ces résultats mettent en exergue le potentiel des modes à larges angles d'incidences du *RSO* de *Radarsat-1* à offrir une bonne caractérisation de la rugosité du sol.

Afin de palier au problème du manque d'exactitude de la mesure de la longueur de corrélation de la rugosité, nous avons testé sur nos données la technique d'étalonnage semi-empirique de Baghdadadi *et al.* (2004). Cette manœuvre consiste à introduire un paramètre simulé ℓ_{opt} qui modélise les longueurs de corrélations réelles de la rugosité.

Ce processus nous a permis, d'une part, de maximiser l'apport de l'humidité du sol, vis-à-vis de la rugosité, au signal radar rétrodiffusé et, d'autre part, d'améliorer la performance du *MEIE* en terme d'accord entre les mesures et les simulations des coefficients de rétrodiffusion. La robustesse d'une telle technique a été confirmée en utilisant deux ensembles de données caractérisés par différents régimes d'humidité aux configurations radar distinctes.

Une intercomparaison des performances des simulations en mode direct par les approches semi-empiriques du *MEIE* et du *MO* révèle une convergence des estimations de ces deux formulations. Toutefois, la version étalonnée du *MEIE* reste la mieux adaptée avec une performance qui devance celle enregistrée par le *MO*. Aussi, nous avons montré que la procédure d'étalonnage adopté a pu réduire significativement l'effet du biais engendré par la géométrie d'acquisition radar sur les estimations du *MEIE*. D'ailleurs, cette bonne performance du modèle étalonné s'est montrée similaire à celle enregistrée au cours de l'analyse de sensibilité du *MO*. Il s'agit dans les deux cas d'un biais sur les coefficients de rétrodiffusion radar qui n'a pas dépassé 1 dB . En examinant la sensibilité du *MEIE* sur tout le spectre de l'humidité du sol, nous avons montré que l'effet de l'étalonnage semi-empirique s'est traduit par une simple translation du profil de variation des coefficients de rétrodiffusion vers les faibles amplitudes. Néanmoins, nous assistons à une convergence des estimations des deux versions du *MEIE* aux configurations radar à larges angles d'incidences.

C'est à la base de ces résultats que nous avons opté pour l'utilisation de la version étalonnée du *MEIE* avec une configuration radar proche du nadir. Une inversion par

simplex du modèle sélectionné, sur des sous images extraites de la scène entière (120 x 120 pixels), a été implémentée pour extraire les cartes d'humidité du sol. Les produits finaux de cette procédure d'optimisation ont reflété un pattern spatial et temporel assez complexe. Comme nous l'avons avancé tout au début de ce manuscrit, nous nous sommes contenté de traiter le premier aspect de la variabilité spatiale et son implication sur le pattern et l'organisation apparente de l'humidité sur les scènes analysées.

Le recours à des analyses des semivariogrammes expérimentaux a rendu possible de décortiquer les structures de variabilité spatiale de l'humidité du sol. Les ajustements numériques des profils de transition de l'autocorrélation spatiale ont dévoilé l'existence d'un certain effet d'organisation. À la lumière des résultats obtenus, nous avons pu retrouver des longueurs de corrélation au même ordre de grandeur que celles reportées en littérature par des mesures *in situ* (~ 100 m). Cependant, nous avons mis en évidence l'influence des étendus des analyses variographiques sur de telles estimations. Pourtant, cet effet s'est montré modélisable par des fonctions régulières de types exponentielles.

Lors de l'analyse des variances apparentes de l'humidité du sol, nous avons confirmé la prédominance de l'apport des erreurs de la microstructure sur celui de l'effet du chatoiement radar. À l'exception du cas de la scène la plus saturée, la propagation du cumul de ces erreurs de l'effet pépite s'est limitée à des étendus inférieurs à 900 m. Nous avons aussi mis en relief le pattern croissant des variances apparentes en fonction de l'échelle des analyses géostatistiques. Cette évolution a entraîné une chute progressive de la contribution de l'effet pépite. Il s'agit d'erreurs de variance qui n'ont pas excédé 20 %.

En négligeant l'effet pépite lors de l'ajustement des semivariogrammes expérimentaux, les paramètres variographiques, à savoir: la longueur de corrélation et la variance apparente, ont exhibé un caractère différent. En fait, ce traitement robuste de l'effet de transition de l'autocorrélation spatiale s'est traduit par une convergence des estimations des longueurs de corrélation relevées sur les différentes scènes de l'humidité du sol. Cet effet s'est bien marqué aux étendus qui dépassent 800 m. Par ailleurs, il est important de souligner que l'effet d'échelle de la corrélation spatiale a été, encore une fois, de mise. Il a montré une allure plus régulière avec des accroissements plutôt linéaires des portées de corrélation. Au sujet des variances apparentes, ils ont montré un comportement de croissance régulière vis-à-vis des variations de l'étendu des semivariogrammes, même aux conditions de forte saturation en eau du sol. Toutefois, ce pattern a été moins prononcé en périodes de dessèchement du sol. Il s'agit, dans ce cas, d'une prédominance des mécanismes d'évaporation qui engendrent une uniformisation de la distribution spatiale de l'humidité dans les couches superficielles du sol.

Une autre contribution de cette thèse porte sur l'apport de l'échelle d'observation sur la variabilité spatiale de l'humidité du sol. En se basant sur des analyses des variances de l'humidité à multiples niveaux d'agrégation spatiale, nous avons mis en évidence la validité d'une description d'auto-similarité statistique. Néanmoins, cette loi mathématique n'a été vérifiée qu'à la limite du septième niveau du ré-échantillonnage spatial. À ce stade, il est important de signaler que ces résultats nous ont permis de prouver le potentiel des données radar à quantifier les structures fines de l'effet d'échelle sur l'humidité du sol. Il s'agit, ainsi, d'une caractérisation du biais d'échelle sur la variabilité spatiale que les données micro-ondes passives sont incapables de fournir en

haute résolution spatiale ($< 200\text{ m}$). Toutefois, nous soulignons l'aspect complémentaire entre nos résultats et ceux de la littérature. Ainsi, en combinant les estimations obtenues par l'utilisation des données *RSO* et des micro-ondes passives, nous étions en mesure d'étendre significativement la marge de validité de la description en loi de puissance des variances de l'humidité du sol. Un tel résultat ouvre des perspectives de développement de modèles mixtes en hydrologie pour l'analyse d'échelle du comportement spatial de l'humidité du sol.

Au même titre que lors des analyses géostatistiques, l'effet de l'évapotranspiration du sol a montré son impact sur le comportement des variances de l'humidité du sol. Cela s'est manifesté, principalement, dans la paramétrisation de la loi de puissance associée à chaque période d'acquisition radar. Le paramètre $s(p)$ de la régression de cette loi statistique s'est avéré, ainsi, un indicateur potentiel de l'état de saturation du sol. En procédant à des simulations d'images, nous avons utilisé ce même paramètre pour prouver l'existence d'un effet d'organisation spatial sur les scènes réelles de l'humidité du sol.

Dans un souci d'aboutir à une description plus exhaustive de l'effet d'échelle, nous avons opté pour un examen plus détaillé du comportement des moments statistiques de l'humidité. À cette fin et en adoptant les mêmes scénarios d'agrégations adoptés auparavant, nous avons poussé les calculs au septième ordre ($p = 7$). Similairement à l'analyse d'échelle des variances, les moments statistiques de l'humidité ont clairement exhibé une loi de puissance. Une attention particulière a été accordée au suivi du comportement du paramètre $s(p)$ vis-à-vis des ordres de moments considérés. Il

convient de souligner que nous avons aperçu des propriétés d'organisations spatiales multi-fractales traduites par une concavité apparente des profils des pentes $s(p)$ aux différentes acquisitions radar. Ces résultats confirment, une fois de plus, l'originalité de cette recherche qui met en relief le potentiel des données radar à quantifier les structures complexes de la variabilité spatiale de l'humidité du sol.

8.2. Recommandations et perspectives

Au terme de ce travail, des limitations ont néanmoins subsisté. Cela est principalement dû au choix des hypothèses et au fait que nous ne disposons pas d'une banque de données expérimentales assez large. Ainsi, nous formulons les recommandations suivantes pour les recherches futures:

- Il sera important de faire appel à des données radar multi-configurations en bande C. De tels scénarios d'acquisitions combinés avec des techniques d'optimisation numérique permettront de dégager des estimations plus précises aussi bien pour l'humidité que pour la rugosité du sol. L'aspect polarimétrique du futur *Radarsat-2* et sa haute résolution spatiale peuvent aussi ouvrir des perspectives intéressantes dans ce domaine.
- Il sera pertinent de prendre en considération la variation du profil de l'humidité du sol qui engendre une modification directe du gradient diélectrique. Cet effet limite, généralement, la performance des modèles de rétrodiffusion radar. En fait, l'effet pénétrateur des ondes radar dans le sol peut induire des surestimations des

coefficients de rétrodiffusion simulés par des interactions surfaciques. Outre sa complexité, l'implémentation de modèles à diffusion volumique peut être une avenue prometteuse dans ce contexte.

- Dans le cas d'une saturation avancée de la couche superficielle du sol, l'utilisation des courtes fréquences radar s'avère la solution pour analyser les couches les plus profondes du sol. L'utilisation des données en bande *L* du capteur *ALOS-PALSAR*, par exemple, peut être d'un grand intérêt.
- Sur le plan de la modélisation de la variabilité spatiale, un travail conséquent est encore indispensable. En particulier, l'utilisation conjointe des statistiques d'autocorrélation locale et des techniques de segmentation peut aider à remédier au problème des estimations corrompues des paramètres variographiques. Il s'agit, essentiellement, de lier l'état de saturation du sol au caractère d'échelle des longueurs de corrélations spatiales. Cette démarche méthodologique peut, éventuellement, contribuer à réduire la taille des calculs en modélisation hydrologique. Une telle approche aidera aussi à comprendre davantage l'effet de l'évapotranspiration et de la saturation sur les structures multi-fractales de la variabilité spatiale de l'humidité du sol.

RÉFÉRENCES

- Ahmed, N.U. 1995. Estimating Soil Moisture from 6.6 GHz Dual Polarization, and/or Satellite Derived Vegetation Index. *International Journal of Remote Sensing*, 16:687-708.
- Altese, E., Bolognani, O., Mancini, M., and Troch, P.A., 1996. Retrieving Soil Moisture over Bare Soil from ERS-1 Synthetic Aperture Radar Data: Sensitivity Analysis Based on a Theoretical Surface Scattering Model and Field Data. *Water Resources Research*, 32: 653-661.
- Anctil, F., Mathieu, R., Parent, L-É, Viau, A.A., Sbih, M., and Hessami, M., 2002. Geostatistics of Near-Surface Moisture in Bare Cultivated Organic Soils. *Journal of Hydrology*, 260: 30-37.
- Asner, G.P., 1998. Biophysical and Biochemical Sources of Variability in Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64:134-153.
- Attema, E.P.W., and Ulaby, F.T., 1978. Vegetation Modeled as a Water Cloud. *Radio Science*, 13(2): 357-364.
- Aubry, P., 2000. Le Traitement des Variables Régionalisées en Écologie: Apport de la Géomatique et de la Géostatistique. *Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard-Lyon 1, France*.
- Bachelier, G., 1971. La Vie dans Les Sols: Aspects Nouveaux, Études Expérimentales. *Gauthier-Villars, Paris*.
- Baghdadi, N., Gherboudj, I., Zribi, M., Sahebi, M., King, C., and Bonn, F., 2004. Semi-Empirical Calibration of the IEM Backscatter Model using Radar Images and Moisture and Roughness Field Measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 25: 3593-3623.
- Baghdadi, N., King, C., Bourguignon, A., and Remond, A., 2002. Potential of ERS and Radarsat Data for Surface Roughness Monitoring over Bare Agricultural Fields. *International Journal of Remote Sensing*, 23: 3427-3442.
- Bahar, E., 1991. Full Wave Analysis for Rough Surface Diffuse, Incoherent Radar Cross Sections with Height-Slope Correlations Included. *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, 39: 1293-1304.
- Bell, K.R., Blanchard, B.J., Schmugge, T.J., and Wiczak, M.W., 1980. Analysis of Surface Moisture Variations within Large-Field Sites. *Water Resources Research*, 16:796-810.
- Beven, K.J., and Kirkby, M. J., 1979. A Physically Based, Variable Contributing Area Model of Basin Hydrology. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24: 43-69.
- Bonan, G.B., Pollard, D., and Thompson, S.L., 1993. Influence of Subgrid-Scale heterogeneity in Leaf Area Index, Stomatal Resistance, and Soil Moisture on Grid-Scale Land-Atmosphere Interactions. *Journal of Climatology*, 6: 1882-1897.
- Bonn, F.J., et Escadafal, R., 1996. La Télédétection Appliquée aux Sols. In: *Bonn, F.J., 1996. Précis De Télédétection-Vol 2: Applications Thématiques. PUQ-AUPELF*.

- Bonn, F.J., and O'Neill, N.T., 1993. Thermal Infrared Remote Sensing of Soils: Evolution, Trends and Perspectives. *Remote Sensing Reviews*, 7: 281-302.
- Boisvert, J.B., Gwyn, Q.H.J., Chanzy, A., Major, D.J., Brisco, B., and Brown, R.J., 1997. Effect of Surface Soil Moisture Gradients on Modelling Radar Backscattering From Bare Fields. *International Journal of Remote Sensing*, 18: 153-170.
- Bowers, S.A., and Hanks, R.J., 1965. Reflection of Radiant Energy from Soils. *Soil Science*, 2: 130-138.
- Brady, N.C. and Weil, R.R., 2000. Element of the Nature and Properties of Soils. *Upper Saddle River, Prentice Hall, New Jersey*.
- Bruckler, L., Witono, H., and Stengel, P., 1988. Near Surface Soil Moisture Estimation from Microwave Measurements. *Remote Sensing of Environment*, 26: 101-121.
- Bruol, S.W., Hole, F.D., and McCracken, R.J., 1989. Soil Genesis and Classification. 3rd Edition. *Ames: Iowa State University Press*.
- Bulusu, N., Heidemann, J., and Estrin, D., 2000. GPS-Less Low Cost Outdoor Localization for Very Small Devices. *IEEE Personal Communications Magazine*, 7: 28-34.
- Buxton, W., 1997. Living in Augmented Reality: Ubiquitous Media and Reactive Environments. *In Video Mediated Communication. K. Finn, A. Sellen & S. Wilber (Eds.)*, pp. 363-384.
- Champion, I., 1996. Simple Modelling of Radar Backscattering Coefficient over a Bare Soil: Variation with Incidence Angle, Frequency and Polarization. *International Journal of Remote Sensing*, 17: 783-800.
- Chanzy, A., Kerr, Y., Wigneron, J.P., and Calvet, J.C., 1997. Soil Moisture Estimation under Sparse Vegetation using Microwave Radiometry at C-Band. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Singapore*, pp.1090-1092.
- Chanzy, A., King, C., Prévot, L., Remond, A., Wigneron, J.P., Calcagno, P., Zribi, M., and Desprats, J.F., 1998. Comparison of ERS and Multi-Angle Radarsat Measurements on Bare Soils: First Results of the Reseda Experiment. *Proceedings of the Second International Workshop on Retrieval of Bio- and Geo-Physical Parameters from SAR Data for Land Applications, ESTEC, Noordwijk, The Netherlands*, pp. 471-477.
- Charpentier, M.A., and Groffman, P.M., 1992. Soil Moisture Variability within Remote Sensing Pixels. *Journal of Geophysical Research*, 97: 18987-18995.
- Chen, K.S., Yen, S.K., and Huang, W.P., 1995. A Simple Model for Retrieving Bare Soil Moisture from Radar-Scattering Coefficients. *Remote Sensing of Environment*, 54: 121-126.
- Chilés, J.P., and Delfiner, P., 1999. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty. *Wiley, New York, USA*.
- Choudhury, B.J., Schmutge, T.J., Chang, A., and Newton, R.W., 1979. Effect of Surface Roughness on the Microwave Emission from Soils. *Journal of Geophysical Research*, 84: 5699-5706.
- CMI, 2000. Vivre le Long de la Rivière Rouge. *Rapport aux Gouvernements du Canada et des États-Unis sur les Mesures d'Atténuation des Impacts des Inondations dans le Bassin de la Rivière Rouge. Commission Mixte Internationale*.
- Cognard, A.L., Loumagne, C., Normand, M., Olivier, P., Ottlé, C., Vidal-Madjar, D., Louahala, S., and Vidal, A., 1995. Evaluation of the ERS1/Synthetic Aperture Radar Capacity to

- Estimate Surface Soil Moisture: Two Year Results Over the Naizin Watershed. *Water Resources Research*, 31: 975-982
- Cressie, N., 1991. *Statistics of Spatial Data*. Wiley, New York, USA.
- Dalton, F.N., and van Genuchten, M.T., 1986. The Time-Domain Reflectometry Method for Measuring Soil Water Content and Salinity. *Geoderma*, 38: 237-250.
- Davidson, M., Le Toan, T., Borgeaud, M., and Manninen, T., 1998. Measuring the Roughness Characteristics of Natural Surfaces at Pixel Scales: Moving from 1 meter to 25 meter Profiles. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Seattle, USA, Vol. III, pp. 1200-1202.
- Davidson, M., Le Toan, T., Mattia, F., Satalino, G., Manninen, T., and Borgeaud, M., 2000. On the Characterization of Agricultural Soil Roughness for Radar Remote Sensing Studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38: 630-6440.
- de Marsily, G., 1986. *Quantitative Hydrogeology: Groundwater Hydrology for Engineers*. Academic Press, San Diego, USA.
- De Roo, R.D., Du, Y., Ulaby, F.T., and Dobson, M.G., 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: 864-872.
- Delin, K.A., and Jackson, S.P., 2000. Sensor Web for In Situ Exploration of Gaseous Biosignatures. *Proceedings of 2000 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA*. <http://sensorwebs.jpl.nasa.gov/resources/Delin-Jackson2000.pdf>.
- Delin, K.A., and Jackson, S.P., 2001. The Sensor Web: A New Instrument Concept. *Proceedings of SPIE's Symposium on Integrated Optics, San Jose, California, USA*. <http://sensorwebs.jpl.nasa.gov/resources/sensorweb-concept.pdf>.
- Delin, K.A., 2002. The Sensor Web: A Macro-Instrument for Coordinated Sensing. *Sensors*, 2: 270-285.
- Dobson, M.C. and Ulaby, F.T., 1986. Active Microwave Soil Moisture Research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24: 23-36.
- Doherty, L., 2000. Algorithms for Position and Data Recovery in Wireless Sensor Networks. UC Berkeley EECS Masters Report. http://www-bsac.eecs.berkeley.edu/archive/masters/lance_doherty_ms.pdf.
- Dubayah, R., Wood, E.F., and Lavallee, D., 1997. Multiscaling Analysis in Distributed Modeling and Remote Sensing: An Application using Soil Moisture. In: *Quatrocchi, D.A. and Goodchild, M. Eds., 93-112. Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis Publishers, New York.
- Dubois, P.C., Van Zyl, J., and Engman, T., 1995. Measuring Soil Moisture with Imaging Radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33: 915-926.
- Engman, E.T., 1990. Progress in Microwave Remote Sensing of Soil Moisture. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 16: 6-14.
- Engman, E.T., 1991. Application of Microwave Remote Sensing of Soil Moisture for Water Resources and Agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 35: 213-226.
- Engman, E.T., and Chauhan, N., 1995. Status of Microwave Soil Moisture Measurements with Remote Sensing. *Remote Sensing of Environment*, 51: 189-198.

- Engman, E.T., and Gurney, R.J., 1991. Remote Sensing In Hydrology. *Chapman and Hall, London*.
- Engman, E.T., and Wang, J.R., 1987. Evaluation Roughness Models for Radar Backscatter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33: 915-926.
- Entekhabi, D., and Eagleson, P.S., 1989. Land Surface Hydrology Parameterization for Atmospheric General Circulation Models including Subgrid Scale Spatial Variability. *Journal of Climatology*, 6: 839-857.
- Entekhabi, D., Nakamura, H., and Njoku, E.G., 1994. Solving the Inverse Problem for Soil Moisture and Temperature Profiles by Sequential Assimilation of Multifrequency Remotely Sensed Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32: 438-448.
- Famiglietti, J.S., Devereaux, J.A., Laymon, C.A., Tsegaye, T., Houser, P.R., Jackson, T.J., Graham, S.T., Rodell, M., van Oevelen, P.J., 1999. Ground-Based Investigation of Soil Moisture Variability within Remote Sensing Footprints during the Southern Great Plains 1997 (SGP97) Hydrology Experiment. *Water Resources Research*, 35: 1839-1851.
- Famiglietti, J.S., Rudnicki, J.W., Rodell, M., 1998. Variability in Surface Moisture Content along a Hill Slope Transect: Rattlesnake Hill, Texas. *Journal of Hydrology*, 210: 259-281.
- Foth, H.D., 1990. Fundamentals of Soil Science. 8th Edition, *Wiley, New York*.
- Franceschetti, G., Iodice, A., Matalano, S., and Riccio, D., 2000. A Fractal-Based Theoretical Framework for Retrieval of Surface Parameters from Electromagnetic Backscatter Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38: 641-650.
- Freeze, R.A., and Cherry, J.A., 1979. Groundwater. *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA*.
- Fung, A.K., 1994. Microwave Scattering and Emission Models and Their Applications. *Artech House, London*.
- Fung, A.K. and Chen, K.S., 1992. Dependence of the Surface Backscattering Coefficients on Roughness, Frequency and Polarisation Studies. *International Journal of Remote Sensing*, 13: 1663-1680.
- Fung, A.K., Li, Z., and Chen, K.S., 1992. Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30: 356-369.
- Fung, A.K., Dawson, M. S., Chen, K.S., Hsu, A.Y., Engman, E.T., O'Neill, P.O., and Wang, J., 1996. A Modified IEM Model for Scattering from Soil Surfaces with Application to Soil Moisture Sensing. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Nebraska, USA, pp. 1297-1299*.
- Geng, H., Qwyn, H.J., Brisko, B., Brown, R.J., and Boisvert, J.B., 1996. Mapping of Soil Moisture from C-SAR Data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22: 117-126.
- Glenn, N.F., and Carr, J.R., 2003. The Use of Geostatistics in Relating Soil Moisture to Radarsat-1 SAR Data obtained over the Great Basin, Nevada, USA. *Computers and Geosciences*, 29: 577-586.
- Goodrich, D.C., Faurès, J.M., Woolhiser, D.A., Lane, L.J., and Sorooshian, S., 1995. Measurement and Analysis of Small-Scale Convective Storm Rainfall Variability. *Journal of Hydrology*, 173:283-308.
- Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation. *Oxford University Press, New York, USA*.

- Gupta, V.K., and Waymire, E., 1989. Statistical Self-Similarity in River Networks Parameterized by Elevation. *Water Resources Research*, 25: 463-476.
- Gupta, V. K., and Waymire, E., 1990. Multiscaling Properties of Spatial Rainfall and River Flow Distributions. *Journal of Geophysical Research*, 95: 1999-2009.
- Hallikainen, M.T., Ulaby, F.T., Dobson, M.C., El-Rayes, M.A., and Wu, L.K., 1985. Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil, Part I: Empirical Models and Experimental Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-23: 25-34.
- Heidemann, J., and Bulusu, N., 2001. Using Geospatial Information in Sensor Networks. *Proceedings of the Workshop on Intersections between Geospatial Information and Information Technology*. Arlington, Virginia, USA.
- Heinzelman, W., Chandrakasan, A., and Balakrishnan, H., 2000. Energy-Efficient Communication Protocols for Wireless Microsensor Networks. *Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'00)*, Hawaii, USA, pp. 3005-3014.
- Henderson, F.M., and Lewis, A.J., 1998. Principles and Applications of Imaging Radar. *Chapter 8. 3rd Ed. John Wiley & Son Inc., New York*.
- Hochheim, K.P., Hirose, T., Bennett, J., Bullock, P.R., Raddatz, R.L., Fedosejevs, G., and Teillet, P.M., 2002. Improved Crop Specific Projections from the Integration of In Situ and Remote Sensing Data in an Agrometeorological Model. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) and the 24th Canadian Symposium on Remote Sensing, Toronto, Ontario, Canada, Vol. IV, pp. 2391-2393*.
- Hsieh, C.Y., Fung, A.K., Nesti, G., Sieber, A.J., and Coppo, P., 1997. A Further Study of the IEM Surface Scattering Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35: 901-909.
- Hu, Z., Chen, Y., and Islam, S., 1998. Multiscaling Properties of Soil Moisture Images and Decomposition of Large- and Small-Scale Features Using Wavelet Transforms. *International Journal of Remote Sensing*, 19: 2451-2467.
- Hu, Z., Islam, S., Cheng, Y., 1997. Statistical Characterization of Remotely Sensed Soil Moisture Images. *Remote Sensing Environment*, 61: 310-8.
- Idso, S. B., Schmugge, T. J., Jackson, R. D., and Reginato, R. J., 1975. The Utility of Surface Temperature Measurements for the Remote Sensing of Surface Soil Water Status. *Journal of Geophysical Research*, 80: 3044-3049.
- Isaaks, E.H., Srivastava, R.M., 1989. An Introduction to Applied Geostatistics. *Oxford University Press, New York, USA*.
- ISSMAP, 2003. Report 2001-2002: Towards Integrated Earth Sensing for Resource and Environmental Monitoring: In Situ Sensor Measurement Assimilation Program (ISSMAP). *Data Acquisition Division, Canada Centre for Remote Sensing, Earth Sciences Sector, Natural Resources Canada*.
- ISO 7483, 1984. International Standards Description of Basic Reference Model for Open System Interconnection.
- Jackson, T.J., 1986. Soil Water Modeling and Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24: 37-46.

- Jackson, T.J., 1993. Measuring Surface Soil Moisture using Passive Microwave Remote Sensing. *Hydrological Processes*, 7: 139-152.
- Jackson, T.J., Le Vine, D.M., Hsu A.Y., Oldak, A., Starks, P.J., Swift, C.T., Isham, J.D., and Haken, M., 1999. Soil Moisture Mapping at Regional Scales using Microwave Radiometry: the Southern Great Plains hydrology Experiment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37: 2136-2151.
- Jackson, T.J., LeVine, D.M., Swift, C.T., Schmugge, T.J., and Schiebe, F.R., 1995. Large-Area Mapping of Soil Moisture using the ESTAR Passive Microwave Radiometer in Washita 92. *Remote Sensing of Environment*, 54: 27-37.
- Jackson, R.D., Idso, S.B., and Reginato, R.J., 1976. Calculation of Evaporation Rates during the Transition from Energy-Limiting to Soil-Limiting Phases using Albedo Data. *Water Resources Research*, 12: 23-26.
- Jackson, T. J., McNairn, H., Weltz, M. A., Brisco, B., and Brown, R., 1997. First Order Surface Roughness Correction of Active Microwave Observations for Estimating Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35: 1065-1069.
- Jackson, T.J., Schmugge, T.J., Nicks, A.D., Coleman, G.A., and Engman, E.T., 1981. Soil Moisture Updating and Microwave Remote Sensing for Hydrological Simulation. *Hydrological Sciences Bulletin*, 26: 305-319.
- Jackson, T.J., Schmugge, T.J., and Wang, J.R., 1982. Passive Microwave Sensing of Soil Moisture under Vegetation Canopies. *Water Resources Research*, 18: 1137-1142.
- Jackson, T.J., Hawley, M.E., and O'Neill, P.E., 1987. Preplanting Soil Moisture using Passive Microwave Sensors. *Water Resources Bulletin*, 23: 11-19.
- Jackson, T.J., and Schmugge, T.J., 1988. Passive Microwave Remote Sensing of Soil Moisture. *Advances in Hydrosciences*, 14: 123-159.
- Jackson, T.J., and Schmugge, T.J., 1989. Passive Microwave Remote Sensing System for Soil Moisture: Some Supporting Research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27: 225-235.
- Jackson, T.J.; Schmugge, J., and Engman, E.T., 1996. Remote Sensing Applications to Hydrology: Soil Moisture. *Hydrological Sciences*, 41: 517-530.
- Jacobs, J.M., and Gurley, K.R., 2000. Probabilistic and Spectral Characterization and Simulation of Soil Moisture Fields. *Proceedings of the 8th ASCE Specialty Conference on Probabilistic Mechanics and Structural Reliability, University of Notre Dame, Indiana, USA.*
- Ji, J., Skriver, H., and Gudmandsen, P., 1995, Estimation of Soil Moisture from the MAESTRO-1 SAR Data of Flevoland. *Proceeding of Sensor and Environmental Applications of Remote Sensing Conference, Edited By J. Askne, Balkema, Rotterdam, The Netherlands, pp.103-110.*
- Johnson, F., Brisco, B., and Brown, R.J., 1993. Evaluation of Limits to the Performance of the Surface Roughness Meter. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 19: 140-145.
- Justice, C.O., and Townshend, J.R.G., 1981. Integrating ground data with remote sensing. *In Terrain Analysis and Remote Sensing, J.R.G. Townshend (Ed.), pp. 38-58, Chapter 3, George Allen & Unwin, London, UK.*
- Karam, M.A., Fung, A.K. Lang, R.H., and Chauhan, N.S., 1992. A Microwave Scattering Model for Layered Vegetation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30: 767-784.

- Kim, G., and Barros, A. P., 2002. Space-Time Characterization of Soil Moisture from Passive Microwave Remotely Sensed Imagery and Ancillary Data. *Remote Sensing of Environment*, 81: 393-410.
- Koch, C., and Laurent, G., 1999. Complexity and the Nervous System. *Science*, 284: 96-98.
- Kumar, P., 1999. A Multiple Scale State-Space Model for Characterizing Subgrid Scale Variability of Near-Surface Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37: 182-197.
- Landry, B., et Mercier, M., 1992. Notions de Géologie. 3^{ème} Ed. Mont-Royal, Québec.
- Lagarias, J.C., Reeds, J.A., Wright, M.H., and Wright, P.E., 1998, Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions. *SIAM Journal of Optimization*, 9: 112-147.
- Lee, J.S., 1980. Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2: 165-168.
- Lee, K., 1975. Ground Investigations in Support of Remote Sensing. In Manual of Remote Sensing, R.G. Reeves (Ed.), pp. 805-856. American Society of Photogrammetry, Virginia, USA.
- Le Hégarat-Masclé, S., Zribi, M., Alem, F., Weisse, A., and Loumagne, C., 2002. Soil Moisture Estimation from ERS/SAR Data: Toward an Operational Methodology *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40: 1-12.
- Lehmann, W., 1995. Anwendung Geostatistischer Verfahren auf die Bodenfeuchte in Ländlichen Einzugsgebieten. *Instituts-Mitteilungen, Vol. 52, Inst. F. Hydrologie und Wasserwirtschaft, Universität Karlsruhe, Karlsruhe, Germany.*
- Lin, D.S., Wood, E.F., Beven, K., and Saatchi, S., 1994. Soil Moisture Estimation over Grass-Covered Areas using AIRSAR. *International Journal of Remote Sensing*, 15: 2323-2343.
- Liu, W., Baret, F., Gu, X.F., Tong, Q., Zheng, L., and Zhang, B., 2002. Relating Soil Surface Moisture to Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 81: 238-246.
- Loague, K., 1992. Soil Water Content at R-5. Part 1. Spatial and Temporal Variability. *Journal of Hydrology*, 139: 233-251.
- Lobell, D.B., and Asner, G.P., 2002. Moisture Effects on Soil Reflectance. *Soil Science Society of America Journal*, 66:722-727.
- Lynch, N., 1996. Distributed Algorithms. *Morgan Kaufmann, San Francisco, USA.*
- Magagi, R.D., Kerr, Y.H., and Meunier, J.C., 2000. Results of Combining L- and C-Band Passive Microwave Airborne Data over the Sahelian Area. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38: 1997-2008.
- Malinverno, A., 1990. A Simple Method to Estimate the Fractal Dimension of a Self-Affine Series. *Geophysical Research Letters*, 17: 1953-1956.
- Mancini, M., Troch, P., and Rosso, R., 1996. Soil Moisture Retrieval in The NVT Experiments at the EMSL. *EMSL Newsletter No. 8.*
- Marinucci, T., Neelamegam, A., Tjaden, B., Tong, L., Welch, L., Goldman, B., Greer, G., Kaul, D., and Pfarr, B., 2001. SWARM: Sensor Web Adaptive Resource Manager. *Proceedings of the Earth Science Technology Conference (ESTC'2001), College Park, Maryland, USA.*

- Mattia, F., Davidson, M., Le Toan, T., D'Haese, C., Verhoest, N., Gatti, A., and Borgeaud, M., 2003. A Comparison between Soil Roughness Statistics used in Surface Scattering Models Derived from Mechanical and Laser Profilers. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41: 1659-1671.
- McNairn, H., Boisvert, J.B., Major, D.J., Gwyn, Q.H.J., Brown, R.J., and Smith, A.M., 1996. Identification of Agricultural Tillage Practices from C-Band Radar Backscatter. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22: 154-162.
- Merzouki, A., Bannari, A., Teillet, P.M., Pultz, T.J., and Deschamps, A., 2005a. Détermination du Paramètre Caractéristique de la Rugosité par Inversion des Modèles de Rétrodiffusion Radar. *Actes du 12^{ème} congrès de l'Association Québécoise de Télédétection, tenu dans le cadre du 73^{ème} congrès de l'ACFAS, Québec, Canada.*
- Merzouki, A., Bannari, A., Teillet, P.M., and King, D., 2005b. Backscatter Model Inversion Estimation and Geostatistical Characterization of Soil Moisture. *Proceedings of the 1st International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and monitoring of Land Degradation and Desertification, Trier, Germany.*
- Merzouki, A., Bannari, A., Teillet, P.M., and King, D., 2006. Spatial Characterization of Soil Moisture Using SAR Data. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium and the 27th Canadian Symposium on Remote Sensing, Denver, Colorado, USA.*
- Mohanty, B.P., Skaggs, T.H., and Famiglietti, J.S., 2000. Analysis and Mapping of Field-Scale Soil Moisture Variability using High Resolution, Ground-Based Data during the Southern Great Plains 1997 (SGP97) Hydrology Experiment. *Water Resources Research*, 36: 1023-1031.
- Muller, E., and Déchamps, H., 2000. Modeling Soil Moisture-Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 76: 173-180.
- Musy, A. et Soutter, M., 1991. Physique du Sol. *Presses Polytechniques Et Universitaires Romandes, Lausanne, Suisse.*
- NASA., 2000. Exploring Our Home Planet: Earth Science Enterprise Strategic Plan. *NASA headquarters, Washington, Dc 20546.*
- Neale, C.M., McFarland, M.J., and Chang, K., 1990. Land-Surface-Type Classification using Microwave Brightness Temperatures from the Special Sensor Microwave/Imager. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28: 829-838.
- Nelder, J.A., and Mead, R., 1965, A Simplex Method for Function Minimization. *Computer Journal*, 7: 308-313.
- Njoku, E.G., and Kong, J.A., 1977. Theory for Passive Microwave Remote Sensing of Near-Surface Soil Moisture. *Journal of Geophysical Research*, 82: 3108-3118.
- Njoku, E.G., and Entekhabi, D., 1996. Passive Microwave Remote Sensing of Soil Moisture. *Journal of Hydrology*, 184: 101-129.
- Nyberg, L., 1996. Spatial Variability of Soil Water Content in the Covered Catchment at Gårdsjön, Sweden. *Hydrological Processes*. 10: 89-103.
- Oh, Y., Sarabandi, K., and 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: 370-381.

- Oh, Y., Sarabandi, K., and Ulaby, F.T., 1994. An Inversion Algorithm for Retrieving Soil Moisture and Surface Roughness from Polarimetric Radar Observation. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Pasadena, USA*, pp. 1582-1584.
- Oh, Y., 1997. Precise Estimation of Surface Roughness Parameters from Field-Measured Ground Truth Data. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Singapore*, pp.708-710.
- Oh, Y., 2001. A Semi-Empirical Model for Polarimetric Radar Backscattering from Bare Soil Surfaces. *Korean Journal of Remote Sensing*, 17:141-153.
- Oh, Y., and Kay, Y., 1998. Condition for Precise Measurement of Soil Surface Roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36: 691-695.
- Oldak, A., Pachepsky, Y., Jackson, J.T., and Rawls, W.J., 2002. Statistical Properties of Soil Moisture Images Revisited. *Journal of Hydrology*, 255: 12-24.
- O'Neill, N.T., Royer, A., Aubé, M., Thulasiraman, S., Vachon, F., Teillet, P. M., Freemantle, J., Blanchet, J-P., and Gong, S., 2002. Atmospheric Optical Parameter Server for Atmospheric Corrections of Remote Sensing Data. *Proceedings of the 2002 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) and the 24th Canadian Symposium on Remote Sensing, Toronto, Ontario, Canada, Vol. V*, pp. 2951-2953.
- Oswald, T.M., Simonovic S.P., and Sinclair, J., 1999. A preliminary Assessment of the Effectiveness of Flood Damage Reduction Measures in Canada. Office of Critical Infrastructure Protection and Emergency Preparedness, Environment Canada.
- Peplinski, N.R., Ulaby, F.T., and Dobson, M. C., 1995. Dielectric Properties of Soils in the 0.3-1.3 GHz Range. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33: 803-807.
- Prescott, G.E., Smith, S.A., and Moe, K., 1999. Real-Time Information System Technology Challenges for NASA's Earth Science Enterprise. *Proceedings of the First International Real-Time Mission Critical Systems, Phoenix, Arizona, USA*.
- Prevot, L., Dechambre, M., Taconet, P., Vidal-Madjar, D., Normand, M., and Galle, S., 1993. Estimating the Characteristics with Vegetation Canopies with Airborne Radar Measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 14: 2803-2818.
- Price, J.C., 1977. Thermal Inertia Mapping: A New View of the Earth. *Journal of Geophysical Research*, 82: 2582-2590.
- Qi, H., Kuruganti, P.T., and Xu, Y., 2002. The Development of Localized Algorithms in Wireless Sensor Networks. *Sensors*, 2: 286-293.
- Qi, H., and Wang, F., 2001. Optimal Itinerary Analysis for Mobile Agents in Ad Hoc Wireless Sensor Networks. *Proceedings of the 13th International Conference on Wireless Communications, Calgary, Canada, Vol. 1*, pp.147-153.
- Qui, Y., Fu, B., Wang, J., and Chen, L., 2001. Soil Moisture Variation in Relation to Topography and Land Use in a Hill-Slope Catchment of the Loess Plateau, China. *Journal of Hydrology*, 240: 243-263.
- Rao, K.M.M, Kashyap, D., and Chandra, S., 1990. Relative Performance of a Soil Moisture Accounting Model in Estimating Return Flow. *Journal of Hydrology*, 115: 231-241.
- Rodríguez-Iturbe, I., Vogel, G.K., Rigon, R., Entekhabi, D., Castelli, F., and Rinaldo, A., 1995. On the Spatial Organization of Soil Moisture Fields. *Geophysical Research Letters*, 22: 2757-

2760.

- Roth, K., Schulin, R., Flühler, H., and Attinger, W., 1990. Calibration of Time Domain Reflectometry for Water Content Measurement using a Composite Dielectric Approach. *Water Resources Research*, 26: 2267-2273.
- RRBB, 2000. Drainage. Red River Basin Board: Inventory Team Report. www.redriverbasinboard.org.
- Sadiku, M.N.O., 1997. Wave Propagation. *The Electrical Engineering Handbook*, R.C. Dorf, CRC Press, Boca Raton, USA, pp. 925-937.
- Sahebi, M.R., Angles, J., and Bonn, F., 2002. A Comparison of Multi-Polarization and Multi-Angular Approaches for Estimating Bare Soil Surface Roughness from Spaceborne Radar Data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28: 641-652.
- Sahebi, M.R., Bonn, F. and Bénié, G.B., 2004. Neural Networks for the Inversion of Soil Surface Parameters from Synthetic Aperture Radar Satellite Data. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 31: 95-108.
- Sahebi, M.R., Bonn, F., and Gwyn, Q.H.J., 2003. Estimation of Bare Soil Surface Moisture from RADARSAT using Simple Empirical Models. *International Journal of Remote Sensing*, 24: 2575-2582.
- Sano, E.E., Huete, A.R., Troufleau, D., Moran, M.S., and Vidal, A., 1998. Relation between ERS-1 Synthetic Aperture Radar Data and Measurements of Surface Roughness and Moisture Content of Rocky Soils in a Semiarid Rangeland. *Water Resources Research*, 34: 1491-1498.
- Schertzer, D., and Lovejoy, S., 1991. Non-Linear Variability in Geophysics: Scaling and Fractals. *Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Boston, USA*.
- Schmugge, T.J., 1985. Chapter 5: Remote Sensing of Soil Moisture, In: Anderson, M.G., and Burt, T.P. (Eds.), *Hydrological Forecasting*, John Wiley And Sons, New York, pp.101-124.
- Schmugge, T.J., 1998. Applications of Passive Microwave Observations of Surface Soil Moisture. *Journal of Hydrologic*, 213: 188-197.
- Schmugge, T., Gloersen, P., Wilheit, T. T., and Geiger, F., 1974. Remote Sensing of Soil Moisture with Microwave Radiometers. *Journal of Geophysical Research*, 79: 317-323.
- Schmugge, T.J., Wang, J.R., and Asrar, G., 1988. Results from the Push Broom Microwave Radiometer Flights over the Konza Prairie in 1985. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-26: 590-596.
- Seyfried, M.S., Wilcox, B.P., 1995. Scale and the Nature of Spatial Variability: Field Examples Having Implications for Hydrologic Modeling. *Water Resources Research*, 31:173-184
- Shepherd, N., 2000. Extraction of Beta Nought and Sigma Nought from RADARSAT CDPF Products. *Report AS97-5001, Rev. 4, 28 April, ALTRIX Systems Ltd., Ottawa, Ontario, Canada*.
- Shi, J., Wang, J., Hsu, A., O'Neill, P., and Engman, E.T., 1997. Estimation of Bare Surface Soil Moisture and Surface Roughness Parameter using L-Band SAR Image Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35: 1254-1266.
- Shoshany, M., Svoray, T., Curran, P.J., Foody, G.M. and Perevolotsky, A., 2000. The Relationship between ERS-2 SAR Backscatter and Soil Moisture: Generalization from a Humid to Semi-Arid Transect. *International Journal of Remote Sensing*, 21: 2337-2343.

- Skidmore, E.L., Dickerson, J.D., and Shimmelpfennig, H., 1975. Evaluating Surface-Soil Water Content by Measuring Reflectance. *Soil Science Society of America Proceedings*, 39: 138-242.
- Su, Z., Troch, P.A., and De Troch, F.P., 1997. Remote Sensing of Bare Soil Moisture using EMAC/ESAR Data. *International Journal of Remote Sensing*, 18: 2105-2124.
- Teillet, P.M., Gauthier, R.P., and Chichagov, A., 2002. Towards Integrated Earth Sensing: The Role of In Situ Sensing. *Proceedings of the First International Workshop on Future Intelligent Earth Observing Satellites (FIEOS), Denver, Colorado, USA*.
- Teillet, P.M., Gauthier, R.P., Pultz, T.J., Deschamps, A., Fedosejevs, G., Maloley, M., Ainsley, G., Chichagov, A., 2003. A Soil Moisture Sensorweb for Use in Flood Forecasting Applications. *Remote Sensing 2003, Proceedings of SPIE 10th International Remote Sensing meeting, Barcelona, Spain, pp. 467-478*.
- Teillet, P.M., Thome, K.J., Fox, N., and Morisette, J.T., 2001. Earth Observation Sensor Calibration Using A Global Instrumented and Automated Network of Test Sites (GIANTS). *Proceedings of SPIE Conference 4550 on Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites V, Toulouse, France, Eds. H. Fujisada, J.B. Lurie, and K. Weber, SPIE Vol. 4550, pp. 246-254*.
- Tennenhouse, D.L., and Wetherall, D.J., 1996. Towards an Active Network Architecture. *Computer Communication Review*, 26: 5-18.
- Tilak, S., Abu-Ghazaleh, N.B., and Heinzelman, W., 2002. Infrastructure Tradeoffs for Sensor Networks. *Proceedings of the First ACM International Workshop on Sensor Networks and Applications (WSNA '02), Atlanta, USA, pp.49-58*.
- Topp, G.C., Davis, J.L., and Annan, A.P., 1980. Electromagnetic Determination of Soil Water Content: Measurements in Coaxial Transmission Lines. *Water Resources Research*, 16: 574-582.
- Touzi R., 2002. A Review of SAR Image Speckle Filtering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40: 2392-2404.
- Ulaby, F.T., and Batlivala, P.P., 1976. Optimum Radar Parameters for Mapping Soil Moisture. *IEEE Transaction on Geoscience and Electronics*, GE-14: 81-93.
- Ulaby, F.T., Batlivala, P.P., and Dobson, M.C., 1978. Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture and Soil Texture; Part 1 - Bare Soil. *IEEE Transaction on Geoscience and Electronics*, GE-16: 286-295.
- Ulaby, F.T., Cihlar, J., and Moore, R.K., 1974. Active Microwave Measurement of Soil Water Content. *Remote Sensing of Environment*, 31: 185-205.
- Ulaby, F.T., Dubois, P.C., and Van Zyl, J., 1996. Radar Mapping of Surface Soil Moisture. *Journal of Hydrology*, 184: 57-84.
- Ulaby, F.T., Moore, R.K., and Fung, A.K., 1982. Microwave Remote Sensing, Active and Passive. Volume II: Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission Theory. *Artech House, Norwood, MA*.
- Ulaby, F.T., Moore, R.K., and Fung, A.K., 1986. Microwave Remote Sensing, Active and Passive. Volume III: From Theory to Applications. *Artech House, Norwood, MA*.

- Ulmer, G., 2002. Organization Techniques in Wireless In-situ Sensor Networks. Georgia Institute of Technology, Atlanta, USA. http://users.ece.gatech.edu/~grimace/research/reports/Organization_in_WSNs.pdf.
- Ulmer, G., Yalamanchili, S., and Alkalai, L., 2002. Wireless Distributed Sensor Networks for In-Situ Exploration of Mars. Georgia Institute of Technology, Atlanta, USA. http://users.ece.gatech.edu/~grimace/research/reports/nasa_wsn_report.pdf.
- Van De Griend, A.A., and Engman, E.T., 1985. Partial Area Hydrology and Remote Sensing. *Journal of Hydrology*, 81: 211-251.
- Van Oevelen, P.J., 1998. Soil Moisture Variability: A Comparison between detailed Field Measurements and Remote Sensing Measurement Techniques. *Hydrological Sciences Journal*, 43: 511-520.
- Vinnikov, K.Y., and Robock, A., 1996. Scales of Temporal and Spatial Variability of Midlatitude Soil Moisture. *Journal of Geophysical Research*, 101: 7163-7174.
- Walker, J.P., 1999. Estimating Soil Moisture Profile Dynamics from Near-Surface Soil Moisture Measurements and Standard Meteorological Data. *PhD Thesis, Department of Civil, Surveying and Environmental Engineering, University of Newcastle, New South Wales, Australia*.
- Walker, J.P., Houser, P.R., and Willgoose, G.R., 2004. Active Microwave Remote Sensing for Soil Moisture Measurement: A Field Evaluation Using ERS-2. *Hydrological Processes*, 18: 1975-1997.
- Walker, J.P., Troch, P.A., Mansini, M., Willgoose, G.R., and Kalma, J.D., 1997. Profile Soil Moisture Estimation using the Modified IEM. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Singapore*, pp. 1263-1265.
- Walker, J.P., Willgoose, G.R., and Kalma, J.D., 1999. Recent Advances in Profile Soil Moisture Retrieval. *Proceedings of the Water 99 Joint Congress; 25th Hydrology and Water Resources Symposium; and 2nd International Conference on Water Resources and Environmental Research. The Institute of Engineers Australia, Brisbane, Australia*, pp. 373-378.
- Wang, J.R., and Choudhury., B.J., 1981. Remote Sensing of Soil Moisture Content over Bare Field at 1.4 GHz Frequency. *Journal of Geophysical Research*, 86: 5277-5282.
- Wang, J.R., O'Neill, P.E., Jackson, T.J., and Engman, E.T., 1983. Multifrequency Measurements of the Effects of Soil Moisture, Soil Texture, and Surface Roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-21: 44-51.
- Wang, J.R., and Schmugge, T.J., 1980. An Empirical Model for the Complex Dielectric Permittivity of Soils as a Function of Water Content. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-18: 288-295.
- Wegmüller, U., Mätzler, C., Hüppi, R., and Schanda, E., 1994. Active and Passive Microwave Signature Catalogue on Bare Soil (2–12 GHz). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32: 698-702.
- Western, A.W., Blöschl, G., and Grayson, R.B., 1998. Geostatistical Characterization of Soil Moisture Patterns in the Tarrawarra Catchment. *Journal of Hydrology*, 205:20-37.
- Western, A.W., Blöschl, G. and Grayson, R.B., 2001. Towards Capturing Hydrologically Significant Connectivity in Spatial Patterns. *Water Resources Research*, 37:83-97.
- Western, A.W., Grayson, R.B., and Blöschl, G., 2002. Scaling Of Soil Moisture: A Hydrologic

- Perspective. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 30:149-180.
- Whitaker, M.P.L., 1993. Small-Scale Spatial Variability of Soil Moisture and Hydraulic Conductivity in a Semi-Arid Rangeland Soil in Arizona. *Master Thesis, University of Arizona, USA*.
- Wieselthier, J.E., and Ephremides, A., 2000. On the Construction of Energy-Efficient Broadcast and Multicast Trees in Wireless Networks. *Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Tel Aviv, Israel, Vol. 2, pp. 585-594*.
- Wigneron, J.P., Schmugge, T., Chanzy, A., Calvet, J.C., and Kerr, Y., 1998. Use of Passive Microwave Remote Sensing to Monitor Soil Moisture. *Agronomie*, 18: 27-43.
- Wigneron, J.P., Calvet, J.C., Pellarin, T., Van De Grien, A.A., Berger, M. And Ferrazzoli, P., 2003. Retrieving Near-Surface Soil Moisture from Microwave Radiometric Observations: Current Status and Future Plans. *Remote Sensing of Environment*, 85: 489-506.
- Willmott, C.J., 1982. Some Comments on the Evaluation of Model Performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 63: 1309-1313.
- Winebrenner, D.P., and Ishimaru, A., 1985. Application of the Phase-Perturbation Technique to Randomly Rough Surfaces. *Journal of the Optical Society of America A*, 2: 2285-2294.
- Wood, M.D., Henderson, I., Pultz, T.J., Teillet, P.M., Zakrevsky, J.G., Crookshank, N., Cranton, J., and Jeena, A., 2002. Integration of Remote and In Situ Data: Prototype Flood Information Management System. *Proceedings of the 2002 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) and the 24th Canadian Symposium on Remote Sensing, Toronto, Ontario, Canada, Vol. III, pp. 1694-1696*.
- Wood, E.F., and Lakshmi, V., 1993. Scaling Water and Energy Flux in Climate System Three Land-Atmospheric Modeling Experiments. *Journal of Climatology*, 6: 839-857.
- Wooding, M.G., Zmuda, A.D., and Griffiths, G.H., 1993. Crop Discrimination Using Multi-Temporal ERS-1/SAR Data. *Proceedings of the 2nd ERS-1 Symposium, Hamburg, Germany, pp. 51-56*
- Wu, T.D., Chen K.S., Shi, J., and Fung, A.K., 2001. A Transition Model for the Reflection Coefficient in Surface Scattering *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39: 2040-2050.
- Zribi, M., Ciarletti, V. Taconet, O., Paille, J., and Boissard, P., 2000. Characterization of the Soil Structure and Microwave Backscattering based on Numerical Three-Dimensional Surface Representation: Analysis with a Fractional Brownian Model. *Remote Sensing of Environment*, 72:159-169.
- Zribi, M., and Dechambre, M., 2002. A New Empirical Model to Retrieve Soil Moisture and Roughness from C-Band Radar Data. *Remote Sensing of Environment*, 84: 42-52.
- Zribi, M., Le Hégarat-Masclé, S., Ottlé, C., Kammoun, B., and Guerin, C., 2003. Surface Soil Moisture Estimation from the Synergistic use of the (Multi-Incidence and Multi-Resolution) Active Microwave ERS Wind Scatterometer and SAR Data. *Remote Sensing of Environment*, 86: 30-41.