



HAL
open science

Caractérisation de l'état de surface des sols nus agricoles par imagerie radar TerraSAR-X

Maelle Aubert

► **To cite this version:**

Maelle Aubert. Caractérisation de l'état de surface des sols nus agricoles par imagerie radar TerraSAR-X. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. AgroParisTech, 2012. Français. NNT : . tel-00764268

HAL Id: tel-00764268

<https://theses.hal.science/tel-00764268v1>

Submitted on 12 Dec 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse

Pour obtenir le grade de docteur délivré par :

**L'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement
(AgroParisTech)**

École doctorale SIBAGHE
(Systèmes Intégrés en Biologie, Agronomie, Géosciences, Hydrosciences, Environnement)
Spécialité : Eaux Continentales et Société

Caractérisation de l'état de surface des sols nus agricoles par imagerie radar TerraSAR-X

Présentée et soutenue publiquement par :

Maëlle Aubert

Le 28 juin 2012

Jury :

M. Philippe PAILLOU, Professeur, Université de Bordeaux

Rapporteur

M. Ary BRUAND, Professeur, Université d'Orléans

Rapporteur

Mme Simonetta PALOSCIA, Professeur, CNR-IFAC

Examinateur

M. Pierre-Yves VION, ICPEF, AgroParisTech

Examinateur

M. Mehrez ZRIBI, Chercheur, CNRS-CESBIO, (co-directeur de thèse)

Examinateur

M. Nicolas BAGHDADI, Directeur de recherche, Irstea, (directeur de thèse)

Examinateur

RESUME

Dans un contexte de développement durable, la gestion des sols et des ressources en eau est un enjeu primordial non seulement d'un point de vue environnemental mais aussi socio-économique. L'humidité, la rugosité, la composition et la structure du sol sont des variables clés pour la compréhension et la modélisation des catastrophes naturelles telles que l'érosion, la sécheresse ou les inondations. Pour des sols nus agricoles (très propices au ruissellement), de nombreuses études ont déjà montré le potentiel des données RADAR acquises en bande C pour la cartographie de l'humidité et la rugosité du sol. Cependant l'application de ces méthodes dans un cadre opérationnel était limitée.

Dans ce contexte, les travaux de cette thèse présentent un premier volet sur l'analyse de la sensibilité aux états de surface (EDS) du sol du signal en bande X du capteur TerraSAR-X à très haute résolution spatiale et temporelle. Différentes configurations TerraSAR-X ont été analysées et les résultats ont permis de définir les configurations instrumentales optimales pour caractériser chaque paramètre d'EDS du sol. La comparaison de la sensibilité du capteur TerraSAR-X à celle des capteurs en bande C montre que le capteur TerraSAR-X est sans conteste le plus adapté pour estimer et cartographier l'humidité du sol à des échelles fines (50 m²).

Le second volet était de développer une méthode permettant d'estimer et de cartographier l'humidité des sols nus agricoles. Dans ce but, les méthodes d'inversion généralement utilisées en bande C ont été testées sur les données en bande X. La précision sur les estimations d'humidité issues de l'algorithme d'inversion du signal TerraSAR-X a été déterminée et l'applicabilité de la méthode sur de nombreux sites d'étude a été testée avec succès. Une chaîne de traitements cartographiques allant de la détection des sols nus à l'estimation de l'humidité et ne nécessitant qu'une seule image TerraSAR-X a été développée. Cette chaîne innovante de traitements cartographiques « automatique et autonome » devrait permettre d'utiliser les données TerraSAR-X pour cartographier l'humidité du sol en mode opérationnel.

ABSTRACT

In the context of sustainable development, soil and water resources management is a key issue from not only the environmental point of view, but also from a socioeconomic perspective. Soil moisture, roughness, composition, and slaking crusts are some key variables used to understand and model natural hazards, such as erosion, drought and floods. For agricultural bare soils (most subject to runoff), numerous studies have already shown the potential of C-band RADAR data for the mapping of soil moisture and roughness. However, the application of these methods in operational settings remained limited.

In this context, the first objective of this thesis was to analyse the sensitivity of X-band TerraSAR-X sensors to soil surface characteristics (SSC) at high spatial and temporal resolutions. Different TerraSAR-X configurations were evaluated and results were used to define the optimal instrumental configuration for the characterization of each SSC parameter. The comparison of TerraSAR-X sensor sensitivity with equivalent levels recorded with the C-band sensor showed that the TerraSAR-X sensor is undoubtedly the most suitable of the two when estimating and mapping soil moisture at a fine scale (50 m²).

The second objective of this work was to develop a method to estimate and map soil moisture levels of agricultural bare soil. To achieve this goal, methods that are commonly used to retrieve soil moisture from C-band, have been tested on X-band data. The accuracy of soil moisture estimations using an empirical algorithm was determined, and validated successfully over numerous study sites. A mapping process based uniquely on TerraSAR-X data, both for bare soil detection and for the estimation of soil moisture content, was developed. This innovative chain of « automatic and autonomous » mapping processing steps should enable the utilization of TerraSAR-X data for the mapping of soil moisture levels in operational conditions.

REMERCIEMENTS

Je remercie ici tous ceux, qui ont contribué directement ou indirectement à la réalisation de ma thèse.

Mes plus sincères remerciements, vont avant tout à Nicolas Baghdadi mon directeur de thèse (Irstea). Merci de m'avoir offert l'opportunité de travailler avec vous sur ce sujet passionnant. Votre implication et votre disponibilité à toute épreuve (digne du meilleur des SAR), vos conseils avisés, votre exigence, ont été des appuis inestimables. A vos coté, j'ai énormément appris et aimé apprendre, au cours de ces trois années. Pour toutes ces raisons, et bien d'autres encore.., voici mon n^{ième} merci ! : -)

Au même titre, je tiens à remercier, Mehrez Zribi du CNRS-CESBIO, pour sa co-direction de qualité. Un grand merci pour votre sympathie, vos nombreuses idées et vos bons conseils.

Je remercie vivement le CNES et Noveltis d'avoir subventionné ce projet de thèse. Le CNES pour m'avoir fait participer à des évènements d'exception, comme le salon de l'aéronautique et du spatial, ainsi que la visite du centre de contrôle des lanceurs. Un merci tout particulier à M. Richard Bru, directeur de Noveltis, pour l'intérêt porté à mon travail, et son réel investissement dans la formation des jeunes chercheurs.

Je tiens également à remercier les deux directeurs de l'UMR TETIS successifs M. Pascal Kosuth et M. Jean-Philippe Tonneau qui m'ont ouvert les portes de l'UMR TETIS.

Merci à Messieurs Ary Bruand et Philippe Paillou de m'avoir fait l'honneur d'être les rapporteurs de ce mémoire. Je remercie également Mme Simonetta Paloscia et M. Pierre-Yves Vion d'avoir accepté de faire partie de mon jury.

Je souhaiterais aussi particulièrement remercier Mahmoud El Hajj de Noveltis, et Frédérique Baup du CESBIO de Toulouse, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux, et surtout pour avoir apporté leur aide et leurs conseils à chacune de mes sollicitations.

Merci aussi à toutes celles et tous ceux qui ont contribué à ce travail en m'aidant lors des campagnes de terrain, en partageant avec moi leur savoir, leurs données : Agnès Bégué, Alexis de Junet, Aurélia Decherf, Cécile Loumagne, Emmanuelle Vaudour, Elie Saba,

Gaëlle Tallec, Gonzales Sosa, Isabelle Braud, Jean-Claude Lorente, Jean-Marc Gilliot, Jarlath Selvin, Youssef Hassouch. Et un merci particulier à Patrick Ansart pour m'avoir non seulement toujours apporté LA solution efficace quels que soient les affres du terrain, mais aussi pour m'avoir ouvert les portes des agriculteurs d'Orgeval.

Qu'il me soit également permis de remercier, M. Abdelkader Douaoui de l'université de Hassiba Benbouali de Chief (Tunisie), pour son aide et surtout de m'avoir fait confiance pour « former » à distance ses étudiants.

Mais aussi : Clément Stahl, pour son ouverture d'esprit, son dynamisme et sa vision sous canopée ; Laurent Albrech, pour m'avoir fait découvrir avec émerveillement la magie du LIDAR terrestre ; et Guy Roussin, pour sa patience à me fournir de nouveaux disques durs pour faire face à mon pouvoir de « magnéto ».

Je voudrais aussi remercier du fond du cœur l'ensemble des personnes avec qui j'ai eu la joie de collaborer et sans qui mon travail de thèse n'aurait pas été le même : Kenji Oses, Rémi Cresson, Roberto Meloni, et pour l'effet stimulant de leur travail sur le mien. J'ai été contente de vous avoir rencontré et d'avoir travaillé avec vous. Je vous remercie pour votre bonne humeur. Avec vous, chaque question, chaque échange était un vrai plaisir.

Merci aussi à l'ensemble des personnes que j'ai pu rencontrer au sein de l'UMR TETIS, et qui m'ont permis de passer trois agréables années. Notamment Roberto et Isabelle avec qui j'ai partagé 3 ans de « colloc de bureau », mais surtout de très bons moments dans un environnement bien verdoyant ! à Jeff et à sa secrétaire, à Pierre-André et son art de la critique, à Isa l'œil de Lynx, Julie, Yoann, Anja, Céline, Jenny, Nico B, Nelly, Nico M. Silvan, Vincent,..., pour leur bonne humeur, et nos discussions de couloirs... et surtout, Jean, « que je ne remercie pas » (pour sa chaise..).

Enfin à toutes celles et ceux que j'ai connus, reconnus, oubliés ...à force de marcher « au radar ».

Sans oublier, un merci particulier à mes amis d'ailleurs, à Flow mon globe-trotter, et à mes parents qui ont coloré ma vie chaque jour.

PREFACE

Ces trois années de recherche *sont nées* de la volonté commune des différents acteurs du secteur spatial (institutionnel : CNES, scientifique : TETIS ; et industriel : Noveltis) de promouvoir l'utilisation des technologies spatiales dans le tissu des acteurs de la gestion environnementale (hydrologues, modélisateurs, agronomes, collectivités territoriales, agriculteurs).

Dans ce projet de thèse, le regroupement des deux investisseurs (CNES, Noveltis) et du laboratoire d'accueil (UMR TETIS) crée une chaîne d'acteurs complète, et favorable au développement des transferts des résultats de la recherche vers les milieux socio-économiques. Le CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) encourage l'utilisation des données spatiales dans les applications liées à l'observation de la terre afin de mieux définir les capteurs de demain. L'équipe ATTOS (Acquisition, Télédétection, Traitement et Observations Spatiales) de l'UMR TETIS « développe des méthodes et connaissances permettant de détecter, identifier, caractériser et suivre des surfaces à partir de données aérospatiales ou acquises sur le terrain » pour la recherche agro-environnementale et pour la gestion durable des territoires. Enfin, Noveltis (PME indépendante de statut privé) « propose des produits et des solutions innovantes afin de répondre aux besoins de différents acteurs environnementaux et de projets internationaux ».

L'objectif de ce travail est de participer à l'évaluation (calibration, validation) des nouveaux instruments radar, tout en facilitant leur intégration dans les problématiques liées aux sols agricoles. L'approche utilisée dans ce travail suit donc une logique de veille scientifique afin de valider les instruments pour les acteurs du spatial et de fournir des produits adéquats répondant aux besoins des acteurs de la gestion environnementale et agricole.

C'est pourquoi, la sensibilité aux paramètres de surface des sols agricoles de différentes configurations SAR (Synthetic Aperture Radar) actuellement disponibles a tout d'abord été étudiée. Puis une méthode « opérationnelle » capable de fournir des produits cartographiques a été développée et validée.

Plusieurs aspects développés lors de cette thèse ont fait l'objet de publications dans des revues scientifiques internationales à comité de lecture, et de contributions à des

conférences ou des avancements de projets. Une liste des valorisations est donnée par la suite:

▪ **Publications :**

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj M., Vaudour E., Gonzalez-Sosa E., 2012. «Toward an operational soil moisture mapping using TerraSAR-X acquired over agricultural areas», *IEEE Journal of Selected Topics in Applied earth observations and Remote Sensing*, vol.99, pp: 1-17.

Baghdadi N., Cresson R., Pottier E., **Aubert M.**, Zribi M., Jacome A., Benabdallah S., 2012. « A Potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterize the soil surface over bare agriculture fields », *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 50, 10, pp: 3844-3858.

Baghdadi N., **Aubert M.**, Zribi M., 2012. « Use of TerraSAR-X data to retrieve soil moisture over bare soils agricultural fields ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol.9, 3, pp: 512-516.

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., Douaoui A., Loumagne C., Baup F., El Hajj M., and Garrigues S., 2011. « Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust », *Remote Sensing of Environment*, vol.115, pp: 1801–1810.

Baghdadi, N., Saba, E., **Aubert, M.**, Zribi, M., Baup, F., 2011. « Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils », *IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters*, vol. 8, 6, pp: 1160–1164.

▪ **Conférences et séminaires :**

Techniques satellitaires pour l'observation de la Terre

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj M, 3-7 Octobre 2011, « The use of TerraSAR-X time-series for monitoring the hydric states of slaking crusts in agricultural fields », *32nd Asian Conference on Remote Sensing for Green Asia, Tapei (Taiwan), 3-7 Octobre 2011.*

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj M., « Mapping of soil moisture using TerraSAR-X data acquired over bare agricultural areas », *32nd Asian Conference on Remote Sensing for Green Asia, Tapei (Taiwan), 3-7 Octobre 2011.*

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj M., « Analysis of TerraSARX data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields », *EO and Water Cycle Science: Towards a Water Cycle Multi-Mission Observation Strategy, ESA, EGU, ISPR et GEWEX. Rome (Italie), 18-20 Novembre 2009.*

Géosciences et Hydrogéophysique

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj M. « Suivi temporel de l'humidité de sols nus agricoles à partir de données TerraSAR-X », *Journées de l'Information Géographique et Observation de la terre, Rennes (France), 17-18 Novembre 2011.*

Braud I., Gonzales-sosa E., **Aubert M.**, Leblois E., Baghdadi N., « Variabilité spatiale de la teneur en eau de surface des sols nus par mesures in situ imagerie RADAR », *34ième journée du Groupe Francophone d'Humidimétrie et traNsfert en milieux poreux, Aix en Provence (France), 25-26 Novembre 2009.*

Avancement de projets :

Orfeo, Préparation mission Pléiades

Aubert M., Baghdadi N., « Suivi des états de surface (rugosité, texture du sol, travail du sol...) à partir du couplage radar et optique à très haute résolution spatiale », *Journées thématiques Orfeo/Pléiades 2009 organisées par le CNES (Présentation et rapport), Paris (France), 26-28 Janvier 2010.*

Observatoire de recherche, en Environnement de bassin versants

Aubert M., Baghdadi N., Loumagne C. « Imagerie radar un outil pour caractériser les états de surface du sol : humidité, rugosité, composition, structure », *Réunion des acteurs bassin-versant d'Orgeval organisée par l'IRSTEA d'Antony et de Boissy le Châtel, Doue (France), 24 Mars 2010.*

TABLE DES MATIERES

RESUME ET ABSTRACT	III
REMERCIEMENTS	IV
PREFACE	VI
ENJEUX ET OBJECTIFS	13
1. ENJEUX SCIENTIFIQUES ET BESOIN D'OBSERVATIONS	15
1.1. Le sol : fonction, usage, menace, et gestion durable	15
1.2. L'état de surface : variable d'intérêt des sols agricoles	18
2. POTENTIEL DE L'OUTIL SAR	22
2.1. Apports des technologies spatiales pour caractériser l'EDS	22
2.2. Nouvelles technologies de capteurs SAR	26
2.2.1. TerraSAR-X	27
2.2.2. Comparaison TerraSAR-X, RADARSAT-2	30
3. CADRE DES RECHERCHES	33
3.1. Problématique de recherche	33
3.2. Sites d'étude	34
3.2.1. Sites majeurs	35
3.2.2. Sites secondaires	36
4. AXE DE RECHERCHE ET PLAN DE TRAVAIL	37
4.1. Base de données in situ et satellitaire	38
4.2. Sensibilité à l'EDS	38
4.3. Cartographie opérationnelle de l'humidité	39
4.4. Conclusions et perspectives	40

CHAPITRE I. BASE DE DONNEES IN SITU ET SATELLITAIRES41

I.1. DONNEES IN SITU.....	45
I.1.1. Paramètres de surface	45
I.1.1.1. Humidité du sol	45
I.1.1.2. Rugosité du sol	45
I.1.1.3. Composition du sol	47
I.1.1.4. Structure de battance	49
I.1.2. Données additionnelles pour le site d'Orgeval	49
I.2. ACQUISITIONS SATELLITAIRES	51
I.2.1. Acquisitions TerraSAR-X	51
I.2.2. Acquisitions complémentaires : SAR et optiques	52
I.2.2.1. Acquisitions RADARSAT-2	52
I.2.2.2. Acquisitions optiques	53
I.3. Synthèse du potentiel d'exploitation de la base de données.....	54

CHAPITRE II. SENSIBILITE A L'EDS DU SOL57

INTRODUCTION.....	59
II.1. SENSIBILITE DE TERRASAR-X A L'EDS DU SOL	61
II.1.1. Effet de l'angle d'incidence	61
II.1.1.1. Rugosité du sol	62
II.1.1.2. Humidité du sol	62
II.1.1.3. Composition du sol	62
II.1.1.4. Structure de battance	62
II.1.2. Effet de la polarisation	82
II.1.2.1. Rugosité du sol	82
II.1.2.2. Humidité du sol	85
II.1.3. Perspectives pour la cartographie de l'EDS du sol	87
II.1.3.1. Rugosité du sol	87
II.1.3.2. Humidité du sol	88
II.1.3.3. Composition du sol	88
II.1.3.4. Structure de battance	89
II.2. SENSIBILITE DE RADARSAT-2 A L'EDS DU SOL	89
II.2.1. Sensibilité de l'intensité du signal RADARSAT-2 à l'EDS du sol	90
II.2.1.1. Composition du sol	90
II.2.1.2. Structure de battance	92

II.2.2. Sensibilité des paramètres polarimétriques RADARSAT-2 à l'EDS du sol	93
II.2.2.1. Rugosité du sol	94
II.2.2.2. Humidité du sol	94
II.2.2.3. Composition du sol	116
II.2.2.4. Structure de battance	116
II.3. Synthèse des sensibilités à l'EDS du sol	116

CHAPITRE III. CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE DE L'HUMIDITE119

INTRODUCTION	121
III.1. REVUE DES ALGORITHMES D'INVERSION DE L'HUMIDITE DU SOL	123
III.1.1. Modèles physiques et semi-empiriques	123
III.1.2. Potentiel de la multi-incidence pour l'estimation de l'humidité	134
III.1.3. Perspectives pour le développement d'un algorithme opérationnel	143
III.2. METHODE DE CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE DE L'HUMIDITE	144
III.2.1. Développement d'une méthode de cartographie opérationnelle	144
III.2.2. Synthèse du potentiel de cartographie de l'humidité et perspectives de produits dérivés	173

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES177

1. SYNTHÈSE DES AXES DE RECHERCHE	179
2. PERSPECTIVES DE RECHERCHE	180
2.1. Sensibilité à l'EDS du sol	180
2.2. Cartographie de l'humidité	181
3. PERSPECTIVES DE TRANSFERT	182
3.1. Apports des produits SAR aux applications thématiques	182
3.1.1. Produits d'humidité SAR et apport de TerraSAR-X	182
3.1.2. Autres produits dérivables des données TerraSAR-X	185
3.2. Potentiel de diffusion	187

ANNEXES189

SONDAGE	191
TABLE DES FIGURES	201
LISTE DES TABLEAUX	203
BIBLIOGRAPHIE	204



ENJEUX ET OBJECTIFS

ENJEUX ET OBJECTIFS.....	13
1. ENJEUX SCIENTIFIQUES ET BESOIN D'OBSERVATIONS.....	15
1.1. Le sol : fonction, usage, menace, et gestion durable.....	15
1.2. L'état de surface : variable d'intérêt des sols agricoles.....	18
2. POTENTIEL DE L'OUTIL SAR	22
2.1. Apports des technologies spatiales pour caractériser l'EDS.....	22
2.2. Nouvelles technologies de capteurs SAR.....	26
2.2.1. TerraSAR-X.....	27
2.2.2. Comparaison TerraSAR-X, RADARSAT-2	30
3. CADRE DES RECHERCHES.....	33
3.1. Problématique de recherche.....	33
3.2. Sites d'étude.....	34
3.2.1. Sites majeurs	35
3.2.2. Sites secondaires	36
4. AXE DE RECHERCHE ET PLAN DE TRAVAIL.....	37
4.1. Base de données in situ et satellitaire.....	38
4.2. Sensibilité à l'EDS.....	38
4.3. Cartographie opérationnelle de l'humidité	39
4.4. Conclusions et perspectives.....	40

1. ENJEUX SCIENTIFIQUES ET BESOIN D'OBSERVATIONS

La compréhension des multiples interactions du sol avec l'environnement et les activités humaines nécessitent de disposer de données sur l'état du sol. C'est pourquoi, les grandes fonctions du sol et les impératifs de gestion durable des terres agricoles européennes sont abordés dans les paragraphes suivants.

1.1. LE SOL : FONCTION, USAGE, MENACE, ET GESTION DURABLE

Le sol est une composante essentielle de l'environnement et des activités humaines (Figure 1). En servant la production agricole, il est à la base de l'alimentation des populations et joue ainsi un rôle socio-économique majeur. Sa position d'interface avec les autres compartiments de l'environnement (atmosphère, biosphère, hydrosphère, géosphère) lui confère aussi un rôle important dans la régulation des grands cycles planétaires (comme celui de l'eau et du carbone).



Figure 1. Le sol et ses fonctions. (Adaptée de : INRA, 2009).

Lorsque le sol est dégradé, sa capacité à remplir ses fonctions diminue, ce qui engendre non seulement une réduction de sa viabilité propre, mais aussi une augmentation de l'occurrence des événements naturels extrêmes qu'il régule (désertification, érosion, inondation, mouvement de terrain). Or, étant donné le large éventail de fonctions essentielles du sol, il est primordial d'assurer la conservation de son état, afin de garantir la durabilité de cette ressource essentielle mais peu renouvelable.

Les dégradations des terres arables compromettent les capacités de la production agricole à garantir la sécurité alimentaire des régions affectées. Les terres agricoles doivent donc être plus particulièrement préservées des dégradations, afin de sauvegarder leur fertilité et ainsi garantir leur exploitation durable par les agriculteurs. L'enjeu de la protection des sols des terres arables est double, car si l'exploitation des sols par l'agriculture est le principal facteur qui catalyse l'épuisement des sols (Le Bissonnais et al., 2002 ; Teissier, 2009), c'est aussi l'une des solutions pour reconstruire ou maintenir un capital sol pérenne (en utilisant des pratiques culturales raisonnées).

La Commission Européenne a identifié huit menaces pesant sur les sols européens liées aux activités humaines et qui s'aggraveront probablement avec le changement climatique (Commission des Communautés Européennes, 2002) : érosion, diminution des teneurs en matières organiques, contamination, imperméabilisation, diminution de la biodiversité, salinisation, inondations et glissements de terrain.

Selon le groupement d'intérêt scientifique sur les sols, composé de différents ministères et établissements publics, la principale menace pesant sur les sols est l'érosion : environ 17 % de la surface du territoire européen est affectée par l'érosion hydrique (INRA 2009) ; 18 % du territoire français est concerné par un aléa d'érosion des sols : moyen à très fort (Groupement d'intérêt scientifique sur les sols, 2011) (Figure 2). Entre 1991 et 2005, l'érosion hydrique mesurée par la perte directe de sol, correspond à 12 % de l'ensemble de la superficie de l'Europe (Robert, 2005; Robert and Cheverry, 2009) et à 10 % de la superficie totale en France. L'analyse d'impact, effectuée par Le Roux et al. (2008), montre que cette dégradation des sols pourrait coûter jusqu'à 38 milliards d'euros par an.

Les facteurs à l'origine de ces aléas élevés sont variables selon les zones concernées (nature des sols, taux de couverture végétale, topographie, climat) (Le Bissonnais et al., 2002). Dans le nord du Bassin Parisien et le sud-ouest de la France, l'aléa d'érosion est lié à la forte battance des sols.

La désertification des terres, née de la multiplication des épisodes de sécheresse sur des sols agricoles, est un état de dégradation extrême du sol. En Europe, les zones soumises à un risque de désertification incluent l'Espagne centrale et du sud-est, l'Italie centrale et

méridionale, la France méridionale et le Portugal ainsi que des zones étendues de la Grèce (Commission des communautés européennes, 2002) (Figure 2). Les déclenchements d'évènements extrêmes tels que les mouvements de terrains et les inondations (coulée boueuse, ruissellement), naissant de l'érosion hydrique, sont eux aussi favorisés par les dégradations physiques de la surface des sols agricoles. Ces évènements dont la l'occurrence risque d'augmenter avec le changement climatique (Easterling et al., 2000; Nearing et al., 2004) ont des effets importants sur les activités humaines (vies humaines, destruction de terres arables, infrastructures, sécurité alimentaire...) (Crosson, 1997; Lal, 1998; Lomborg, 2001; Pimentel et al., 1995).

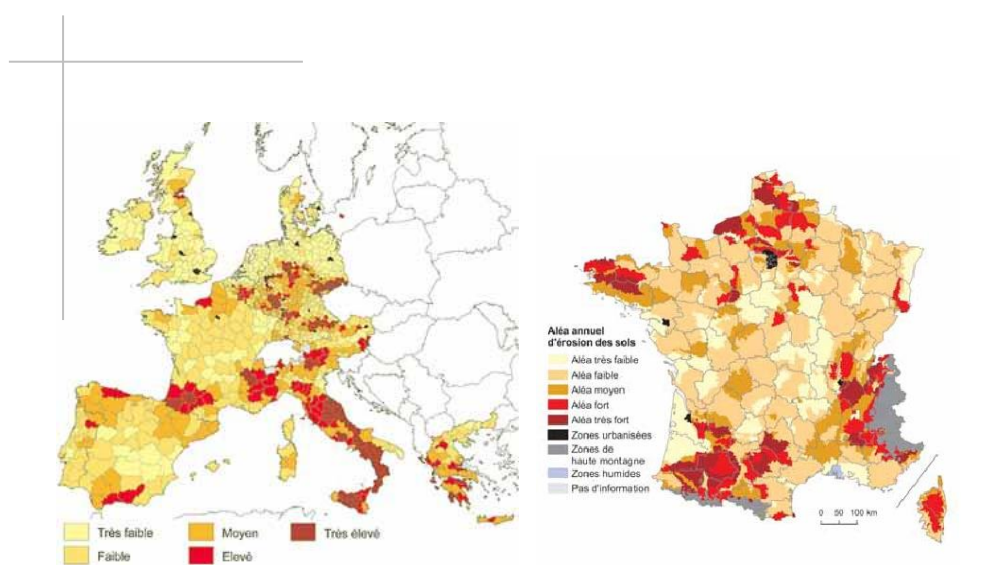


Figure 2. L'aléa d'érosion des sols en Europe (a) et en France par petites régions agricoles¹ (b).
Source : Gis Sol-Inra-SOeS, 2011.

La désertification, les inondations et les mouvements de terrain soulignent l'importance des conséquences quand les fonctions des sols arables (régulatrices du cycle hydrologique) sont dégradées. Si l'agriculture est la principale cause de dégradation des terres, des pratiques agricoles adaptées sont aussi des solutions préventives permettant de rétablir les fonctions régulatrices de la surface du sol sur le cycle hydrologique.

Depuis des siècles, les agriculteurs contrôlent d'ailleurs localement le cycle de l'eau, soit au travers de l'irrigation, soit au travers du drainage.

¹ L'aléa d'érosion des sols par petites régions agricoles est estimé à l'aide du modèle Mesales (Modèle d'évaluation spatiale de l'aléa d'érosion des sols), développé par l'Inra. Il combine plusieurs caractéristiques du sol (sensibilité à la battance et à l'érodibilité), du terrain (type d'occupation du sol, pente) et climatiques (intensité et hauteur des précipitations).

Au niveau Européen, des directives agricoles évoluent maintenant vers un déploiement du soutien des bonnes pratiques agricoles qui permettent de limiter l'occurrence de ces risques naturels et d'assurer la pérennité du capitale sol. En France, des observatoires scientifiques (OMIV : mouvement de terrain, ONSA : sécurité alimentaire, SCHAPI : inondation...) ont été mis en place pour comprendre et suivre ces événements afin de développer des solutions de prévention ou de réhabilitation. Les travaux issus des laboratoires de recherche (agronomie, hydrologie) soulignent l'influence fondamentale de la surface du sol sur les processus associés à la dégradation des sols agricoles et à l'hydrologie de surface, et reconnaissent les sols nus comme des surfaces particulièrement contributives à la genèse d'évènements naturels extrêmes (Cerdan et al., 2006; Le Bissonnais et al., 2002).

En conséquence, connaître et suivre l'état de surface des sols agricoles (régulant le cycle de l'eau) constituent un enjeu majeur du développement durable.

1.2. L'ÉTAT DE SURFACE : VARIABLE D'INTERET DES SOLS AGRICOLES

Une gestion durable des terres arables exige non seulement de connaître les paramètres contrôlant leur dégradation, mais aussi de disposer d'outils opérationnels permettant de surveiller et d'évaluer le déroulement des phénomènes dans l'espace et dans le temps.

Les études sur la formation du ruissellement des sols agricoles ont fait émerger le concept d'état de surface du sol [EDS] (Auzet, 2000; Boiffin, 1984). L'EDS est défini comme la couverture et l'état des premiers centimètres du sol. L'EDS fait référence à des paramètres différents : structure (Asseline et al., 1987; Auzet et al., 1990; Boiffin, 1984; Casenave and Valentin, 1990); rugosité de surface du sol (Boiffin, 1984; Van Dijk et al., 1996); couverture de la surface du sol (Rocheux: Casenave and Valentin, 1990; Descroix et al., 2000; Li et al., 2000. Végétalisée : Martin, 1999; Papy and Boiffin, 198 ; Roth, 2004). Afin d'intégrer les différents stades de formation du ruissellement (interception, refus d'infiltration, détention superficielle), Armand et al., (2009) ont proposé la définition suivante « l'état de surface du sol désigne l'état structural, hydrique et micro-topographique de la surface du sol agricole et regroupe les éléments suivants : système poral (caillou, composition granulométrique, structure de battance), couverture du sol (culture ou résidu), microrelief (rugosité), et état hydrique (humidité) ».

Dans notre étude, l'état de surface du sol regroupe 4 paramètres exerçant un contrôle majeur sur les interactions entre l'hydrosphère, la biosphère et l'atmosphère : l'humidité, la rugosité, la composition et la structure de parcelles agricoles nues (Figure 3). L'humidité, conditionne la répartition des pluies entre infiltration, rétention superficielle, ruissellement

et évapotranspiration (Auzet et al., 2005; Cerdan et al., 2002). La rugosité, détermine la répartition des pluies entre infiltration, rétention superficielle et ruissellement (Auzet et al., 2005; Cerdan et al., 2002). La composition granulométrique du sol, (en terme d'argile, limon, sable) contrôle la capacité d'infiltration du sol (Boiffin et al., 1988; Brun et al., 1990; Le Bissonnais, 1990; Zobeck and Onstad, 1987). La structure du sol conditionne le potentiel d'infiltrabilité de l'eau précipitée, et dont la détérioration conduit à la genèse d'encroustement sur les sols limoneux (Le Bissonnais and Singer, 1992; Govers et al., 2000; King and Le Bissonnais, 1992).

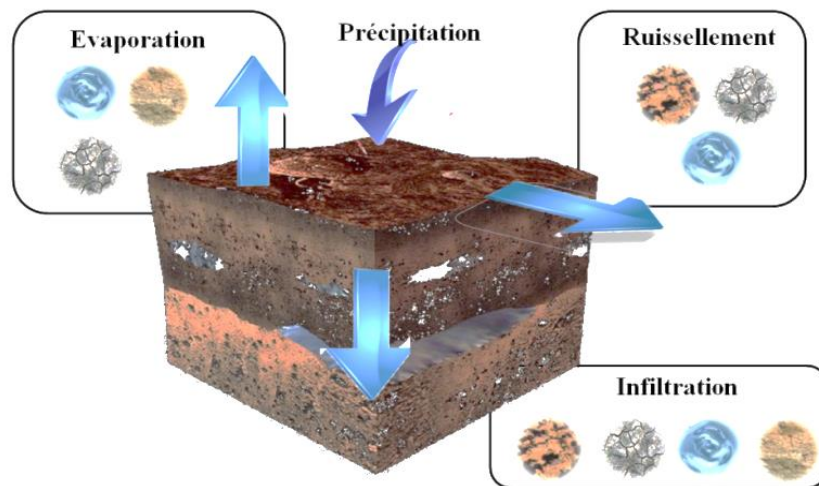


Figure 3. Influence des paramètres de surface (humidité, rugosité, composition, structure) sur chacun des processus du cycle de l'eau (précipitation, ruissellement, infiltration, évaporation).

Si le rôle de l'EDS dans le contrôle de nombreux processus est dorénavant un acquis, suivre et modéliser les paramètres pour décrire cet état restent difficiles car non seulement chaque paramètre a sa propre dynamique dans le temps et dans l'espace, mais leur échelles optimales de mesure varient aussi selon le type d'application (Boiffin et al., 1988; Le Bissonnais et al., 1990, 2001, 2005; Zobeck and Onstad, 1987).

Pour gérer au mieux l'érosion hydrique et les pratiques agricoles, les paramètres d'EDS du sol doivent être mesurés à des échelles : intra-parcellaire, parcellaire, régionale et globale (Vrieling, 2005). De même, la surveillance nécessite des dispositifs de mesure à des fréquences temporelles allant du suivi en temps réel à l'annuel, en passant par le journalier (Bloschl and Sivapalan, 1995) (Figure 4).

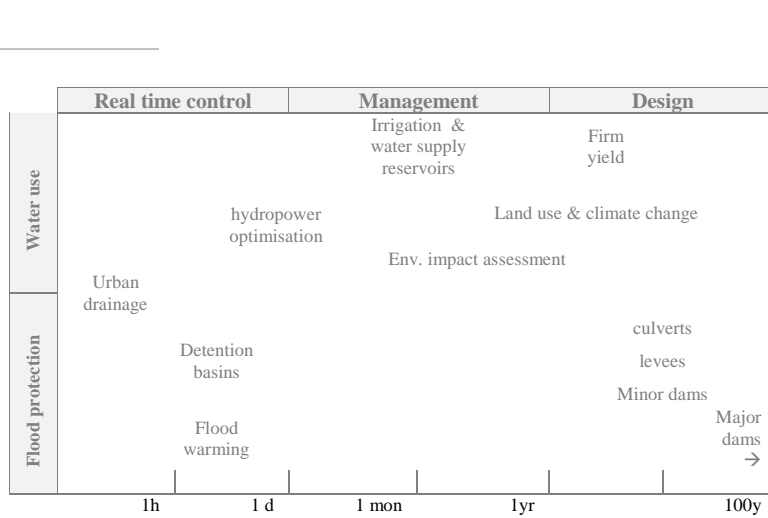


Figure 4. Solutions aux problèmes liés à la gestion de l'état de surface du sol, et nécessitant des solutions à des échelles temporelles variées. (Bloschl and Sivapalan, 1995).

Ainsi, pour atteindre les objectifs de gestion durable des sols il est nécessaire d'avoir accès à des mesures représentatives des paramètres de surface à des échelles temporelle et spatiale variées.

Pour comprendre les systèmes climatique, agronomique, et hydrologique, des modèles numériques, capables de représenter ou d'assimiler des paramètres de surface du sol qui évoluent dans le temps et dans l'espace, ont été développés (Boulet, 2011; Pellenq et al., 2003). L'intérêt des cartes représentant les paramètres caractérisant l'EDS du sol s'est accru avec le développement de ces modèles.

Si certains paramètres, comme la composition du sol, sont des paramètres quasi-permanents, d'autres comme l'humidité, la rugosité, et la structure du sol sont des paramètres conjoncturels, nécessitant une réactualisation fréquente des cartes.

L'humidité du sol est un paramètre particulièrement variable dans le temps et dans les 3 dimensions de l'espace (Engman, 1991; Wood et al., 1992). Pour les applications météorologiques, des résolutions spatiales de l'ordre de plusieurs dizaines de kilomètres sont requises, alors que pour des applications agronomiques et hydrologiques des résolutions spatiales fines sont nécessaires (pluri ou métriques).

Par ailleurs, quelle que soit l'application (météorologique, hydrologique, et agronomique), la profondeur de mesure de l'humidité du sol doit être représentative d'une couche de sol allant des premiers centimètres (zone de surface) à 1 m de profondeur (zone racinaire) (Vauclin, 1983).

Si à l'échelle locale et à un moment donné, les mesures ponctuelles *in situ* donnent des résultats de qualité, l'estimation à l'échelle régionale des paramètres caractérisant l'EDS ne peut s'appuyer que sur des stratégies d'échantillonnages dédiées, coûteuses et très chronophages. Pour exemple, l'humidité des sols est acquise soit lors de campagnes ponctuelles dédiées à l'étude (gravimétrie, Time Domain Reflectometry (TDR), sonde neutronique,...), soit par l'instrumentalisation de la zone par un réseau de sonde TDR. Si les réseaux TDR sont une solution pour le suivi, ils ne sont pas exempts d'erreurs de fonctionnement (Figure 5).

Par ailleurs, quel que soit le protocole (campagne dédiée, réseau TDR), ces mesures *in situ* nécessitent d'utiliser des procédures complexes de passage à des données surfaciques (Krigage, modélisation, interpolation...) (Western, 2002). Ainsi, les principales limites actuelles pour faire correspondre les besoins aux données accessibles *in situ* sont la disponibilité des données, l'accès laborieux *in situ*, et la qualité des résultats issus des méthodes d'interpolations surfaciques (Van Rompaey and Govers, 2003).

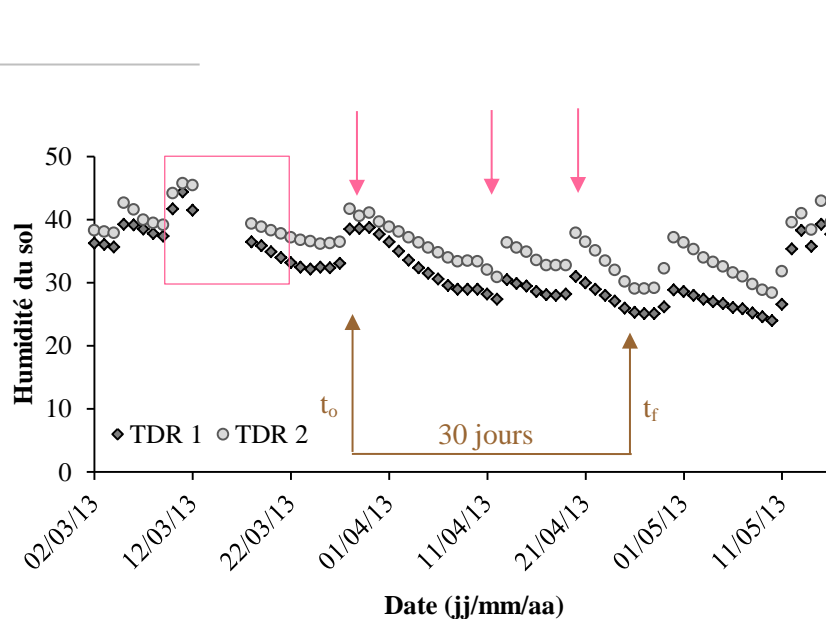


Figure 5. Dynamique de l'humidité d'un sol nu mesurée par le réseau TDR du site d'Orgeval (2009) : lacunes dans l'enregistrement des sondes (rectangle rose). Dynamiques hydriques non retranscrites (flèches roses) du fait d'un laps de temps trop long entre les mesures d'humidités (intervalle marron)

2. POTENTIEL DE L'OUTIL SAR (SYNTHETIC APERTURE RADAR)

Dans une première partie, une revue générale est exposée en mettant en évidence les avantages et les inconvénients des techniques satellitaires ainsi que leur degré de faisabilité vis-à-vis des contraintes imposées aux hydrologues et agronomes : mesures précises des paramètres caractérisant l'EDS, interpolées sur des surfaces (non ponctuelles), fréquentes, sur de grandes étendues, avec une résolution spatiale fine. Un accent particulier est porté sur l'adéquation entre ces besoins et la capacité d'estimation des SAR de première génération.

Dans une seconde partie, les capteurs utilisés dans la présente étude sont présentés. Les spécifications techniques du capteur TerraSAR-X sont détaillées, puis comparées aux caractéristiques du capteur RADARSAT-2.

2.1. APPORTS DES TECHNOLOGIES SPATIALES POUR CARACTERISER L'EDS

Les satellites sont des éléments essentiels dans la quête de connaissance et de gestion durable de l'environnement terrestre permettant d'observer et de veiller à distance en tout point du globe. La puissance de ces outils est particulièrement mise en exergue par leur capacité à obtenir des données répétées et directement spatialisées sur d'importantes étendues géographiques.

Les techniques de télédétection RADAR (Radio Detection And Ranging) sont particulièrement intéressantes car contrairement aux techniques de télédétection optique, l'acquisition des images est indépendante des conditions météorologiques et des conditions de luminosité (jour, nuit) (Dobson et Ulaby, 1986; Hallikainen et al., 1985; Ulaby et al., 1986). Ces caractéristiques constituent un avantage certain pour un grand nombre d'applications, notamment celles nécessitant un délai d'intervention très court (catastrophes naturelles) et/ou celles portant sur des zones à forte couverture nuageuse (zone polaire, zone tempérée en hiver et tropicale).

De plus, si le domaine spectral utilisé par les techniques d'imagerie optique (du visible au thermique : 0.4 à 12.5 μm) est adéquat pour accéder aux paramètres caractérisant la végétation, il est peu apte à mesurer l'EDS du sol. Les limites imputées à ce domaine spectral sont l'opacité de la couverture végétale, les effets atmosphériques, sa mesure très superficielle (millimétrique) et très influencée par des paramètres exogènes au sol cible (comme les vents pour l'humidité) (Moran et al., 2004; Wang and Qu, 2009). A l'inverse, les hyperfréquences (des bandes Ka à P : 0.75 cm à 1 m ; Figure 6) exploitées par les systèmes RADAR ont des capacités plus ou moins pénétrantes dans le milieu. La

profondeur du sol qui sera échantillonnée par le capteur radar est influencée directement par le choix de la longueur d'onde et le taux d'humidité du sol. Ainsi, plus la longueur d'onde est élevée plus le capteur RADAR effectue une mesure profonde du milieu (Ulaby, 1982). Cependant, du fait d'une moindre atténuation atmosphérique, les plateformes spatiales utilisent essentiellement les bandes X, C, L (les bandes UHF, Ka, Ku étant atténuées par la troposphère et la bande P étant dispersée par l'ionosphère).

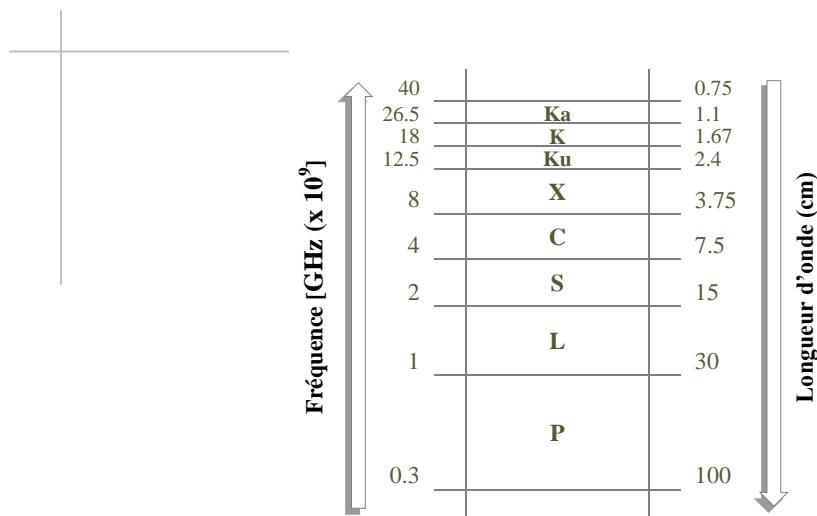


Figure 6. Plage de fréquences (GHz) et de longueurs d'onde (cm) des bandes hyperfréquences exploitées par les capteurs RADAR.

Le principe de mesure RADAR repose sur le fait que l'émission (capteur passif) ou la rétrodiffusion (capteur actif : SAR, Synthetic Aperture Radar) des ondes électromagnétiques mesurée par le capteur, dépendent des propriétés géométriques et diélectriques du milieu qui sont-elles mêmes dépendantes des paramètres de surface (humidité, rugosité, composition, couverture végétale) (Dobson and Ulaby, 1981; Fung 1994; Hallikainen et al., 1985; Ulaby et al., 1978, 1986).

En exploitant ces propriétés d'interaction des ondes électromagnétiques avec le milieu, les satellites SMOS (radiomètre en bande L, lancé en 2009), et METOP (diffusomètre en bande C, ASCAT) élaborent déjà des produits d'humidité du sol dans un contexte opérationnel. Ces systèmes conçus à des fins météorologiques, permettent de délivrer des produits d'humidité du sol à une fréquence temporelle de l'ordre de quelques jours (ASCAT : 1 jours ; SMOS 3 jours). Pour SMOS (système passif), la précision des produits d'humidité reste encore soumise à validation notamment à cause d'interférences radio

(Kerr, 2007) mais devrait atteindre l'ordre de 5 % (Albergel et al., 2010; Jackson et al., 2012; Kerr et al., 2012). La résolution de ces systèmes est de l'ordre de plusieurs dizaines de kilomètres (ASCAT : 50 km ré-échantillonnés à 12.5 km, SMOS : 30 et 50 km). Si cette résolution est adaptée aux besoins des applications météorologiques et climatiques, cela pose à l'évidence le problème de l'intérêt d'un tel produit d'humidité du sol pour des applications hydrologiques et agronomiques, où des résolutions spatiales plus fines sont nécessaires (de l'intra-parcellaire au régional).

La résolution spatiale étant proportionnelle à la taille de l'antenne, les capteurs radar à synthèse d'ouverture (SAR), dont le principe est de simuler une large antenne, permettent d'accéder à des résolutions spatiales plus fines. Les capteurs SAR de première génération (ERS-1/2, RADARSAT-1, ASAR,...) n'étaient pas dédiés à des applications commerciales et aucun produit d'humidité n'est encore élaboré en routine avec ces capteurs. Néanmoins, les travaux de recherche menés ont montré la possibilité d'accéder à des informations sur l'EDS des sols agricoles à des échelles parcellaires et régionales. Les systèmes SAR sont particulièrement adaptés à la mesure des paramètres de surface des sols nus, les plus propices à la génération du ruissellement et sensibles aux processus de dégradation des sols (Cerdan et al., 2006; Le Bissonnais et al., 2002).

Comme aucun capteur satellite radar n'opérait initialement en bande X, les premières études ont essentiellement été menées en bande C (ERS-1/2, RADARSAT-1, ASAR, et L (SEASAT, JERS-1). Néanmoins quelques essais aéroportés exploratoires en bande X (Corsair-580 C/X, SETHI, STAR, INGARA, ERASME) ont dévoilé un bon potentiel d'utilisation de cette bande spectrale pour caractériser l'EDS du sol (Baghdadi et al., 2004; Zribi et al., 1996).

Les méthodes développées à partir des données des capteurs SAR de première génération pour estimer les paramètres caractérisant l'EDS des sols nus se sont essentiellement concentrées sur l'humidité et la rugosité (Baghdadi et al., 2002, 2006, 2007, 2008; Dobson and Ulaby, 1986 ; Fung and Chen, 1992 ; Holah et al., 2005; Le Hégarat Mascle et al., 2002 ; Oh, 2004; Oh and Kay, 1998; Shi et al., 1997; Srivastava et al., 2003; Ulaby et al., 1978; Zribi et al., 2005 Zribi and Dechambre, 2002). En revanche, seules quelques études se sont intéressées à l'extraction d'informations sur la composition et la structure du sol à partir des données SAR (Hallikainen et al., 1985; Schmugge et al., 1976; Srivastava et al., 2006, 2009; Stolp and Janse, 1986; Ulaby et al., 1978).

La principale limite soulignée par ces premiers travaux pour caractériser l'EDS des sols nus était la difficulté de séparer les effets de la rugosité et de l'humidité avec une image SAR unique (une ou deux polarisations, une incidence). En effet, les données des capteurs SAR de première génération, étaient acquises avec une ou deux polarisations, et une

incidence. Or, l'utilisation d'une seule image avec une seule bande (une polarisation, une incidence, une longueur d'onde) ne permet de déterminer qu'un paramètre à la fois (rugosité ou humidité).

Ainsi pour estimer l'humidité du sol, ces études devaient, soit considérer la rugosité comme constante, malgré son effet perturbateur sur la sensibilité du signal à l'humidité du sol (Baghdadi et al., 2002; Fung, 1994; Ogilvy, 1991) ; soit estimer son effet à partir de modélisations complexes ou de données *in situ* (Wang and Qu 2009; Ulaby et al., 1986 ; Álvarez-Mozos et al., 2007). Une des solutions pour accroître la précision des estimations d'humidité en minimisant les effets de la rugosité est d'utiliser deux acquisitions SAR, une à faible et une à forte incidence (Baghdadi et al., 2006; Rahman et al., 2008; Srivastava et al., 2003; Zribi and Dechambre, 2002; Zribi et al., 2005). Toutefois, la mise en application de ce type de méthode basée sur des couples d'incidence nécessite deux acquisitions dans des conditions d'état de surface inchangées. De ce fait, la faible fréquence temporelle des anciens capteurs SAR limitait largement le potentiel d'application de cette méthode en milieu tempéré (surtout en période de travail du sol : fin de l'été, ou de l'hiver en Europe). Au vu du potentiel des données aéroportées polarimétriques (Convair-580, RAMSES, SETHI, EMISAR...) pour le suivi de la végétation et de l'occupation du sol, la polarimétrie apparaissait alors comme une solution prometteuse pour estimer les paramètres caractérisant l'EDS du sol (Allain et al., 2006 ; Cloude and Pottier, 1996 et 1997; Ferro-Famil and Pottier, 2001; Hajnsek et al., 2003; Sokol et al., 2004). Toutefois, aucun capteur satellite de première génération ne proposait ce type de configuration, et le caractère exploratoire de ces études, essentiellement en bandes L et P, n'a pas permis de certifier l'apport réel de la polarimétrie pour améliorer la caractérisation de l'EDS du sol.

D'autres limites méthodologiques et technologiques ont aussi été soulignées, comme la nécessité de rééchantillonnage des relations empiriques inversant le signal en paramètres de surface du sol selon les caractéristiques du site étudié. De plus, la répétitivité temporelle des capteurs (de l'ordre du mois) et les résolutions spatiales (environ 25m) étaient souvent inadaptées aux besoins hydrologiques et agronomiques. En effet, pour des paramètres très dynamiques comme l'humidité, un échantillonnage temporel long, ne peut permettre de rendre compte des processus hydriques se déroulant au sein du sol (cycle d'assèchement et d'humectation en réponse à l'occurrence des événements pluvieux) (Figure 5).

La difficulté d'accès à l'EDS du sol sur les parcelles en culture (effet de la végétation) était aussi un frein à l'utilisation des techniques SAR en mode opérationnel. Outre la complexité des algorithmes permettant d'accéder à l'EDS d'un sol sous culture (Attema and Ulaby, 1978; Gherboudj et al., 2011; Hajnsek et al., 2009; Joseph et al., 2009), les effets de la végétation sur le signal radar limitaient aussi la mise en place de routines d'estimation des paramètres caractérisant l'EDS sur les sols nus présents sur le bassin (Le Hegarat et al.,

2002). En effet, la discrimination entre des parcelles de sols nus et des autres classes d'occupation du sol n'était réalisable qu'au prix d'un accès à des données exogènes (*in situ*, image optique proche de la date d'acquisition radar).

La dernière objection faite envers l'utilisation des techniques SAR concerne l'estimation de l'humidité du sol représentative d'une couche de surface et non de la couche racinaire. Divers algorithmes ont été développés et testés pour dériver cette information à partir des données de surface radar (Albergel et al., 2010; Ceballos et al., 200; Entekhabi et al., 1994; Galarneau, 2001; Houser et al., 1998; Pellarin et al., 2006; Wagner et al., 1999 2001; Walker et al., 2001a-b).

Malgré les limites listées ci-dessus, ces premières études ont permis de démontrer le potentiel des capteurs SAR à caractériser l'EDS des sols nus agricoles. De plus, par les choix méthodologiques visant à relever les défis hydrologiques et agronomiques, ces travaux ont aussi initié un dialogue entre les acteurs du spatial et les acteurs des sciences environnementales.

2.2. NOUVELLES TECHNOLOGIES DE CAPTEURS SAR

Avec des résolutions spatiales et temporelles affinées, l'avènement des nouvelles générations de capteurs SAR permet d'outrepasser certaines limites techniques à l'utilisation des données SAR en mode opérationnel (résolutions temporelles et spatiales). Des nouvelles perspectives méthodologiques de simplification des algorithmes et d'amélioration des précisions de mesures sont aussi envisageables, notamment grâce aux nouvelles possibilités spectrales : lancement de capteurs satellitaires exploitant la bande-X (TerraSAR-X ; CosmoSkymed) et de deux capteurs aux capacités d'acquisitions polarimétriques (bande C : RADARSAT-2, bande L : ALOS/Palsar). De plus, tous les capteurs SAR actuellement développés peuvent être paramétrés dans différentes configurations instrumentales (polarisation, incidence) et spatiale (résolution). Seule la longueur d'onde est fixe et spécifique à chaque capteur satellite. Cette flexibilité dans les choix des configurations permet non seulement de diversifier les développements méthodologiques SAR mais aussi d'ouvrir de nouvelles perspectives d'adéquations entre les paramètres mesurables et les paramètres nécessaires aux applications agronomiques et hydrologiques.

L'imagerie SAR n'est pas encore un outil communément utilisé par les hydrologues et les agronomes. Ce retard d'utilisation des outils SAR dans le domaine de l'agronomie et de hydrologie peut être imputé à l'absence de capteurs dédiés proposant des configurations adaptées aux besoins, d'algorithmes adéquats permettant d'estimer aisément et

précisément, les paramètres d'EDS d'intérêt, et d'outils permettant d'améliorer concrètement les prévisions des modèles agronomiques et hydrologiques à partir des données mesurées par les capteurs SAR.

Dans la suite de cette partie, les systèmes radar de nouvelle génération que nous avons utilisés (TerraSAR-X, RADARSAT-2) et leurs modes d'acquisitions sont présentés en insistant sur les avancées technologiques dont pourraient découler des progrès significatifs pour la caractérisation de l'EDS des sols agricoles.

2.2.1. TerraSAR-X

Le satellite TerraSAR-X est un SAR imageur d'observation de la terre développé dans le cadre d'un partenariat public-privé entre l'agence spatiale allemande (DLR) et EADS Astrium Allemagne. Lancé en 2007, TerraSAR-X a été programmé et conçu pour assurer une mission à vocation commerciale et scientifique durant 5 années. Depuis 2008, ses produits sont uniquement commercialisés par une division d'Astrium GEO-information services (Infoterra).

En 2010, un satellite identique (TanDEM-X : TerraSAR-X add-on for Digital Elevation Measurement) a été placé sur la même orbite, dans le but de délivrer des informations additionnelles et des produits innovants dont le plus attendu est la génération d'un Modèle Numérique d'Élévation (MNE) de la Terre en seulement 2.5 années. La qualité du Modèle Numérique de Terrain (MNT) qui en découle est d'une qualité, précision et couverture sans précédent (précision verticale : relative ~2 m, absolue ~10 m ; précision spatiale 12 m x 12 m variable selon la latitude). Ainsi, le vol en formation des deux capteurs TerraSAR-X pourrait produire simultanément les cartes de pentes et d'EDS du sol, nécessaires aux modèles d'érosion et au suivi des mouvements de terrains.

Le capteur TerraSAR-X fonctionne en bande X avec une fréquence de 9.65 GHz (longueur d'onde ~3 cm). Son antenne permet de sélectionner différentes fauchées, d'une largeur de 5 à 100km. TerraSAR-X peut également fournir des images avec des angles d'incidence allant de 15° à 60° (performance optimale : 20-55°), en mode simple et/ou dual polarisation. Un mode polarimétrique est également présent sur le capteur à titre expérimental.

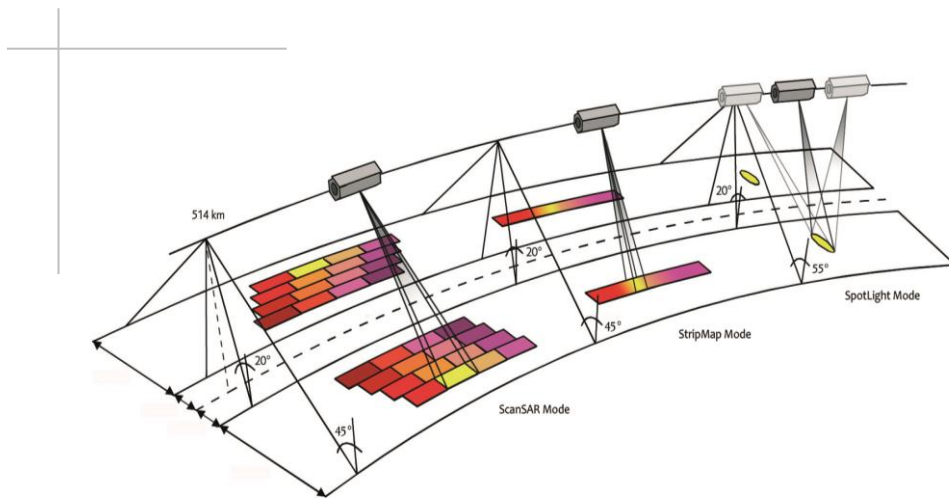


Figure 7. Modes d'acquisitions TerraSAR-X. Crédit image : EADS Astrium.

Enfin, selon le mode d'acquisition, la résolution varie entre 1 et 18 m avec un temps de revisite de 2.5 jours sur n'importe quel site d'étude, mais avec des configurations d'incidence différente (2 jours à 95 % de probabilité ; cycle d'orbite : 11 jours).

Du fait de leurs très hautes résolutions spatiales (métrique), les modes "High resolution Spotlight" et "Spotlight" présentent les configurations les plus novatrices du capteur TerraSAR-X. Les différents modes d'acquisitions disponibles sont synthétisés ci-après (Table 1 ; Figure 7).

Mode	Polarisation							Dimensions scène (km x km)	Angle d'incidence (Min-Max) (°)	Résolution spatiale (m)
	Mono				Dual					
	HH	VV	HV	VH	HH VV	HH HV	VV VH			
High resolution Spotlight	*	*						10 x 5	15 - 60	1.1
					*					2.2
SpotLight	*	*						10 x 10		1.7
					*					3.4
StripMap	*	*						50 x 30	20 - 60	3.3
					*	*	*	50 x 15		6.6
ScanSAR	*	*						150 x 100		18.5

Table 1. Vue d'ensemble des modes d'imagerie de TerraSAR-X (d'après le document de spécification du produit défini par la DLR). Le mode polarimétrique n'est pas listé dans ce tableau, car ce mode est présent sur le capteur à titre expérimental. Les configurations choisies dans le cadre de cette thèse sont tramées de gris.

Les configurations du système TerraSAR-X ouvrent des perspectives de mesure de l'EDS du sol intéressantes notamment pour des applications allant du suivi environnemental à la gestion de crise (inondation, mouvement de terrain,..). Le potentiel technologique du capteur TerraSAR-X pour caractériser l'EDS du sol, peut être résumé comme suit :

- **Capteur à vocation civil et commerciale :**
 - Programmation aisée, contrairement aux anciens capteurs dual-use (civil-militaire).

- **Indépendance aux conditions météorologiques et d'éclairage :**
 - Possibilité de mises à jour régulières des données d'EDS quel que soit le site d'étude (avec ou sans couverture nuageuse).
 - Surveillance adaptée aux phénomènes rapides (inondation, mouvement de terrain ...).

- **Plateforme spatiale en bande X :**
 - Stabilité des mesures et facilité d'étalonnage (par rapport aux capteurs aéroportés).
 - Amélioration des paramètres mesurés et/ou diversification des paramètres d'EDS du sol mesurables par rapport aux capteurs SAR de première génération (en bande C).

- **Très haute résolution spatiale :**
 - Mesures détaillées (intra-parcellaire) sur de grandes étendues (petite région): inaccessibles via les capteurs SAR de première génération et inabordables via des mesures *in situ*.
 - Amélioration du potentiel de classification et de photo-interprétation.

- **Haute répétitivité temporelle :**
 - Adéquation entre les mesures SAR et les dynamiques des cycles cultureux et hydriques.
 - Production de diagnostic en quasi-temps réel, si les méthodes d'estimation sont implémentées en routine.
 - Amélioration ou innovation méthodologique pour mesurer les paramètres de l'EDS du sol : série temporelle, détection de changement.

- **Souplesse du système**, grâce au passage rapide d'un mode de prise de vue à l'autre (large fauchée et/ou haute résolution géométrique) :

- Capacité à contenter les besoins d'applications allant de l'agronomie de précision, à l'analyse des processus hydrologiques, en passant par les tests techniques des recherches en imagerie spatiale.
- Possibilité d'acquisition de couples d'incidence complémentaire (haute/basse) à moins de 2 jours d'intervalle pour les méthodes d'estimation multi-incidences.

2.2.2. Comparaison TerraSAR-X, RADARSAT-2

Avec la mise en orbite des nouveaux satellites, Allemand TerraSAR-X, et Canadien RADARSAT-2, l'année 2007 a été une année faste pour les systèmes SAR. Programmés et conçus au sein de différentes agences spatiales (Table 2), les lancements de ces capteurs témoignent d'un objectif commun à toutes les politiques spatiales internationales : celui de mettre la technologie spatiale au service de l'observation de la Terre et de son environnement.

Les choix des configurations proposées par ces nouveaux capteurs s'inscrivent dans la continuité des réussites scientifiques et technologiques des capteurs radar de première génération (TerraSAR-X: X-SAR et SRTM; RADARSAT-2: RADARSAT-1, ERS et ASAR/Envisat). Néanmoins, ces nouveaux capteurs SAR ont ouvert des perspectives d'exploitation attendues depuis plusieurs années en mettant à disposition de nouvelles données (bande X, THRS, polarimétrie, ..). La puissance de ces nouveaux capteurs par rapport à leurs prédécesseurs est notamment leur capacité haute résolution, leur flexibilité dans le choix des configurations (polarisation : mono, dual, quad ; fauchée et résolution variable), et leur haute répétitivité temporelle (Table 2).

Parmi les applications communes et promues par cette nouvelle génération de capteurs SAR on trouve la cartographie environnementale (occupation du sol, biomasse ...), la gestion des risques, et des crises.

Le satellite RADARSAT-2 fonctionne en bande C avec une fréquence de 5.405 GHz (longueur d'onde ~5.5 cm) (Figure 8). Les différents modes d'acquisitions possibles sont détaillés en annexe du présent mémoire et sont synthétisés dans la Table 2.

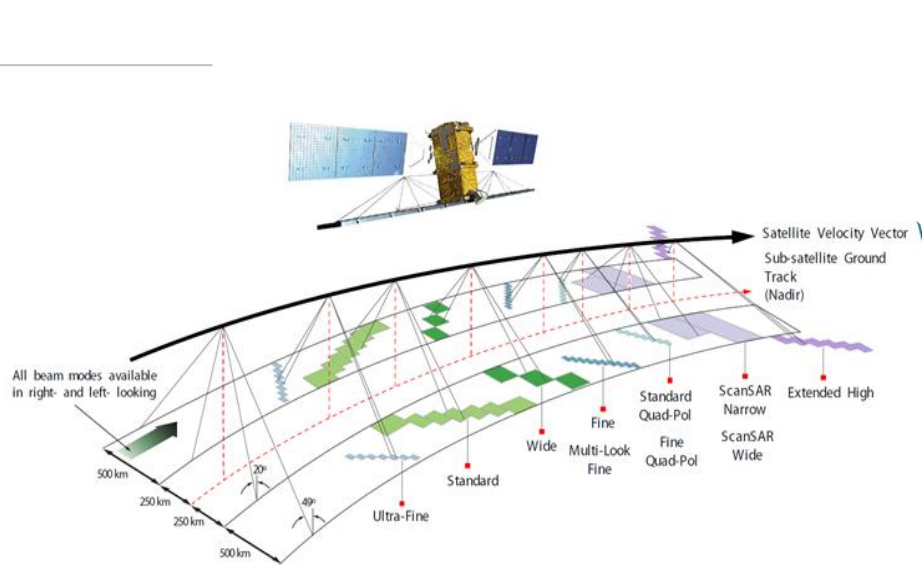


Figure 8. Mode d'acquisition RADARSAT-2. Crédit image : MDA.

En comparaison avec le capteur TerraSAR-X, les originalités technologiques majeures du capteur RADARSAT-2 pour caractériser l'EDS du sol sont :

- **La polarimétrie** : nouvelles perspectives méthodologiques pour mesurer les paramètres caractérisant l'EDS du sol, possibilité de distinguer les parcelles nues des parcelles cultivées sans besoin de données externes (*in situ* ou optique).
- **La continuité de la longueur d'onde** (bande C) avec les données de son prédécesseur RADARSAT-1 et des autres capteurs de l'ESA ERS-1/2. Cette continuité permet d'assurer la pérennité des méthodes déjà développées, et de disposer de nombreuses données d'archives cohérentes avec les nouvelles acquisitions. Ceci est essentiel pour les problématiques nécessitant un suivi de l'EDS à long terme, comme celles liées au changement climatique.

Enfin, si comme le satellite TerraSAR-X, RADARSAT-2 est destiné à des applications commerciales et scientifiques, sa capacité de programmation en mode opérationnel est limitée par sa double vocation militaire (Table 2). Par ailleurs, du fait de son orbite polaire optimale pour le suivi des glaces, la répétitivité temporelle des acquisitions RADARSAT-2 sur les sites d'étude Européens est deux fois plus longue que celle proposée par le satellite

TerraSAR-X (Table 2). Cette répétitivité pourrait s'avérer limitante dans le cadre du suivi de phénomènes aux dynamiques rapides.

Nom du satellite		TerraSAR-X	RADARSAT-2
Projet		Europe: DLR EADS Astrium	Canada: CSA MDA
Vocation		Civil: recherche et opérationnel	Dual use militaire/ civil: recherche et opérationnel
Commercialisé par		Astrium GEO-information	MDA
Date de lancement		2007	2007
Date de fin de mission		2012	2014
Résolution spectrale	Bande spectrale	X	C
	Fréquence (GHz)	(9.65 GHz)	(5.40 GHz)
	Polarisation	mono, dual	mono, dual, quad
	Incidence (°)	15-60	20-50
Résolution spatiale	Résolution [min - max] (m)	1 -18.5	3-100
	Taille de la scène [min - max] (km)	10x5 150x100	8x18 500x500
Résolution temporelle	Fréquence de revisite max sur un même site en jour	2.5	6 (1 pour l'Arctique)
	Nombre image / par semaine sur l'Europe	4	2
Gamme de prix image niveau L1 (min - max)		Programmation 2750€ - 6750€ Archive 1375€ - 3375€	Programmation 4919€ - 11269€ Archive 4762€ - 11112€
Accès aux données		sans limite	limité
Accès facilité pour les projets recherche*		Oui	Oui
Pérennité mission		TerraSAR-X2 (2015)	Constellation RADARSAT (2015)
Liens sites officiels		<u>DLR</u> <u>Infoterra GmbH</u>	<u>CSA</u> <u>MDA</u>

Table 2. Comparaison de configurations proposées par les capteurs SAR de nouvelle génération. DLR Agence spatiale allemande ; CSA : Agence spatiale canadienne ; MDA : MacDonald, Dettwiler and Associates Ltd. (*) Pour les projets scientifiques, les données de ces capteurs sont accessibles à un coût très réduit, via des programmes de l'agence spatiale européenne ou des agences spatiales développant les capteurs (CSA, RADARSAT-2, projet SOAR ; DLR, TerraSAR-X, Science Plan).

3. CADRE DES RECHERCHES

3.1. PROBLEMATIQUE DE RECHERCHE

Ce travail de thèse a été initié par le développement d'une nouvelle génération de capteurs SAR. Dans le cadre de ces nouvelles missions spatiales, les données inédites générées par les instruments devaient être validées.

Le capteur TerraSAR-X propose des configurations particulièrement innovantes du fait notamment de sa longueur d'onde (bande X) et de sa très haute résolution (~1m). Aussi, l'une des questions importantes était de définir les capacités d'utilisation de cette longueur d'onde inédite sur les plateformes spatiales.

La sensibilité de chaque configuration en bande X devait être définie, et confrontée à la sensibilité de la polarimétrie en bande C proposée par le nouveau capteur RADARSAT-2. Au vu de ses configurations instrumentales (THRS et haute résolution temporelle), le capteur TerraSAR-X présente un grand potentiel pour répondre aux besoins des applications hydrologiques et agronomiques. Toutefois, des méthodes permettant de dériver des produits devaient être développées, avant d'envisager son utilisation dans les études environnementales. La vocation opérationnelle du capteur TerraSAR-X et la garantie de sa relative pérennité (avec TerraSAR-X2 et CosmoSkymed) sont les autres justificatifs de la nécessité d'entreprendre un travail de développement méthodologique.

L'objectif général de ce travail est donc d'explorer et de valoriser le potentiel du capteur TerraSAR-X pour caractériser l'EDS des sols nus agricoles. A cette fin, le premier objectif est d'analyser les données acquises par TerraSAR-X pour déterminer les paramètres mesurables et les paramètres non accessibles. Différentes configurations SAR doivent être étudiées afin de déterminer les effets de la résolution, de la polarimétrie, de l'incidence et de la longueur d'onde sur les estimations des paramètres caractérisant l'EDS du sol. Cette analyse permettra de déterminer les configurations SAR optimales pour estimer au mieux chaque paramètre. Un grand nombre de conditions d'EDS doivent également être investiguées afin de garantir la représentativité des conclusions et d'identifier les limites d'application. Par ailleurs, pour évaluer objectivement l'apport du capteur TerraSAR-X dans le cadre de la caractérisation de l'EDS du sol, il est essentiel de comparer les sensibilités de ses configurations à celles des configurations polarimétriques en bande C du capteur RADARSAT-2.

Le deuxième objectif est de développer et de valider des algorithmes permettant d'estimer précisément et aisément les paramètres identifiés comme mesurables. Cette méthode d'estimation devra être robuste et optimisée pour envisager son transfert vers une

utilisation opérationnelle. Afin de proposer des produits en adéquation avec les besoins des études en milieu agricole, il est aussi primordial de développer une chaîne de traitements permettant de cartographier les paramètres mesurables à une échelle fine et avec un nombre de données restreint.

Afin de réaliser ces objectifs, l'approche utilisée dans cette thèse combine plusieurs composantes complémentaires, à savoir : l'expérimentation de terrain, l'analyse du signal, l'analyse d'images (cartographie)

3.2. SITES D'ETUDE

Six sites d'étude, situés dans des environnements géographiques et climatiques contrastés du territoire Français, ont été utilisés dans cette thèse (Figure 9). Cette diversité a permis d'acquérir une grande base de données représentant un grand nombre de conditions d'EDS des sols nus agricoles, et de collaborer avec différentes communautés scientifiques. Ces collaborations attestent de l'intégration des techniques SAR au cœur des problématiques hydrologiques et agronomiques et ont permis de mieux connaître les attentes et les besoins de ces utilisateurs potentiels

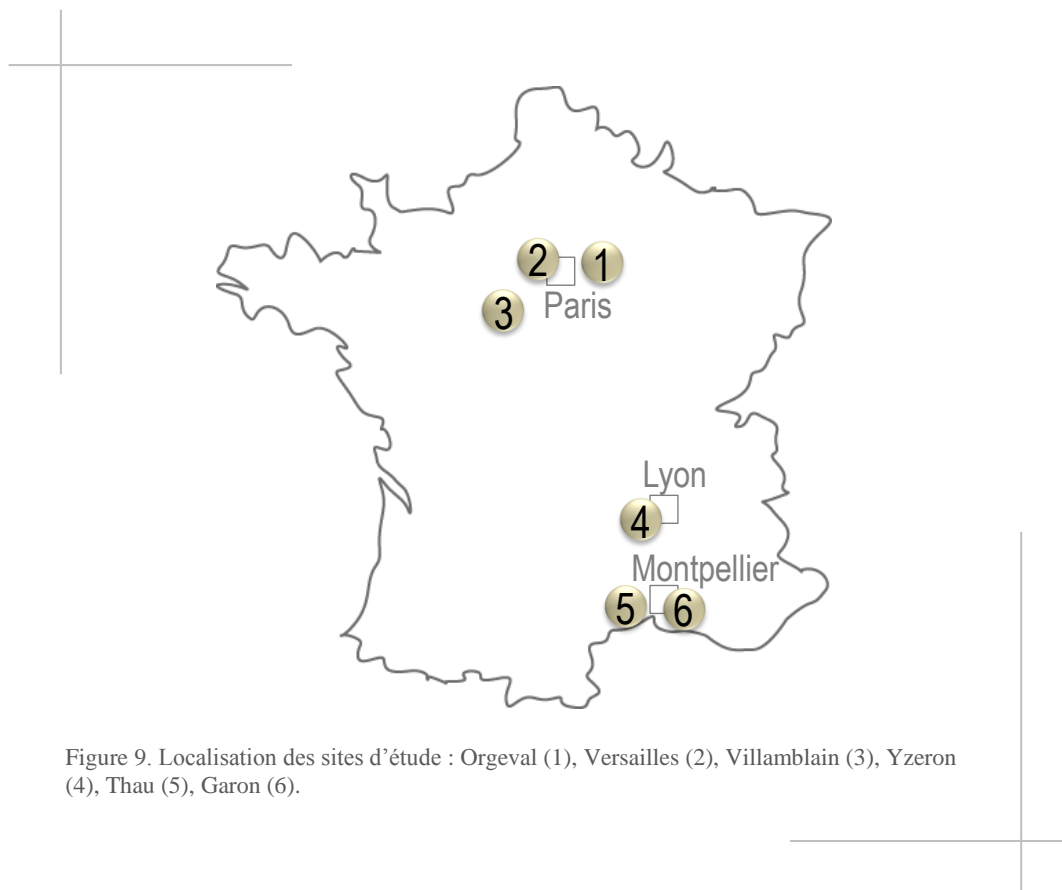


Figure 9. Localisation des sites d'étude : Orgeval (1), Versailles (2), Villamblain (3), Yzeron (4), Thau (5), Garon (6).

3.2.1. Sites majeurs

- **Orgeval (site d'étude principal)**

Projet : Observatoire de Recherche sur les bassins versants ruraux Aménagés, pour les Crues, les Etiages et la qualité de l'eau (ORACLE)

Partenariat : Irstea - Gis Oracle (Antony) et parc instrumental d'Oracle (Boissy le Châtel)

Le bassin versant d'Orgeval est un petit bassin agricole situé à l'Est de l'agglomération Parisienne (latitude : 48°51'N ; longitude : 3°07'E ; Figure 9) D'une superficie d'environ 104 km². Ce bassin versant est caractérisé par une agriculture intensive et présente une morphologie de plateau avec des pentes peu accentuées. Diverses cultures sont représentées (escourgeon, orge, avoine, colza, lin, tournesol, fêveroles, pois, haricots, luzerne) ainsi que des prairies temporaires et permanentes. Toutefois, l'essentiel de la couverture végétale est à dominante céréalière (blé et maïs).

Ce petit bassin agricole présente des sols limoneux (17 % argile, 78 % limon, and 5 % sable) particulièrement sujets à des phénomènes de battance qui accroissent l'imperméabilisation. Ce bassin versant souffre ainsi d'un ruissellement excessif dû à la présence conjointe de sols fragiles et d'une pratique agricole intensive.

Le site d'Orgeval est très instrumenté et sert d'observatoire de référence à l'Irstea depuis plus de 50 ans. Cet observatoire (ORACLE) implique différentes équipes de recherche, mais aussi des acteurs opérationnels de l'environnement (collectivités locales, agriculteurs). Les données collectées lors de nos campagnes ont contribué à l'alimentation du dispositif d'observations recueillies depuis un demi-siècle sur ce territoire (Gis ORACLE), et les résultats obtenus ont été restitués aux agriculteurs et aux décideurs (réunion Gis Orgeval 2010 ; plaquettes).

- **Versailles**

Projet : Orfeo

Partenariat : INRA, AgroParis Tech - UMR "Environnement et Grandes Cultures" (Grignon)

La plaine de Versailles située à l'Ouest de Paris (latitude : 48°51'N ; longitude : 1°58'E ; Figure 9) est caractérisée par un tissu urbain discontinu (15,51 % de la surface) et le développement d'une intense activité agricole (51,72 % de la surface). Ce territoire présente une morphologie de plateau avec des pentes peu accentuées et des sols limoneux (24 % argile, 59 % limon, 17 % sable). Des techniques de rouleau et de hersage sont souvent utilisées lors de la préparation du sol au semis. Cette pratique génère une surface de sol agricole particulièrement lisse. L'essentiel de la couverture des terres arables est

composée de blé, d'orge et de colza pour les cultures hivernales, et de maïs, pois et féveroles pour les cultures de printemps. Étant donné sa proximité géographique avec la zone urbaine Parisienne, ce territoire agricole est pressenti pour recevoir à l'avenir de nombreux produits résiduels organiques à recycler via les activités agricoles. C'est pourquoi, depuis 1998, l'INRA en partenariat avec Veolia a initié un programme de recherche sur ce territoire visant à évaluer la valeur agronomique et les impacts environnementaux des composts d'origine urbaine (Qualiagro). Un projet national visant à suivre les stocks de carbone en utilisant des données de capteurs optiques est aussi en cours.

La campagne de terrain menée sur ce site a été effectuée dans le cadre du projet d'accompagnement Orfeo. Ce programme a été mis en place afin de préparer, accompagner et promouvoir l'utilisation et l'exploitation des images issues de capteurs satellitaires Pléiades et CosmoSkymed. La participation à ce projet a suscité une phase de concertation entre notre campagne de terrain et la campagne de terrain de l'INRA, dont l'étude portait sur l'évaluation du potentiel de l'imagerie optique THRS pour la cartographie et le suivi de la teneur en carbone organique des sols agricoles.

3.2.2. Sites secondaires

- **Villamblain**
Données d'archives

Situé près d'Orléans, le site de Villamblain (latitude : 48°00'N ; longitude : 1°34'E ; Figure 9) appartient à la région agricole de la "Petite Beauce" caractérisée par une activité agricole intensive. Les sols de ce site sont principalement limoneux (30% argile ; 60% limon, 10% sable). Le paysage présente une morphologie légèrement ondulée dont les pentes dépassent très rarement 2 %.

- **Yzeron**
Projet : AVuPUR
Partenariat : Irstea - UR Hydrologie Hydraulique (Lyon)

Le site d'Yzeron situé au sud-ouest de Lyon, (latitude : 45°46'N ; longitude : 4°39'E ; Figure 9) est un bassin versant périurbain régulièrement soumis à des inondations. La topographie est très marquée et présente des gradients de pente de plus de 10 %. Les sols ont une composition particulièrement sableuse (13 % argile, 20 % limon, 67 % sable). Une partie importante du bassin versant est fortement impactée par l'activité humaine, mais l'utilisation des terres reste dominée par la forêt, les pâturages et les cultures. Les données

de ce site ont été acquises grâce à la coopération de l'Irstea de Lyon et ont été réutilisées dans les modélisations de l'impact de l'urbanisation sur les flux d'eau et le régime hydrologique des rivières.

- **Thau**

Le bassin de Thau, situé près de Montpellier (latitude : 43°26'N ; longitude : 3°40'E ; Figure 9) subit une forte pression foncière induisant de profondes modifications de l'occupation du sol. Les sols sont argileux (35 % argile, 52 % limon, 12 % sable) et les terres agricoles sont principalement réservées aux vignobles et à la culture céréalière (blé). Début 2012, ce site a été retenu dans le cadre de la recette en vol thématique Pléiades.

- **Garon**

Ce site d'étude situé près de Montpellier (latitude : 43°45'N ; longitude 4°23'E ; Figure 9) est une zone pilote pour le capteur aéroporté SETHI de l'ONERA (optique et radar). Cette zone a été choisie pour sa diversité des systèmes cultureux (grande culture, vergers, vignes, maraîchage, prairies et friches) et son relief plat. Les sols sont argileux (40 % argile, 54 % limon, 6 % sable).

En parallèle des vols du capteur SETHI en 2009 (bandes L et UHF), des acquisitions TerraSAR-X ont été programmés et des mesures *in situ* ont été effectuées (humidité et rugosité).

4. AXE DE RECHERCHE ET PLAN DE TRAVAIL

Ce projet de recherche a été conçu, conduit et développé dans le cadre de la validation des dernières missions spatiales et du transfert des technologies SAR vers les thématiques liées au sol et au cycle de l'eau. La caractérisation de l'EDS par imagerie TerraSAR-X est le fil conducteur de ce travail. Pendant cette période de trois ans, plusieurs travaux en rapport avec cette thématique et les objectifs précédemment énoncés ont été réalisés.

L'ensemble de ces travaux est présenté dans ce document de thèse sous la forme de trois parties : (1) acquisition d'une base de données, (2) étude de sensibilité du capteur TerraSAR-X aux paramètres caractérisant l'EDS du sol, (3) développement d'algorithmes et méthode de cartographie opérationnelle (Figure 10).

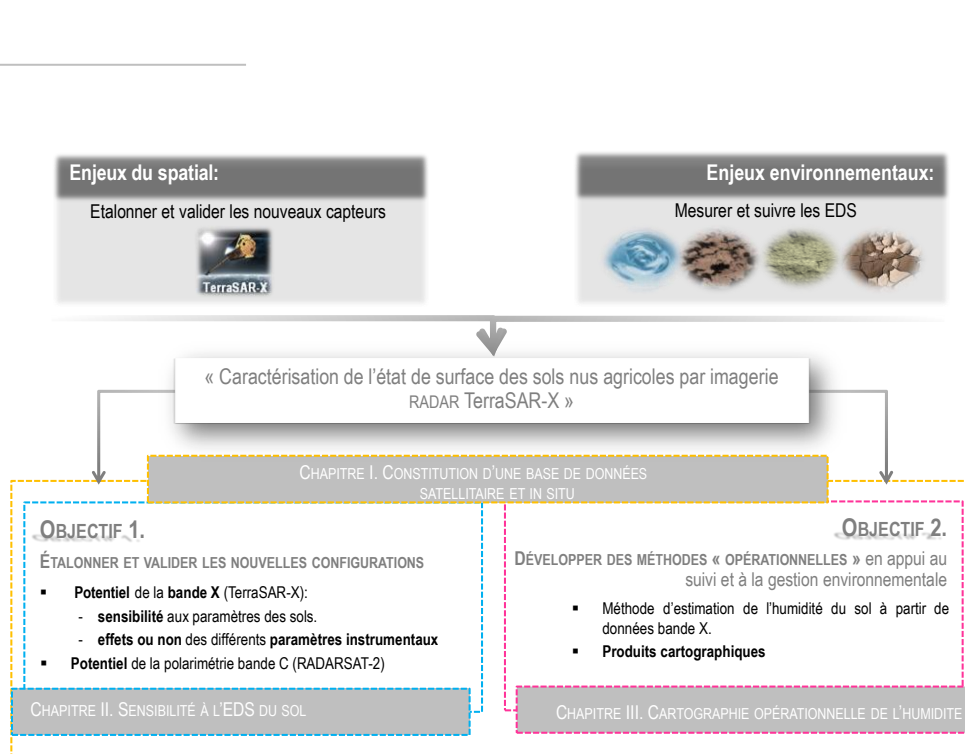


Figure 10: Axes de recherche et plan de travail.

4.1. BASE DE DONNEES *IN SITU* ET SATELLITAIRE

Ce chapitre présente la base de données utilisée dans cette étude. La définition de chaque paramètre de surface et son protocole de mesure *in situ* est d'abord décrit : humidité, rugosité, composition et structure des sols. Les acquisitions TerraSAR-X et leurs prétraitements sont ensuite présentés. Les acquisitions RADARSAT-2 et optiques (acquises sur le site d'Orgeval) sont aussi brièvement exposées. Enfin, les limites et les atouts de cette base de données sont discutés, notamment au regard des protocoles de mesure et de la représentativité des gammes de valeurs acquises. Cette analyse critique était nécessaire dans le déroulement de ce travail de thèse, dans la mesure où ces données sont à la base de l'étude de sensibilité des capteurs, et à la base du développement de l'algorithme d'estimation de l'humidité.

4.2. SENSIBILITE A L'EDS

Ce chapitre porte sur le potentiel du capteur TerraSAR-X à estimer les paramètres caractérisant l'EDS des sols nus agricoles. Il est articulé autour d'un article intitulé «

Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust » (Aubert et al., 2011). Après une analyse de la bibliographie sur la sensibilité à l'EDS du sol des capteurs SAR de première génération, une approche expérimentale est utilisée pour tester les capacités des configurations du capteur TerraSAR-X à caractériser l'EDS des sols nus agricoles. L'étude est effectuée aux échelles parcellaires (humidité, rugosité) et intra-parcellaires (composition, structure). Les effets de l'incidence et de la polarisation sont analysés afin d'identifier les configurations TerraSAR-X optimales pour caractériser l'EDS du sol. L'effet de la longueur d'onde est étudié en comparant les sensibilités des données TerraSAR-X (bande X) à celles observées dans la littérature pour les capteurs en bande C.

Une étude de la sensibilité à l'EDS du sol des données polarimétriques du capteur RADARSAT-2 est ensuite présentée au travers de l'article « *A Potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterize the soil surface over bare agriculture fields* », (Baghdadi et al., 2012).

Enfin, les sensibilités à chaque paramètre caractérisant l'EDS du sol des acquisitions TerraSAR-X mono-polarisation sont confrontées aux sensibilités des configurations polarimétriques en bande C du capteur RADARSAT-2.

Cette partie des travaux permet ainsi de déterminer quels sont les paramètres caractérisant l'EDS du sol mesurables, déductibles ou indéterminables, et de définir les configurations optimales du capteur TerraSAR-X (polarisation, incidence).

4.3. CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE DE L'HUMIDITE

Ce chapitre est axé sur le développement d'une chaîne de traitements permettant de créer des produits cartographiques de l'humidité du sol à partir des données TerraSAR-X.

Différentes méthodes permettant d'estimer l'humidité à partir des données SAR sont d'abord testées.

La première approche d'estimation de l'humidité, basée sur la modélisation du signal est présentée au travers de l'article « *Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils* », (Baghdadi et al., 2011). La seconde approche, basée sur une méthode multi-incidence, est exposée dans un article intitulé « *Use of TerraSAR-X data to retrieve soil moisture over bare soils agricultural fields* » (Baghdadi et al., 2012). La dernière approche est basée sur une relation empirique et est appliquée dans l'article intitulé « *Operational soil moisture mapping using TerraSAR-X* » (Aubert et al., accepté avec révision, Mars 2012). Ce dernier article démontre le potentiel

de généralisation de l'algorithme. Il décrit ensuite le développement d'une chaîne de traitements permettant de générer des cartes d'humidité avec une maille d'environ 49m². Ce processus de cartographie est uniquement basé sur les données TerraSAR-X et procède à une détection semi-automatique des parcelles agricoles de sols nus avant d'effectuer l'inversion du signal TerraSAR-X en termes d'humidité. L'application de cette méthode est testée sur une série temporelle d'images TerraSAR-X acquises en 2010 sur le site d'Orgeval. Enfin, la possibilité de dériver d'autres produits cartographiques à partir des données TerraSAR-X est évoquée (type de structure, type de culture, cycle de gel/dégel, cadastre, ..).

4.4. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les axes principaux de recherche abordés lors de cette thèse sont d'abord résumés, puis des propositions de recherche et de développement futurs sont présentées.

Ce chapitre aborde ensuite la faisabilité du transfert vers l'opérationnel (freins et apports) de la méthode et/ou de ses produits. Sur le plan technique, des méthodes d'assimilation des données SAR dans des modèles environnementaux extraits de la bibliographie sont d'abord présentés. Sur le plan économique, les possibilités offertes par la mise en place de nouveaux réseaux de diffusion des données satellitaires (GMES, Pléiade) et de projets favorisant le transfert de ces technologies vers les acteurs de la gestion environnementale (Géosud, Pôle surface continentale) sont discutées.

Chapitre

1

BASE DE DONNEES *IN SITU* ET
SATELLITAIRES



CHAPITRE I. BASE DE DONNEES <i>IN SITU</i> ET SATELLITAIRES.....	41
I.1. DONNEES <i>IN SITU</i>	45
I.1.1. Paramètres de surface.....	45
I.1.1.1. Humidité du sol.....	45
I.1.1.2. Rugosité du sol.....	45
I.1.1.3. Composition du sol	47
I.1.1.4. Structure de battance.....	49
I.1.2. Données additionnelles pour le site d'Orgeval.....	49
I.2. ACQUISITIONS SATELLITAIRES	51
I.2.1. Acquisitions TerraSAR-X.....	51
I.2.2. Acquisitions complémentaires : SAR et optiques	52
I.2.2.1. Acquisitions RADARSAT-2.....	52
I.2.2.2. Acquisitions optiques.....	53
I.3. SYNTHÈSE DU POTENTIEL D'EXPLOITATION DE LA BASE DE DONNEES.....	54

I.1. DONNEES *IN SITU*

La base de données *in situ* est composée de mesures (humidité, rugosité, composition) et d'observations (structure, occupation du sol). L'acquisition et l'organisation des campagnes *in situ* faisaient partie intégrante de ma thèse.

Des données météorologiques et topographiques ont aussi été recueillies via les partenaires (sites d'Orgeval et d'Yzeron).

I.1.1. PARAMETRES DE SURFACE

Toutes les données ont été collectées sur des parcelles agricoles de sols nus. Les campagnes *in situ* ont été essentiellement menées durant les périodes hivernale et printanière (Février à Mai). Ces saisons ont été privilégiées afin de disposer d'un grand nombre de parcelles dénuées de végétation, mais aussi, afin de bénéficier de nombreux changements d'EDS dus aux opérations de travail du sol (vaste gamme de rugosité) et à l'occurrence des événements pluvieux (grande dynamique hydrique). Par ailleurs, l'hiver et le printemps sont les saisons les plus critiques du point de vue de la dégradation des terres arables (risques d'érosion, d'inondation...). Notre suivi de l'état hydrique des sols agricoles (*in situ* et radar) est ainsi en phase avec les intérêts des hydrologues et agronomes.

Lors de chaque journée d'acquisition radar, 6 à 10 parcelles sont échantillonnées *in situ* (Table 4). Les parcelles sont choisies au regard de leur représentativité du site d'étude, de leur diversité d'EDS du sol, et de leur répartition sur la scène imagée par le capteur TerraSAR-X. La fréquence et le nombre de mesures dépendent de la dynamique spatiotemporelle du paramètre mesuré. Les mêmes protocoles de mesures des paramètres d'EDS du sol sont utilisés sur tous les sites d'étude afin de garantir l'homogénéité et la comparabilité des données collectées.

I.1.1.1. Humidité du sol

Dans cette étude, l'humidité du sol est exprimée comme le rapport entre le volume d'eau contenue dans un échantillon de sol et son volume totale (humidité volumique).

L'humidité est un paramètre particulièrement dynamique dans le temps et dans l'espace. Aussi, afin de réduire les risques de modification d'EDS, les données d'humidité sont collectées simultanément aux acquisitions radar (± 3 h par rapport à l'heure d'acquisition radar) et chaque mesure est positionnée par GPS (précision > 10 m). La répartition et la densité spatiale des mesures dépendent du niveau d'hétérogénéité de chaque parcelle

(variations intra-parcellaire ou non). La taille de la parcelle influence aussi le nombre de mesures collectées. Toutefois, quelle que soit la taille et le niveau d'homogénéité de la parcelle, un minimum de 20 mesures est effectué.

Les mesures sont réalisées soit par prélèvements (gravimétrie), soit en utilisant une sonde TDR préalablement calibrée (Time Domain Reflectometry). Dans les deux cas, l'échantillonnage est opéré, en surface, entre 0 et 5 cm de profondeur. Cette profondeur de mesure a été choisie car la pénétration du signal radar est seulement de quelques centimètres en bande X. Pour les mesures gravimétriques, chaque échantillon de sol prélevé est pesé, et "séché" en laboratoire (P_h : poids humide, P_s poids sec), afin de déterminer son humidité pondérale (W_p) :

$$W_p (\%) = 100 \cdot \left[\frac{P_h - P_s}{P_h} \right] \quad (1)$$

L'humidité volumique (mv) est ensuite déterminée pour chacun des prélèvements en utilisant la densité apparente (d_a) :

$$mv (\%) = d_a \cdot W_p (\%) \quad (2)$$

La précision de l'humidité volumique dépend donc non seulement du nombre de points prélevés, mais aussi de la qualité des mesures de densité. Dans cette étude, les mesures de densité sont effectuées à la suite de chaque changement d'état de surface (travail du sol, précipitation abondante...).

Les données collectées au sein des parcelles renseignent de façon ponctuelle sur la répartition du champ d'humidité. Or, la mesure effectuée par les capteurs radar est surfacique (effet de speckle). C'est pourquoi, un passage des données *in situ* ponctuelles à des données surfaciques a été opéré en moyennant les humidités mesurées dans chaque zone (intra ou parcellaire).

Le respect du protocole de mesure décrit ci-avant (répartition spatiale, positionnement GPS...) était primordial pour agréger convenablement les données collectées *in situ* à différentes échelles : de l'échelle intra-parcellaire, à celle de la petite région (10 km x 10 km : taille de scène imagée par TerraSAR-X), en passant par l'échelle de la parcelle.

Enfin, il convient de noter que certaines mesures d'humidité ont dû être retirées de la base de données du fait du gel du sol, ou des événements pluvieux entre les acquisitions *in situ* et les acquisitions radar (Table 4). Malgré la suppression de ces mesures, l'ensemble des campagnes de terrain a permis de constituer une base de données conséquente (> 300 parcelles), couvrant une vaste gamme d'états hydriques (humidité de 5.7 % à 40.6 %) (Table 4).

I.1.1.2. Rugosité du sol

La rugosité est un paramètre physique caractérisant l'état géométrique de la surface du sol. Dans le cas d'un sol nu, la rugosité du sol dépend des pratiques agricoles (labour ou semi) et des précipitations (destruction des mottes). Aussi, après chaque opération de travail du sol (labour, semi...) ou après des précipitations abondantes, la rugosité de surface des parcelles agricoles est relevée.

Pour chaque parcelle, la rugosité a été mesurée à l'aide d'un profilomètre à aiguilles (longueur : 1 m ; espacement des aiguilles : 2 cm) (Figure 11).

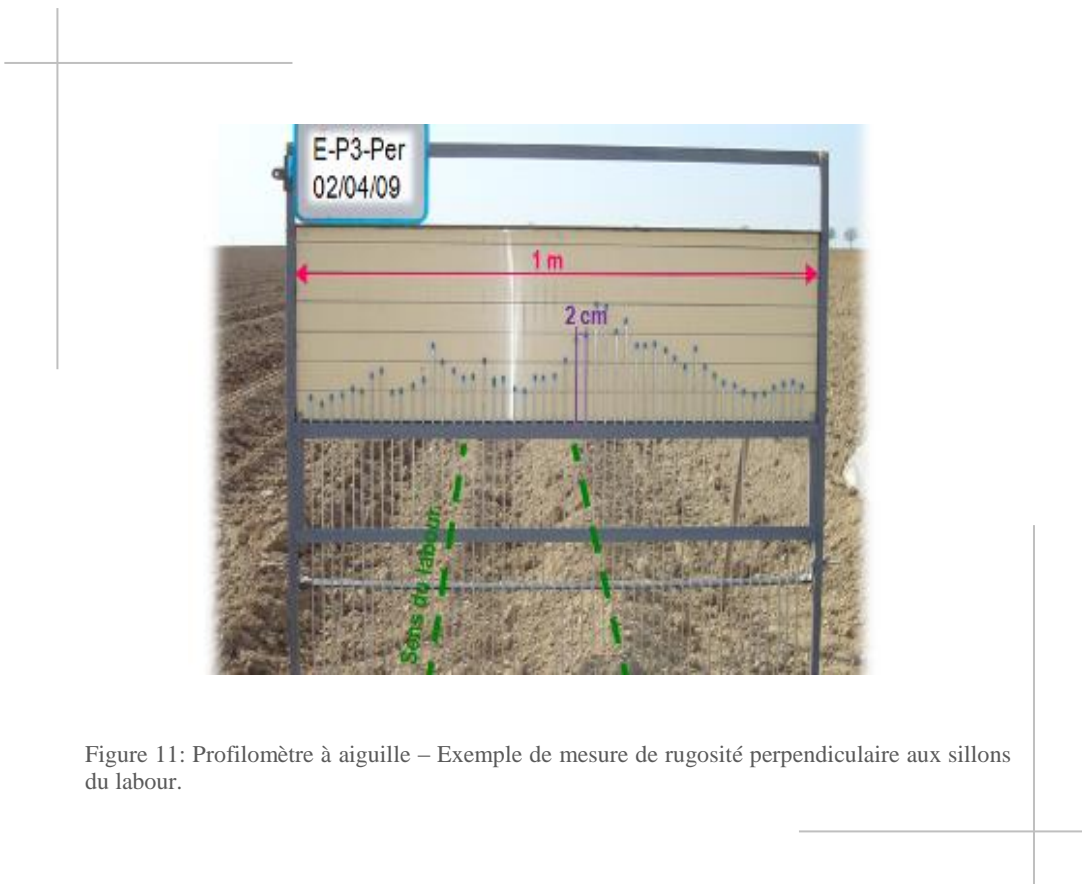


Figure 11: Profilomètre à aiguille – Exemple de mesure de rugosité perpendiculaire aux sillons du labour.

Cinq profils perpendiculaires et cinq profils parallèles au sens de labour sont photographiés au cœur de chaque parcelle. Les clichés des profils réalisés, sont ensuite digitalisés pour calculer deux paramètres : l'écart-type des hauteurs (Hrms), et la longueur de corrélation (L). Ces paramètres permettent de caractériser la rugosité de surface du sol (e.g. Ogivily, 1991; Ulaby et al., 1986).

L'écart type des hauteurs (Hrms : Height root mean square), décrit la variation verticale de la rugosité du sol. Ce paramètre est exprimé comme la variation moyenne des irrégularités de la surface par rapport à une surface plane :

$$\text{Hrms}^2 = \langle (z(x) - \langle z \rangle)^2 \rangle \quad (3)$$

Avec

$z(x)$, l'altitude au point x

$\langle z \rangle$, la hauteur moyenne des points du profil définie par :

$$\langle z \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i(x)$$

N , étant le nombre d'altitude z_i disponible dans le profil de hauteurs

La longueur de corrélation (L), est utilisée en complément de l'écart-type des hauteurs (Hrms) pour décrire l'état de rugosité d'un sol. Cette longueur correspond à la distance à partir de laquelle les différents points de la surface ne sont plus corrélés ($x = u = e-1$). Elle est calculée grâce à une fonction ($\rho(u)$) décrivant les relations entre les altitudes de deux points de la surface écartés d'une distance « u » (fonction d'autocorrélation) :

$$\rho(u) = \frac{\langle \{z(x+u) - \langle z \rangle\} \cdot \{z(x) - \langle z \rangle\} \rangle}{\text{Hrms}^2} \quad (4)$$

Selon le niveau de rugosité du sol étudié, la forme de la fonction d'autocorrélation est représentée sous la forme d'une exponentielle (sol lisse), ou d'une gaussienne (rugosité élevée : labour) (Altese et al., 1996; Oh et al., 1992 ; Rakotoarivony et al., 1995; Ulaby et al., 1982) (3). D'autres fonctions d'autocorrélation sont également utilisées comme par exemple la fonction fractale (Zribi, 1998) :

$$\rho(x) = e^{-\frac{x}{L}} : \text{Exponentielle} \quad (5)$$

$$\rho(x) = e^{-\frac{x^2}{L^2}} : \text{Gaussienne}$$

$$\rho(x) = e^{-\frac{x}{L}^\tau} : \text{Fractale}$$

Avec $\tau = -1.67 D + 3.67$,

D , étant la dimension fractale issue de l'ajustement d'une fonction d'autocorrélation empirique aux données expérimentales.

Pour des parcelles agricoles, les travaux de Zribi (1998) donnent un τ de l'ordre de 1.33.

L'ensemble des campagnes de terrain a permis de constituer une base de données conséquente (> 300 parcelles) couvrant une vaste gamme de rugosités de surface (Hrms de 0.4 à 4.6 cm ; L de 1.7 à 9.3 cm) (Table 4). La longueur de corrélation a été calculée mais

n'a pas été utilisée dans l'étude de sensibilité du capteur TerraSAR-X à la rugosité de surface des sols du fait de la faiblesse de sa précision.

En effet, la précision de ces deux paramètres de rugosité (Hrms et L) est principalement influencée par la longueur, le nombre et la résolution horizontale (intervalle d'échantillonnage) des profils. Selon Oh and Kay (1998), pour atteindre une précision de 10% sur les paramètres de rugosité (Hrms et L), la longueur des profils de rugosité mesuré *in situ* devrait être d'au moins $40L$ pour le calcul de l'écart-type des hauteurs et de $200L$ pour le calcul de la longueur de corrélation (où L, est la longueur de corrélation). Cette longueur de profil peut être obtenue en moyennant plusieurs profils courts (comme dans le cas de notre protocole). Pour obtenir une erreur de mesure inférieure à 10 %, Lievens et al., (2009) montrent qu'il est nécessaire de moyennner moins de 10 profils de 1 m de long pour le Hrms, tandis que pour la longueur de corrélation au moins 15 profils de 1 m doivent être moyennés. Ainsi, avec une longueur de profil de 1 m et 10 profils moyennés, nos mesures *in situ* permettent de déterminer les Hrms avec une précision meilleure que 10%, et de déterminer les longueurs de corrélation avec une précision d'environ 15 à 20% (écart plus élevé pour les grandes longueurs de corrélation).

Les précisions associées aux valeurs de Hrms et L dépendent aussi de l'espacement horizontal entre les points (Δx). D'après Oh and Kay (1998), les paramètres de rugosité peuvent être déterminés avec une précision de 5% en respectant un espacement entre les aiguilles inférieur à $0.2L$ pour la longueur de corrélation et inférieur à $0.5L$ pour l'écart type des hauteurs. Ces conditions ne peuvent pas être respectées, avec le profilomètre utilisé lors de cette campagne (pas d'échantillonnage 2 cm), et la précision de nos mesures s'en trouve entachée. Toutefois, ce pas d'échantillonnage permet d'atteindre une précision de $\pm 10\%$ sur le Hrms, et des précisions entre 10% et 20% sur les grandes et petites longueurs de corrélation respectivement. Les conséquences attendues de ces imprécisions sur les mesures *in situ* sont la sous-estimation des valeurs de Hrms, et la surestimation des valeurs de longueur de corrélation (Lievens et al., 2009).

I.1.1.3. Composition du sol

La composition granulométrique est définie comme les quantités et la nature de particules de différentes tailles (sable, limon, argile) constituant le sol.

A l'échelle des générations humaines, la composition du sol est une propriété quasiment fixe. Une campagne d'échantillonnage *in situ* unique est donc suffisante pour déterminer ce paramètre.

Les compositions granulométriques moyennes de chaque site d'étude ont été recueillies auprès des partenaires. Les compositions couvrent 4 des 6 grandes familles de textures définies par le triangle de texture du département d'Agriculture des Etats-Unis (USDA) (Figure 12) :

- Texture sableuse : sable limoneux (4).
- Texture limono-sableuse : limon argilo-sableux (2).
- Texture limoneuse : limon moyen (1), limon argileux (3).
- Texture argileuse : argile limoneuse (5 et 6).

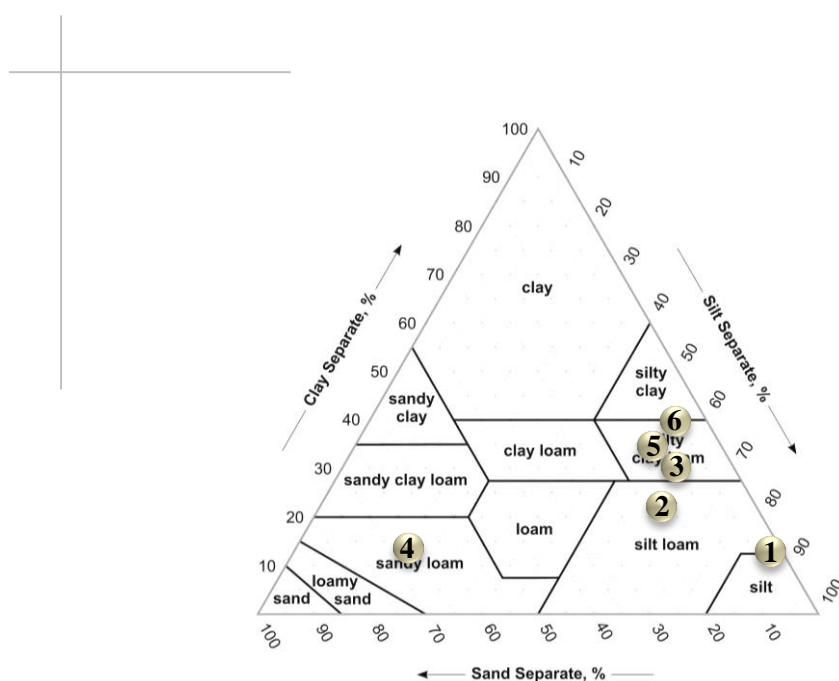


Figure 12. Triangle de texture du Département d'Agriculture des États-Unis (USDA) présentant les gammes de compositions granulométriques moyennes des différents sites d'étude : Orgeval (1) ; Versailles (2) ; Villamblain (3) ; Yzeron (4) ; Thau (5) ; Garon (6).

Le site d'Orgeval (principal site d'étude) a fait l'objet d'une campagne d'analyses granulométriques spécifiques afin de déterminer les variations intra-parcellaires de composition. Sept parcelles de 2009 et six de 2010 ont ainsi été analysées à raison d'une dizaine de prélèvements par parcelle. Les échantillons choisis pour analyse ont été positionnés par GPS, et prélevés au cœur des différentes zones intra-parcellaires observées sur les images radar et *in situ*. L'analyse granulométrique des échantillons a été effectuée par le laboratoire d'Analyses des Sols d'Arras (INRA). D'après ces analyses, les sols en

surface (0-5 cm de profondeur) du bassin versant d'Orgeval sont composés de deux ensembles texturaux limoneux :

- Sol I : limon argileux (26% argile ; 70% limon ; 4% sable).
- Sol II : limon moyen (16% argile ; 78% limon ; 6% sable).

I.1.1.4. Structure de battance

La battance est la destruction de la structure d'un sol sous l'effet de la pluie, surtout en cas d'orages, avec formation d'une pellicule ou d'une mince couche superficielle, continue et consistante, dite croûte de battance (dictionnaire d'agriculture, www.cilfj.org). Cet encrouement, visible à l'œil nu, augmente la cohésion du sol (couche dense) et diminue très fortement le taux d'infiltration et la vitesse de développement des plantes (Assouline, 2004). La sensibilité à la battance d'un sol est déterminée par la stabilité structurale de sa composition (teneur en argile, limon, sable, matière organique, carbonate,...) Aussi, les sols limoneux du site d'Orgeval sont plus particulièrement propices à sa formation.

Lors des campagnes de 2009 et 2010 sur le site d'Orgeval, la présence ou l'absence d'une croûte de battance à la surface des sols a été notée et son épaisseur a été évaluée. La stagnation d'eau et la présence d'une fine couche continue et consistante (croûte) sont les critères retenus pour déterminer l'étendue spatiale de cet encrouement au sein de chaque parcelle. Les sols II (16% argile, 78% limon, et 6% sable) présentaient une épaisseur d'encrouement plus importante que les sols I (épaisseur croûte de battance sol II > 1cm). La date de destruction de l'encrouement (suite aux opérations de labour) a été notée pour chaque parcelle.

Un protocole de mesure plus complet (analyse de matière organique, infiltrabilité...) du degré d'encrouement aurait été souhaitable, mais n'a pas pu être mis en œuvre. Aussi, l'analyse du signal radar en fonction de la structure de battance se limite à différencier, au sein des parcelles, les zones très encrouées du Sol II des zones moins encrouées du Sol I (la sensibilité au niveau de battance n'est pas évaluée contrairement aux autres paramètres d'EDS du sol).

I.1.2. Données additionnelles pour le site d'Orgeval

Sur le site d'Orgeval (site principal), l'équipe du Gis ORACLE a fourni des observations d'occupation du sol et des relevés météorologiques. Ces informations sont des éléments essentiels pour valider qualitativement les résultats de l'analyse du signal radar.

Les données de précipitations (cumul horaire et journalier) ont été enregistrées par 4 stations (appartenant au réseau de Météo-France) réparties sur l'ensemble de la scène radar. L'étude des enregistrements durant les campagnes de 2009 et 2010 montre que la distribution des précipitations est assez homogène sur la zone étudiée (ex. 2009 : pour un même événement pluvieux, la différence de cumul de pluie entre les 4 stations est au maximum de 2,5 mm) (Figure 13).

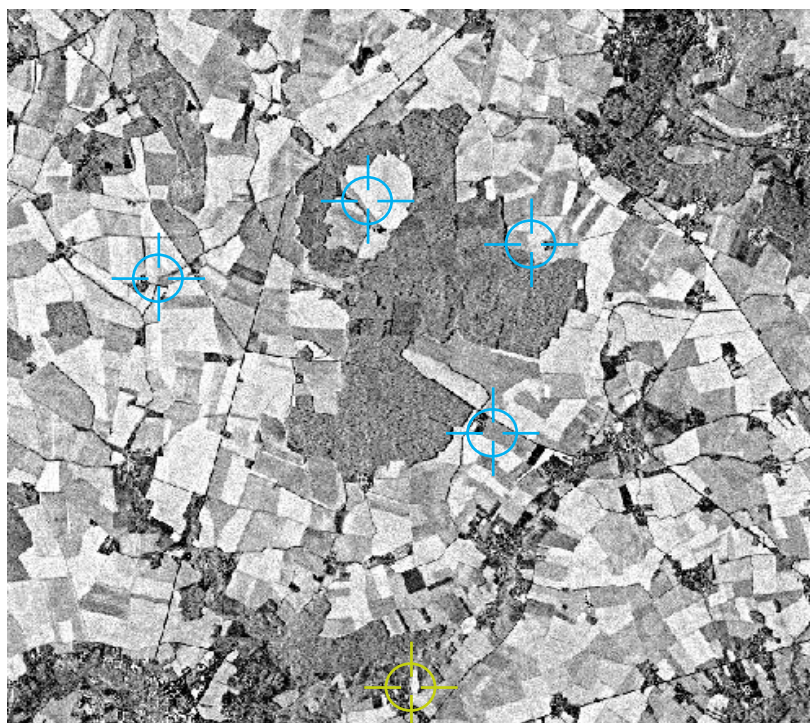


Figure 13. Localisation des stations pluviométriques (bleu) et de température (jaune) sur la scène acquise par TerraSAR-X le 2 mars 2010.

Les températures mesurées par la station de Boissy-le-chatel (températures minimales et maximales quotidiennes) ont été utilisées afin d'expliquer les estimations d'humidité TerraSAR-X et leur évolution temporelles (assèchement, gel/dégel des sols). Entre le début et la fin de la campagne de 2010, cette station a enregistré des températures négatives lors de plusieurs journées. Les données d'occupation du sol contiennent les types de cultures de chaque parcelle du bassin versant, les zones forestières et urbanisées. Ces relevés sont effectués chaque année.

I.2. ACQUISITIONS SATELLITAIRES

La base de données satellitaire est composée de 3 images optiques et de 44 images SAR, dont 39 mono-polarisation Très Haute Résolution Spatiale (THRS) TerraSAR-X. Pour chaque acquisition, différents prétraitements ont été effectués afin :

- d'accéder à des propriétés quantifiées des surfaces,
- d'effectuer des comparaisons multi-dates, ou multi-sites, ou multi-capteurs,
- de garantir *in fine* la reproductibilité des méthodes d'estimation et de cartographie.

I.2.1. ACQUISITIONS TERRASAR-X

Dans le cadre de cette thèse, 39 images TerraSAR-X ont été acquises en mode mono-polarisation (HH ou VV) "Spotlight" ou "High Resolution Spotlight" (résolution ~1 m ; scène : 5 km x 10 km ou 10 km x 10 km), avec des angles d'incidence allant de 23° à 52° (Table 4).

L'étalonnage radiométrique des images TerraSAR-X a été effectué selon la relation spécifiée par l'équipe ayant en charge au DLR de calibrer et de valider les données TerraSAR-X (Fritz and Eineder et al., 2009):

$$\sigma_i^0(\text{dB}) = 10 \times \log_{10}(K_s \times \text{DN}_i^2 - \text{NEBN}) + 10 \times \log_{10}(\sin \theta_i) \quad (5)$$

Cette relation d'étalonnage convertit le compte numérique de chaque pixel (DN_i) en un coefficient de rétrodiffusion en décibel (σ_i^0) corrigé du bruit du capteur (NEBN). Ce processus d'étalonnage prend en compte l'angle d'incidence (θ_i) et une constante de calibration (K_s). Ces paramètres sont spécifiques à chaque acquisition et se trouvent dans le fichier entête associé à l'image.

A l'exception de l'acquisition sur le site d'Yzeron, la calibration géométrique des images a été limitée à l'opération de géoréférencement. En effet, la topographie des sites d'étude est relativement plate, le signal radar ne nécessite donc pas de correction des effets du relief. Le géoréférencement est effectué à partir d'orthophotos IGN à 50 cm (système géodésique NTF : ellipsoïde Clarke 1880, projection Lambert II étendue) (BD Ortho de l'IGN). Une centaine de points d'appui répartis au mieux sur l'ensemble de chaque scène ont été repérés afin de garantir une correction géométrique de qualité. L'erreur de géoréférencement admise est d'environ 2m, soit 2 pixels. Par la suite, avant toute intégration de données exogènes nécessitant un positionnement, cette incertitude de 2 m sur la localisation est prise en compte en ôtant systématiquement les 2 pixels aux limites des parcelles (ou zones intra-parcellaires).

Enfin, pour l'image acquise sur le site d'Yzeron, une correction des effets du relief a été ajoutée en complément de l'opération de géoréférencement. En effet, l'image TerraSAR-X acquise sur cette zone de forte pente ($> 10\%$) comporte des déformations locales qui doivent être redressées, afin d'être mises en conformité avec la réalité géographique dans un plan de projection. La correction des effets du relief a été effectuée à l'aide d'un MNT LiDAR (résolution ~ 2 m ; acquis par l'Irstea de Lyon) avec le module de correction implémenté par le logiciel ERDAS Leica geosystème.

I.2.2. ACQUISITIONS COMPLEMENTAIRES : SAR ET OPTIQUES

Des données RADARSAT-2 et optiques (RapidEye, IKONOS, SPOT-5) ont été acquises en complément des acquisitions TerraSAR-X. A l'exception d'une image RADARSAT-2 acquise sur le site de Versailles, toutes les images ont été acquises sur le site principal d'Orgeval. Ces données complémentaires étaient nécessaires pour :

- appuyer et valider la méthode de cartographie d'humidité TerraSAR-X (image optique),
- évaluer la sensibilité à l'EDS du sol des configurations TerraSAR-X aux regards des sensibilités d'un autre capteur de nouvelle génération (RADARSAT-2).

I.2.2.1. Acquisitions RADARSAT-2

Dans le cadre de cette thèse, cinq images RADARSAT-2 ont été acquises. L'objectif est d'effectuer une comparaison entre la sensibilité du signal radar polarimétrique en bande C à l'EDS du sol et la sensibilité des configurations TerraSAR-X (mono-polarisation, bande X, THRS).

Pour ce faire, les dates de programmation des images RADARSAT-2 ont été choisies au plus proche des dates d'acquisitions TerraSAR-X afin de disposer de mêmes conditions d'EDS pour tous les capteurs. Ces séquences multi-fréquentielles sont présentées en Table 4. Les données RADARSAT-2 ont été acquises en mode polarimétrique (HH, VV, HV, VH) "Fine résolution" (taille pixel ~ 4.7 m ; scène : 20km x 20km), avec des angles d'incidence de 20° , 25° et 40° (Table 4). Une image mono polarisation HH en mode "Ultra fine" a également été acquise avec une incidence de 31° (taille pixel ~ 1.4 m, scène : 20km x 20km) (Table 4). Cette image à très haute résolution spatiale est utilisée pour tester la sensibilité du signal en bande C aux variations intra-parcellaire d'EDS du sol (humidité, composition, structure de battance).

Le logiciel PolSarPro² (v.4.2.0) a été utilisé pour effectuer les prétraitements radiométriques des données RADARSAT-2. Pour chaque image, au-delà de l'amplitude du signal de chaque polarisation, plus de 10 paramètres polarimétriques ont été générés (angle alpha, entropie, anisotropie, puissance totale (SPAN), Single-bounce Eigenvalue Relative Difference (SERD), Double-bounce Eigenvalue Relative Difference (DERD), Indice de Végétation Radar (RVI), Coefficient de Corrélation Circulaire (CCC), entropie de Shanon, anisotropie de Lunenburg...). Chaque couche de données générée est ensuite géocodée. Le speckle sur la matrice de cohérence a été réduit par le passage d'un filtre d'une taille de 7x7 pixels. Cette taille de fenêtre a été choisie afin d'éviter la sous-estimation de l'entropie, et la surestimation de l'anisotropie et de l'angle alpha (Lee et al., 2008 ; Lopez and Pottier, 2005). La moyenne des paramètres polarimétriques a ensuite été calculée pour chaque parcelle et chaque zone intra-parcellaires.

Enfin, le nombre de données acquises étant restreint, la représentativité des résultats obtenus est limitée en termes de conditions d'EDS, et de configuration d'incidence. C'est pourquoi, ces travaux de thèse ont été associés à un projet disposant de 10 autres images polarimétriques RADARSAT-2 acquises sous des angles de 34° et 45° (projet Européen CLIMB³, 2010-2013). Les prétraitements appliqués à ces données sont identiques à ceux décrits ci-avant.

I.2.2.2. Acquisitions optiques

Dans le cadre d'un projet Orfeo (Optical and Radar Federated Earth Observation) du CNES et du projet Geosud (couverture optique France), trois images optiques ont été acquises sur le site d'Orgeval en 2009 et 2010. Ces images ont été utilisées en appui au développement et à la validation d'une méthode de détection des sols nus uniquement basée sur les données TerraSAR-X (IKONOS-2 et SPOT-5 : CNES programme ISIS ; RapidEye : Géosud). Les configurations (bande spectrale, résolution) sont présentées dans la Table 3.

Date d'acquisition jj/mm/aa	Capteur	Résolution (m)	Bandes
14/03/09	IKONOS-2	4	Bleu, Vert, Rouge, PIR
23/04/09	SPOT-5	10	Vert, Rouge, PIR, MIR
26/05/10	RapidEye	5	Bleu, Vert, Rouge, Red edge, PIR

Table 3. Principales caractéristiques des images optiques acquises sur le site d'Orgeval (PIR : Proche Infra rouge; MIR= Infrarouge moyen).

² PolSARpro (POLarimetric SAR data PROcessing and Educationnal Tool)
<http://earth.eo.esa.int/polsarpro/default.html>

³ CLIMB (Climate Induced Changes on the Hydrology of Mediterranean Basins). <http://www.climb-fp7.eu/home/home.php>. L'Irstea était en charge de fournir des cartes d'humidité sur le bassin de Thau

Ces images ont été calibrées en réflectance TOA (Top Of Atmosphere) et géocodées avant de procéder à des classifications objets. Les détails des processus de classification et de segmentation sont présentés dans la partie cartographie du présent mémoire (Chapitre III).

I.3. SYNTHÈSE DU POTENTIEL D'EXPLOITATION DE LA BASE DE DONNEES

La base de données produite dans le cadre de cette thèse couvre un grand nombre d'EDS (rugosité : de lisse à rugueux, humidité : de sec à humide, composition : de limoneux à sableux), et un grand nombre de configurations TerraSAR-X (incidence de 20° à 55°, polarisation HH et VV). Les 12 couples d'acquisition TerraSAR-X à forte et faible incidences, et les séquences multi-fréquentielles (X, et polarimétriques en bandes C) montrent également les grandes opportunités d'exploitation de cette base de données (Table 4).

Dans la partie "Sensibilité à l'EDS du sol" du présent mémoire (Chapitre II), toutes les données TerraSAR-X (tout sites confondus) sont exploitées pour étudier le potentiel de la bande X à caractériser la rugosité et l'humidité du sol. Les données *in situ* de composition et de structure intra-parcellaires étant limitées au site d'Orgeval, seules les données TerraSAR-X acquises sur ce site d'étude sont utilisées lors de l'étude de ces deux paramètres.

Dans la partie "Cartographie opérationnelle de l'humidité" (Chapitre III), la base de données a été divisée en 4 jeux (Table 4): calibration (SMAC: 182 parcelles, Orgeval 2009, Versailles, Villamblain) et validation (SMAV: 121 parcelles Yzeron, Thau, Garon, Orgeval 2010) de l'algorithme d'estimation de l'humidité ; détection des sols nus (BSD: Orgeval 2009 et 2010) ; cartographie opérationnelle de l'humidité des sols nus (BSMOM: 48 parcelles, Orgeval 2010).

Base	Site	Date d'acquisition jj/mm/aa	Angle d'incidence (°)	Polarisation	Nombre de parcelles	Rugosité Hrms (cm) [Min ; Max]	Humidité in situ (%) [Min ; Max]
SMAC		12/02/2008	50	HH	10	[0.5; 3.3]	[31.4; 35.6]
		13/02/2008	25	HH	10	[0.7; 3.3]	[31.0; 35.9]
		15/02/2008	25	HH	10	[0.7; 3.3]	[30.6; 35.3]
		30/04/2008	25	HH	4	-	[31.8; 32.9]
SMAC / BSD	Orgeval	17/03/2009	25	HH	9	[1.8; 2.4]	[24.7; 32.3]
		18/03/2009	50	HH	10	[1.8; 2.4]	[24.5; 29.8]
		24/03/2009	31	HH	7	[1.8; 2.4]	[19.6; 28.1]
		25/03/2009	50	HH	3	[2.3; 2.8]	[24.1; 31.0]
		26/03/2009	25	HH	10	[1.8; 2.8]	[23.9; 32.7]
		03/04/2009	40	Full	8	[1.2; 2.6]	[12.7; 20.3]
		07/04/2009	20	Full	8	[1.2; 2.6]	[16.9; 27.9]
		08/04/2009	25	HH	10	[1.2; 2.5]	[16.8; 27.5]
		09/04/2009	50	HH	10	[1.3; 2.6]	[15.2; 26.3]
		17/04/2009	25	HH	8	[1.0; 2.6]	[14.1; 16.4]
		20/04/2009	50	HH	9	[1.0; 2.6]	[18.3; 23.9]
		27/04/2009	50	VV	8	[1.0; 4.6]	[10.4; 20.7]
		28/04/2009	25	VV	8	[1.0; 4.6]	[18.7; 26.9]
11/05/2009	25	HH	5	[1.0; 4.6]	[25.8; 31.3]		
SMAC	Versailles	15/03/2010	33	VV	6	[1.1; 2.6]	[9.7; 14.3]
		17/03/2010	54	VV	6	[0.5; 1.6]	[8.4; 13.4]
		18/03/2010	33	VV	5	[0.5; 1.4]	[8.5; 13.6]
		22/03/2010	40	Full	7	[0.5; 2.6]	[13.8; 23.3]
		26/03/2010	33	VV	7	[0.5; 2.4]	[17.2; 22.2]
		27/03/2010	54	VV	6	[0.5; 2.4]	[18.1; 26.2]
	29/03/2010	33	VV	6	[0.9; 2.4]	[13.3; 24.5]	
	Villamblain	15/01/2008	52	HH	3	[0.4; 2.9]	[27.8; 31.8]
		16/01/2008	28	HH	2	[0.7; 3.0]	[27.8; 32.3]
		06/02/2008	52	HH	8	[0.6; 3.1]	[26.7; 34.0]
07/02/2008		28	HH	9	[0.7; 3.1]	[26.7; 34.0]	
SMAV	Yzeron	12/03/2009	23	HH	8	-	[15.3; 24.3]
	Thau	28/10/2010	52	VV	13	[0.8; 4.1]	[8.9; 14.7]
		02/11/2010	41	VV	11	[0.8; 3.7]	[8.9; 18.7]
		04/11/2010	35	VV	10	[0.8; 3.7]	[5.7; 11.4]
		15/11/2010	35	VV	10	[1.3; 3.7]	[8.3; 19.8]
		18/11/2010	26	VV	9	[0.8; 3.7]	[6.8; 14.5]
	Garon	09/06/2009	49	HH	6	[0.9; 2.9]	[24.9; 40.6]
		11/06/2009	25	HH	6	[0.9; 2.9]	[10.3; 26.4]
SMAV / BSD / BSMOM	Orgeval	01/03/2010	50	HH	6	[1.8; 2.8]	[33.4; 39.8]
		02/03/2010	25	HH	6	[1.9; 2.8]	[32.7; 39.0]
		02/03/2010	25	Full	8	[1.9; 2.8]	[32.7; 39.0]
		04/03/2010	25	HH	8	[1.9; 2.8]	[27.3; 34.3]
		05/03/2010*	50	HH	8	[1.8; 2.8]	[27.6; 33.5]
		10/03/2010*	40	VV	9	[1.1; 2.8]	[13.4; 22.5]
		12/03/2010	50	HH	10	[1.1; 2.8]	[12.6; 29.0]
		13/03/2010	25	HH	9	[1.9; 2.6]	[14.9; 26.3]

Table 4. Base de données in situ et SAR : Acquisitions TerraSAR-X (noir), RADARSAT-2 (rose) - Séquences multi-fréquentielles (grisée) - Couples d'acquisitions TerraSAR-X à fortes et faibles incidences (■) - SMAC : Calibration de l'algorithme d'estimation de l'humidité ; BSD : Détection des sols nus ; SMAV : Validation de l'algorithme d'estimation de l'humidité ; BSMOM : Cartographie opérationnelle de l'humidité des sols nus. - *Sols gelés : ces données sont uniquement utilisées pour la cartographie de l'humidité).

Chapitre

2

SENSIBILITE A L'EDS DU SOL



CHAPITRE II. SENSIBILITE A L'EDS DU SOL.....	57
INTRODUCTION.....	59
II.1. SENSIBILITE DE TERRASAR-X A L'EDS DU SOL	61
II.1.1. Effet de l'angle d'incidence.....	61
II.1.1.1. Rugosité du sol	62
II.1.1.2. Humidité du sol	62
II.1.1.3. Composition du sol.....	62
II.1.1.4. Structure de battance.....	62
II.1.2. Effet de la polarisation.....	82
II.1.2.1. Rugosité du sol	82
II.1.2.2. Humidité du sol	85
II.1.3. Perspectives pour la cartographie de l'EDS du sol	87
II.1.3.1. Rugosité du sol	87
II.1.3.2. Humidité du sol	88
II.1.3.3. Composition du sol.....	88
II.1.3.4. Structure de battance	89
II.2. SENSIBILITE DE RADARSAT-2 A L'EDS DU SOL	89
II.2.1. Sensibilité de l'intensité du signal RADARSAT-2 à l'EDS du sol.....	90
II.2.1.1. Composition du sol.....	90
II.2.1.2. Structure de battance	92
II.2.2. Sensibilité des paramètres polarimétriques RADARSAT-2 à l'EDS du sol	93
II.2.2.1. Rugosité du sol	94
II.2.2.2. Humidité du sol	94
II.2.2.3. Composition du sol.....	116
II.2.2.4. Structure de battance	116
II.3. SYNTHÈSE DES SENSIBILITES A L'EDS DU SOL.....	116

INTRODUCTION

Les ondes électromagnétiques utilisées par les capteurs radar sont sensibles aux propriétés géométriques et diélectriques des surfaces naturelles (e.g. Chanzy et al., 1998; Le Toan et al., 1982; Ulaby et al., 1986; Zribi et al., 2002). Dans le cas d'une parcelle agricole nue (sans végétation), l'humidité et la rugosité sont les principaux paramètres du sol contrôlant respectivement, les propriétés diélectriques et géométriques du sol. A un degré moindre, les propriétés diélectriques sont aussi fonction de la composition du sol (Hallikainen et al., 1985). De plus, en influençant l'humidité du sol, la composition et la structure de battance ont également des répercussions sur la constante diélectrique du sol. Ainsi, l'humidité, la rugosité, la composition du sol et la structure de battance, déterminent ensemble mais à des degrés divers, le signal renvoyé au radar par un sol nu.

Les travaux antérieurs se sont essentiellement concentrés sur l'étude des effets de l'humidité et de la rugosité du sol sur le signal radar rétrodiffusé (e.g. Alvare-Mozos et al., 2009; Baghdadi et al., 2002, 2006; Dobson and Ulaby, 1986; Crow et al., 2010; Fung et al., 1992; Holah et al., 2005; Le Hégarat et al., 2002; Le Morvan et al., 2008; Oh, 2004; Oh et al., 1992; Quesney et al., 2000 ; Shi et al., 1997; Srivastava et al., 2003; Sokol et al., 2004; Ulaby et al., 1978; Verhoest et al., 2008; Wang et al., 1997; Weimann et al., 1998; Wegmüller et al., 2011; Zribi and Dechambre, 2002; Zribi et al., 2005).

Ces travaux montrent que quelle que soit la configuration instrumentale du capteur, le signal rétrodiffusé par un sol augmente avec la rugosité selon une loi logarithmique ou exponentielle jusqu'à un seuil de saturation où le signal devient constant et donc insensible à toute nouvelle augmentation de la rugosité (Baghdadi et al., 2002; Fung, 1994; Ulaby et al., 1986; Zribi and Dechambre, 2002). Le seuil à partir duquel le signal devient constant dépend de la longueur d'onde et de l'angle d'incidence radar. Ainsi, le signal radar sature rapidement avec la rugosité de surface quand la longueur d'onde est faible. Selon Ulaby et al. (1978), la dynamique du coefficient de rétrodiffusion radar est d'environ 17dB en bande L, 5dB en bande C, et 2dB en bande X pour des rugosités entre 1.1 et 4.1cm de Hrms (à 20° d'incidence et en polarisation HH). De même, le signal radar sature plus promptement à faibles angles d'incidence qu'à forts angles d'incidence (saturation dès ~1cm et ~1.5cm de Hrms en bande C à faible et à forte incidences, respectivement) (Baghdadi et al., 2002 et 2003; Fung and Chen, 1992; Ulaby et al., 1986).

Depuis une vingtaine d'années, les travaux concernant l'humidité du sol ont montré que pour des teneurs en eau inférieures à environ 40 %, le signal rétrodiffusé par un sol nu croît avec l'humidité selon une loi logarithmique (Le Toan et al., 1994; Ulaby et al., 1978). Cette loi logarithmique tend vers une loi linéaire pour des humidités entre 10 et 40 % (Baghdadi et al., 2006 ; Weimann et al., 1998 ; Zribi et al., 2005). Après cette valeur seuil

d'humidité (~ 40%), le signal radar n'augmente plus et commence à décroître avec l'augmentation de la teneur en eau (effet spéculaire) (Bruckler et al., 1988; Chanzy, 1993; Dobson and Ulaby, 1981).

Si peu d'études ont été menées en bande X, la sensibilité du signal radar à la rugosité et à l'humidité du sol a déjà été analysée en bande C, pour de nombreuses configurations de polarisation, et d'angles d'incidence (Baghdadi et al., 2002, 2006, 2008a; Beaudoin et al., 1990; Srivastava et al., 2003; Zribi and Dechambre, 2002). En revanche la sensibilité du signal radar à la composition et à la structure de battance du sol a été peu évaluée (Hallikainen et al., 1985; Ulaby et al., 1978). Une synthèse des études sur la sensibilité du signal radar aux paramètres du sol est présentée dans l'introduction de l'article « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* » (Aubert et al., 2011). Cette synthèse a été effectuée pour des données en mode mono- ou dual polarisation. Une revue de la sensibilité du signal radar en mode polarimétrique est présentée dans l'introduction de l'article « *A Potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterize the soil surface over bare agriculture fields* » (Baghdadi et al., 2012).

Ce chapitre présente le potentiel du signal TerraSAR-X à caractériser l'EDS du sol. Le premier objectif est de déterminer les paramètres de surface du sol estimable, à partir des données TerraSAR-X. Les configurations instrumentales les plus optimales seront aussi déterminées. Le second objectif est de comparer le potentiel de caractérisation de l'EDS du sol de TerraSAR-X (mono-polarisation) aux potentiels des configurations polarimétriques du capteur RADARSAT-2 (en bande C).

Afin de répondre à ces objectifs, ce chapitre est composé de deux parties :

Dans la première partie, les sensibilités de différentes configurations TerraSAR-X (incidence et polarisation) aux paramètres du sol sont analysées (humidité, rugosité, composition du sol et structure de battance). Différentes configurations d'incidence sont d'abord testées au travers de l'article « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* » (Aubert et al., 2011). Dans cet article, les données sont acquises sur le site d'Orgeval en polarisation HH sous deux gammes d'angles d'incidence (25° et 50°). Les conclusions sur la sensibilité du signal à la structure de battance du sol, de ce premier article, sont consolidées par l'intégration de nouvelles données TerraSAR-X et *in situ* acquises sur le même site en 2010 (Orgeval). Les configurations TerraSAR-X en polarisations HH et VV sont ensuite comparées en utilisant des données acquises sur deux sites d'études : Orgeval (HH), et Versailles (VV).

Dans la seconde partie de ce chapitre, la sensibilité de TerraSAR-X aux paramètres du sol (résultats de la première partie) est comparée à celle des données en mode polarimétrique du capteur RADARSAT-2. Pour ce faire, la sensibilité du signal polarimétrique RADARSAT-2 à l'humidité et à la rugosité du sol est d'abord présentée au travers de l'article « *A Potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterize the soil surface over bare agriculture fields* » (Baghdadi et al., 2012). Cet article, associant les travaux de cette thèse à ceux du projet européen CLIMB, est ensuite suivi d'une présentation de la sensibilité du signal polarimétrique RADARSAT-2 à la composition du sol et à la structure de battance. Enfin, cette partie est conclue par une discussion comparant la sensibilité du capteur TerraSAR-X à celles du capteur RADARSAT-2 et des capteurs SAR de première génération en bande C.

II.1. SENSIBILITE DE TERRASAR-X A L'EDS DU SOL

L'objectif de cette partie est de définir les configurations du capteur TerraSAR-X les plus optimales pour caractériser l'EDS des sols nus en milieux agricoles : humidité, rugosité, composition du sol, et structure de battance. L'intensité du signal TerraSAR-X acquise sous différentes configurations d'angle d'incidence (25° à 54°) et de polarisation (HH ou VV) est ainsi analysée en utilisant des mesures *in situ* (humidité, rugosité, composition du sol) et des observations (présence ou absence de structure de battance).

II.1.1. EFFET DE L'ANGLE D'INCIDENCE⁴

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., Douaoui A., Loumagne C., Baup F., El Hajj M., and Garrigues S., 2011. «Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust», *Remote Sensing of Environment*, 115, pp: 1801–1810.

⁴ **L'angle d'incidence** désigne l'angle entre le faisceau d'onde électromagnétique émis par le radar et la normale à la surface cible. Cet angle détermine la façon dont le signal sera réfléchi.

II.1.1.1. Rugosité du sol

Confère paragraphe :

"3.1. TerraSAR-X signal and soil roughness", pages: 1805-1806.

II.1.1.2. Humidité du sol

Confère paragraphe :

"3.2. TerraSAR-X signal and soil moisture", page : 1806.

II.1.1.3. Composition du sol

Confère paragraphe :

"3.3. TerraSAR-X signal and soil composition", pages : 1806-1807.

II.1.1.4. Structure de battance

Confère paragraphe :

"3.4. TerraSAR-X signal and soil crust", pages : 1807-1808.

Résumé

Des données acquises entre 2009 et 2010 par le capteur TerraSAR-X (bande X) ont été utilisées pour caractériser l'état de surface des sols nus agricoles. L'évolution du signal en fonction de différentes conditions d'humidité, de rugosité, de composition, et de structure du sol (croute de battance), est analysée pour deux configurations d'incidence en polarisation HH (HH-25° ; HH-50°).

Les résultats montrent que le signal TerraSAR-X augmente avec l'humidité du sol, et que la sensibilité du signal à l'humidité est plus importante à faibles incidences qu'à fortes incidences (0.411 dB/% pour HH-25° ; 0.323 dB/% pour HH-50°).

A l'inverse, le signal TerraSAR-X est légèrement plus sensible à la rugosité du sol à forte incidence (50°) qu'à faible incidence (25°) (augmentation du signal de 1.9 dB à 25° et 3.5 dB à 50° pour des rugosités (Hrms) entre 0.7 et 3 cm). De plus, pour des sols agricoles (Hrms > 0.7cm), la sensibilité du signal TerraSAR-X à la rugosité est limitée à des sols dont l'humidité est supérieure à 25 %.

Concernant la composition, les résultats montrent que les deux sols limoneux composant les parcelles témoins n'ont pas assez de différence en termes de teneur en sable et en argile pour pouvoir être différenciés en bande X.

Le signal TerraSAR-X peut en revanche, détecter l'extension spatiale de la croute de battance au sein des parcelles. Ce potentiel de détection est indirect, et lié au fait que les sols présentant une croute de battance peuvent avoir des humidités plus élevées que les sols non encroutés, et en conséquence avoir des valeurs de signal plus élevées.

Analysis of TERRASAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust

(Version auteur de l'article publié dans Remote Sensing of Environment : vol 115, pp: 1801–1810)

M. Aubert⁽¹⁾, N. Baghdadi⁽¹⁾, M. Zribi⁽²⁾, A. Douaoui⁽³⁾, C. Loumagne⁽⁴⁾, F. Baup⁽²⁾, M. El Hajj⁽⁵⁾, S. Garrigues⁽⁶⁾

⁽¹⁾CEMAGREF – UMR TETIS, 34196 Montpellier (France), Email: nicolas.baghdadi@teledetection.fr; maele.aubert@teledetection.fr, tel : + 33 4 67 54 87 07

⁽²⁾CESBIO, 31401 Toulouse (France), Email : Mehrez.Zribi@latmos.ipsl.fr; frederic.baup@cesbio.cnes.fr
⁽³⁾Laboratoire Eau, roche et plante, Centre universitaire de Khémis miliana, 44225 (Algérie), Email : abdouaoui@yahoo.fr

⁽⁴⁾CEMAGREF – UR HBAN, 92163 Antony (France), Email : cecile.loumagne@cemagref.fr

⁽⁵⁾NOVELTIS, 31520 Ramonville-Saint Agne (France), Email : mahmoud.elhajj@noveltis.fr

⁽⁶⁾CNES, 31000 Toulouse (France), Email: sebastien.garrigues@cnes.fr

ABSTRACT

Soils play a key role in shaping the environment and in risk assessment. We characterized the soils of bare agricultural plots using TerraSAR-X (9.5 GHz) data acquired in 2009 and 2010. We analyzed the behavior of the TerraSAR-X signal for two configurations, HH-25° and HH-50°, with regard to several soil conditions: moisture content, surface roughness, soil composition and soil-surface structure (slaking crust).

The TerraSAR-X signal was more sensitive to soil moisture at a low (25°) incidence angle than at a high incidence angle (50°). For high soil moisture (>25%), the TerraSAR-X signal was more sensitive to soil roughness at a high incidence angle (50°) than at a low incidence angle (25°).

The high spatial resolution of the TerraSAR-X data (1 m) enabled the soil composition and slaking crust to be analyzed at the within-plot scale based on the radar signal. The two loamy-soil categories that composed our training plots did not differ sufficiently in their percentages of sand and clay to be discriminated by the X-band radar signal.

However, the spatial distribution of slaking crust could be detected when soil moisture variation is observed between soil crusted and soil without crust. Indeed, areas covered by slaking crust could have greater soil moisture and consequently a greater backscattering signal than soils without crust.

Keywords: soil moisture, roughness, soil composition, slaking crust, X-band, TerraSAR-X images, within field plot scale.

1. INTRODUCTION

Floods, drought and erosion are major issues for risk assessment. In the context of sustainable development, soil management is important for environmental and socioeconomic applications. Hence, there is a need for continuous information about key soil parameters to predict and understand these natural hazards [Wu & Wang, 2007]. Slaking crust (the disintegration of ploughed clods) is a key factor that controls runoff and erosion because of its influence on infiltration capacity [Cazenave & Valentin,

1992; Govers et al., 2000; King & Le Bissonnais, 1992; Le Bissonnais & Singer, 1992]. Similarly, by conditioning the distribution of rainfall between infiltration, surface retention and runoff [Auzet et al., 2005; Cerdan et al., 2002; Valentin, 2005], soil moisture and surface roughness play an important role in risk assessment [Loumagne et al., 1991, 2001; Oudin et al., 2003]. Nevertheless, monitoring and modeling these soil surface characteristics remain difficult because of their substantial variation over space and time [Boiffin et al.,

1988; Brown et al., 1990; Zobeck & Onstad, 1987].

In this context, satellite imagery is a powerful tool that can provide accurate and repetitive spatial data. Synthetic-aperture radar (SAR) techniques are particularly useful because they make it possible to monitor soil parameters under any weather conditions [Dobson & Ulaby, 1986; Fung, 1994; Hallikainen et al., 1985; Ulaby et al., 1986]. For bare agricultural soils, the backscattered radar signal depends strongly on the geometric characteristics (roughness) and dielectric properties (moisture content, soil composition) of the soil. Many studies using data collected by space and airborne SAR scatterometers and model simulations have already shown the potential of radar data to retrieve soil parameters (roughness and moisture) [Baghdadi et al., 2002, 2006, 2007, 2008b; Dobson & Ulaby, 1986; Fung et al., 1992; Holah et al., 2005; Le Hegarat et al., 2002; Oh, 2004; Shi et al., 1997; Srivastava et al., 2003-2009; Ulaby et al., 1978; Zribi et al., 2005; Zribi & Dechambre, 2002].

Whatever the SAR configuration, the radar signal follows a logarithmic function with the soil-surface roughness [Fung, 1994; Ulaby et al., 1986]. Ulaby et al. (1978) have shown that the influence of surface roughness decreases with increasing radar frequency. The dynamics of the relationship between the radar signal and roughness parameter are stronger in the L-band than in the C- and X-bands [Baghdadi et al., 2008a; Ulaby et al., 1986]. Moreover, SAR data are more sensitive to soil roughness at high incidence angles [Baghdadi et al., 2008a, 2008b; Zribi & Dechambre, 2002].

The SAR signal increases with increasing soil moisture for values between 0 and 35-40% [Baghdadi et al., 2007; Holah et al., 2005]. Beyond this threshold, the backscattering coefficient becomes constant and then decreases with increasing soil moisture [Holah et al., 2005]. Several studies in the C-band, with the SAR configuration fixed at a single polarization, have shown that the sensitivity of the radar signal to soil moisture is greater at low and medium incidence angles than at high incidence angles (approximately 0.2 dB/% for HH-20°-37° and approximately 0.1 dB/% for HH-39°) [Baghdadi et al., 2006, 2008b; Beaudoin et al., 1990; Srivastava et al., 2003; Zribi & Dechambre, 2002].

However, few studies have been conducted in the X-band. The first results based on microwave measurements in the X-band have

shown that an incidence angle of 25° is appropriate to observe soil moisture [Singh, 2005]. For the TerraSAR-X sensor, Paris Anguela et al. (2010) have found that the sensitivity of the radar signal to soil moisture is approximately 0.35 dB/% for the HH-25° configuration.

The surface area of soil particles in a soil depends on the particle sizes which control the percentage of free and bound water [Srivastava et al., 2009]. Few studies have analyzed the response of the radar signal to soil composition in terms of grain-size distribution (percentages of sand and clay). The grain-size distribution has an effect on dielectric behavior over the entire frequency range (1.4 to 18 GHz) and is most pronounced at frequencies below 5 GHz [Hallikainen et al., 1985]. In the C-band, decreasing soil clay content increases the sensitivity of the radar signal to soil moisture (0.22 dB/% for clay soil: 49% clay, 35% silt and 16% sand; 0.33 dB/% for loamy soil: 17% clay, 48% silt and 35% sand) [Ulaby et al., 1978]. Because the distribution of grain sizes controls the amount of free water that interact with the incident microwave, the amount of free water gives significant contribution to SAR backscatter [Srivastava et al., 2006, 2009].

In the X-band at HH polarization, Prakash et al. (2009) have shown a relationship between the specular scattering coefficient for bistatic scatterometer data and the sand percentage in the soil when surface roughness is less than 1.4 cm. For one plot and one TerraSAR-X acquisition (HH-25°), Paris Anguela et al. (2010) have also shown that a soil with a smaller percentage of clay (soil B: 17% clay, 79% silt and 4% sand) had a TerraSAR signal (HH-25°) 3 dB stronger than that of a more clayed soil (soil A: 32% clay, 64.5% silt and 3.5% sand). The driest upper millimeters of soil B and the low X-band penetration at high moisture content [Nolan & Fatland, 2003] were used to explain the difference in signal between soil B and soil A.

Because soil slaking depends primarily on material properties (moisture, organic-matter content and carbonate content) and decreases infiltration rates, the backscattered radar signal may be sensitive to this soil parameter. Nevertheless, few studies have examined the effect of soil slaking on the radar signal. In the X-band, Stolp & Janse (1986) have carried out a multiple linear regression to relate the backscattering coefficient (HH-15°) to the degree of slaking, the direction of tillage and the incidence angle. Their results are promising and

provide good estimates of the degree of slaking (with an accuracy between 78% and 56%).

Finally, soil parameters are usually estimated from SAR imagery at plot or watershed scales. Few studies have been conducted at the within-plot scale. In fact, the speckle effects and low resolution (between 10 and 30 m) of the first-generation SAR data (ERS, RADARSAT-1 and ASAR) prevented the analysis of small-scale variations. The high spatial resolution of the TerraSAR-X sensor (1 m) provides access to soil-surface heterogeneities at a finer scale. Baghdadi et al. (2008a) have already mentioned signal variations from TerraSAR-X images within agricultural plots. Quantitative analysis were not conducted, but only observations were given from photo-interpretation of SAR images. Paris Anguela et al. (2010) have made a preliminary diagnostic with an analysis from only one bare agricultural plot and in using only one TerraSAR image. In the present work we consolidated and completed these previous investigations in using large database of in situ measurements (soil composition, soil moisture and observations concerning the presence or the absence of crust) and TerraSAR-X images at different radar incidence angle.

The main objective of this study is to analyze the potential of the TerraSAR-X radar sensor to characterize soil-surface parameters at the plot and within-plot scales. The effects of soil moisture, roughness, soil composition and slaking crust on the TerraSAR-X backscattering coefficient are analyzed only over agricultural plots.

2. MATERIAL AND METHODS

2.1. Study site

The study site is the Orgeval watershed (104 km²), which is located to the east of Paris (France; 48°51'N 3°07'E; Figure 1). The site has been managed since 1962 as an experimental basin for hydrological research by the Agricultural and Environmental Engineering Research Center (CEMAGREF) research institute. The Orgeval watershed is mostly composed of agricultural plots intended for growing wheat and maize. It is flat and composed of loamy soils with average percentages of 17% clay, 78% silt, and 5% sand. This soil structure promotes crust development, which increases soil sealing and causes runoff [Boiffin et al., 1990; Eimberck, 1990].

2.2. Satellite data

2.2.1. SAR data:

Fourteen TerraSAR-X images (X-band) were acquired in 2009 and 2010 in Spotlight mode (pixel spacing ~1 m) with HH polarization and incidence angles of 25° and 50°. The incidence angles of each TerraSAR image are summarized in Table 1.

Radiometric calibration of the MGD (Multi Look Ground Range Detected) TerraSAR images was carried out using the following equation [Fritz, 2007]:

$$\sigma^{\circ} = (K_s \cdot DN^2 - NEBN) \cdot \sin(\theta) \quad (1)$$

This equation transforms the digital number of each pixel DN (amplitude of the backscattered signal) into a backscattering coefficient (σ°) corrected for sensor noise (NEBN) on a linear scale. This calibration takes into account the radar incidence angle (θ) and the calibration constant (K_s) provided in the image data. The backscattering coefficients are then calculated in decibels by the following formula:

$$\sigma_{dB}^{\circ} = 10 \cdot \log_{10}(\sigma^{\circ}) \quad (2)$$

This radiometric calibration makes it possible to perform multi-temporal analysis of the different images. All of the images were then co-registered using aerial orthophotos (50-cm spatial resolution) with a root mean square error of the control points of approximately one pixel (i.e., 1 m). This co-registration error was overcome by removing the boundary pixels (two pixels wide) from each training plot relative to the limits defined by the GPS control points.

2.2.2. Optical data:

One optical IKONOS image was acquired on March 14, 2009 in multispectral mode (pixel spacing ~ 4 m). The IKONOS image was calibrated for TOA (top of atmosphere) reflectance and co-registered using aerial orthophotos with a root mean square error of the control points of approximately one pixel (i.e., 4 m).

2.3. Experimental measurements

Simultaneously to the TerraSAR-X acquisitions, ground measurements were performed in thirteen bare training plots in 2009 and 2010 (\pm three hours around the satellite overpass time) (Figure 2). All training plots were flat (slope < 1%). Four soil-surface parameters were observed or measured: moisture content (at the 0-5-cm depth), surface roughness, soil composition, and slaking crust. Meteorological data (precipitation and temperature) were also obtained from five

meteorological stations installed in the basin. Each station is less than 5 km from the center of each plot. Figure 3 shows the mean values of meteorological data recorded in 2009 (a) and 2010 (b) at the five stations.

2.3.1. Soil roughness (*Hrms*):

Measurements of soil roughness were carried out in all of the training plots using 1-m-long needle profilometers with 2-cm sampling intervals. Ten roughness profiles along and across the direction of tillage (five parallel and five perpendicular) were established in each training plot. Two parameters can be calculated from these measurements: the average root mean square surface height (*Hrms*) and the correlation length (*L*) [Ulaby et al., 1986]. The *Hrms* values of the plots obtained during the two field surveys (March to May 2009 and March 2010) varied between 0.4 and 3.9 cm. The lower values (0.4 to 1.5 cm) corresponded to sown plots, whereas the higher values (above 1.5 cm) corresponded to fallow and recently ploughed plots. The correlation length (*L*) varies from 2.3 cm in sown fields to 9.3 cm in ploughed fields. As shown in Figure 4, the relationship between the *Hrms* and the correlation length can be modeled by a linear regression [Davidson et al. 2003, Baghdadi et al. 2008a]. Nevertheless, inverting the two parameters *Hrms* and *L* separately in the inversion of radar measurements seems to be a difficult task because our TerraSAR images contain a single band per pixel (one polarization and one incidence angle).

The error on the roughness computation is influenced mainly by the roughness profiles length, the number of profiles, and the horizontal resolution (sampling interval) of profiles.

According to Oh and Kay (1998), the roughness profiles length should be at least $40L$ and $200L$ (where *L* is the correlation length) in order to obtain the *Hrms* and the correlation length with a precision of 10%. Lievens et al. (2009) and Callens et al. (2006) have demonstrated that shorter profiles result in lower *Hrms* and correlation length. A significant underestimation of roughness parameters is observed for short profiles and large correlation length. The number of averaged profiles that is required to obtain a standard deviation on *Hrms* and *L* less than 10% is dependent of profile length. Lievens et al. (2009) demonstrated that less than 10 averaged profiles are required for 1 m profile to obtain a standard deviation of *Hrms* lower than 10%, whereas the same accuracy (better than 10%) for correlation length only becomes feasible for at

least 15 averaged profiles. The precision on the correlation length measurements should be about 15 to 20% for the range of correlation length measured within our bare agricultural fields, with 1m profile and 10 average profiles (higher standard deviation for large correlation length). The precision associated with the measurements of *Hrms* and *L*, were also dependent on the horizontal spacing between height points (Δx). Oh and Kay (1998) suggested that the surface should be sampled at a spacing no longer than $0.2L$ and no more than $0.5L$ for the same precision of about 5% on the correlation length and the *Hrms* surface height, respectively. For our range of correlation length, the accuracy of roughness parameters with a spacing of 2 cm should be better than $\pm 10\%$ for *Hrms* and between $\pm 10\%$ and $\pm 20\%$ for large and small correlation lengths, respectively. According to Lievens et al. (2009), an increase in horizontal spacing causes a decrease in *Hrms* and an increase in correlation length, which are more pronounced for surfaces with small correlation length. Moreover, the standard deviation of roughness parameters with a spacing of 1.5 cm is better than $\pm 5\%$ for *Hrms* and better than $\pm 15\%$ for correlation length.

Also, only the relationship between the *Hrms* surface height and the radar signal was used in this study; ten 1-m-long profiles are not sufficient to estimate *L* parameter with accuracy lower than 15% [Oh & Kay, 1998].

Finally, most of our training plots don't have marked row directions because they correspond to old winter ploughed without row direction (isotropic surface).

2.3.2. Soil moisture (*mv*):

In most studies of microwave measurements carried out over bare soils, experimental relationship between soil moisture and backscattering coefficient are provided by mean volumetric water contents measured to a soil depth, generally 0-5 cm. At X-band, no experimental measurements were conducted in field condition and the low penetration of this radar wavelength is only based on theoretical study. So, the penetration depth of the X-band is not yet known.

In this study, between fifteen and twenty-eight gravimetric soil-moisture samples (depth: 0-5 cm) were collected per day for each training plot. The location of each gravimetric measurement was recorded using a GPS device. All gravimetric measurements were converted into volumetric moisture (*mv*) based on bulk

density. Five bulk-density measurements were made for each training plot using 9-cm-long cylindrical samples with volumes of 500 cm^3 . Bulk-density values varied between 0.9 and 1.4 g.cm^{-3} . The soil moisture of each plot (or part of a plot) was assumed to be equal to the mean value estimated from the samples collected in that plot (or part of a plot). The two field surveys in 2009 and 2010 covered a large range of soil moisture, between 12.6% and 39.8% (see Table 1). The standard deviation of soil moisture measurements varied between 0.6% and 2.75% per each training plot (or part of a plot).

2.3.3. Soil composition:

Soil composition was analyzed only in the training plots studied in 2009. For each training plot, ten soil samples were analyzed for their percentages of clay, sand and silt. The analysis showed that the surface soils within the training plots could be classified into two categories of loam:

- soil I: clay = $24\% \pm 1.9\%$; silt = $71\% \pm 1.7\%$; sand = $5\% \pm 1.5\%$.
- soil II: clay = $16\% \pm 0.9\%$; silt = $78\% \pm 2\%$; sand = $6\% \pm 1.3\%$.

The major differences between these two soils corresponded to small variations in clay and silt content (clay = 8%, silt = 7%). The largest difference in clay content between soil I and soil II was found in plot D (~10%), and the smallest value was found in plot G (~3%). The differences in sand content were very small (mean ~1%).

2.3.4. Slaking crust:

The structure of bare soils can be modified by the energy of impact of raindrops, and a slaking crust can be formed on the soil surface. A slaking crust decreases the infiltrability of the soil, favoring runoff. This phenomenon is commonly observed on loamy soils and is dependent on soil composition (clay and silt content, organic matter and carbonate content).

The presence or absence of slaking crust on the soil surface was noted during the 2009 field survey. Slaking crust blocks the porosity of the soil surface, creating a layer of compacted soil that is often visible to the naked eye. The stagnation of water and the presence of a thin, continuous and consistent surface layer (crust) indicate the spatial extent of the slaking crust.

In March 2009, we observed slaking crust with a thickness of approximately 1 cm on soil II ($16\% \pm 0.9\%$ clay, $78\% \pm 2\%$ silt and $6\% \pm 1.3\%$ sand). In April and May 2009, no slaking

crusts were observed within the training plots due to tillage operations that had removed the soil crusts and increased the porosity of the topsoil.

3. RESULTS

3.1. TerraSAR-X signal and soil-surface roughness

For bare soils, surface roughness plays an important role in the amount of energy returned to the radar instrument. The sensitivity of the TerraSAR-X signal (σ°) in HH polarization to surface roughness ($Hrms$) at the plot scale was analyzed for both incidence angles (25° and 50°). The database was classified into three soil-moisture groups: $10\% < m_v < 15\%$ (low), $15\% < m_v < 25\%$ (medium) and $25\% < m_v < 40\%$ (high). For each incidence angle and soil-moisture group, the relationship between σ° and $Hrms$ was analyzed.

For high soil moisture, σ° could be modeled by a logarithmic function according to $Hrms$ for either incidence angle (Figures 5a and 5b), and σ° was more sensitive to surface roughness at a high incidence angle (50°) than at a low incidence angle (25°). The mean difference between the σ° values of the smoothest ($Hrms = 0.7 \text{ cm}$) and roughest areas ($Hrms = 3 \text{ cm}$) reached a maximum of 1.9 dB at 25° (Figure 5a) and approximately 3.5 dB at 50° (Figure 5b). Similar dynamics of the TerraSAR-X signal and surface roughness have been observed by Baghdadi et al. (2008a). Moreover, at an incidence angle of 25° , the backscattering coefficient quickly reaches its maximum level for an $Hrms$ of approximately 0.8 cm (Figure 5a). Beyond this threshold, the backscattering coefficient becomes constant regardless of the roughness. Roughness values of less than 0.8 cm are rare in agricultural areas. Therefore, for agricultural applications, soil-roughness mapping is not feasible using X-band SAR data at a low incidence angle.

For medium soil moisture, the backscattering coefficient was almost constant for $Hrms$ surface heights between 1.1 and 2.7 cm at either incidence angle (Figures 5a and 5b).

The lack of roughness data for low soil-moisture conditions made it possible to perform only partial observations for the 50° incidence angle. As observed for medium soil moisture, σ° values for low soil moisture seem to be independent of

surface roughness for H_{rms} surface heights between 1.1 and 2.7 cm (Figure 5b).

The backscattering coefficients of soils with the same roughness but different soil-moisture levels (medium and high) were also compared. At a 25° incidence angle and for H_{rms} values between 1.1 and 2.7 cm, the backscattering coefficient of a soil with medium moisture content was approximately 4.0 dB lower than that of the same soil with high moisture content (Figure 5a). This difference of 4.0 dB was larger than that observed between smooth ($H_{rms} \sim 0.4$ cm) and rough ($H_{rms} \sim 3$ cm) soils (1.9 dB). At a 50° incidence angle and for H_{rms} surface heights between 0.8 and 2.7 cm, the backscattering coefficient of a soil with medium moisture content was approximately 1.5-5 dB lower than that of the same soil with high moisture content (Figure 5b). The difference in the backscattering coefficient between soils with different levels of moisture was smaller than the dynamics of the backscattering coefficient with changes in roughness at high soil moisture (3 dB for H_{rms} values between 0.8 and 2.7 cm, Figure 5b) for the smoothest areas and larger for the roughest areas. The lack of roughness data with low moisture content made it possible to perform only partial observations. At a 50° incidence angle and for H_{rms} values between 1.2 and 2.9 cm, the backscattering coefficient for low soil moisture was lower by approximately 4-6 dB than that of soils with high soil moisture (Figure 5b). This difference was larger than the difference in backscattering coefficient between soils with different levels of roughness at high soil moisture (2.1 dB for H_{rms} between 1.2 cm and 2.9 cm, Figure 5b).

In conclusion for agricultural bare plots, the effects of soil roughness on the TerraSAR-X signal are small and function of the moisture content. Consequently, the backscattering coefficient σ° (dB) in the X-band cannot be expressed as the sum of one function dependent on soil moisture and another dependent on H_{rms} surface height, as is commonly assumed for the L- and C-bands [Baghdadi et al., 2006; Zribi & Deschambre, 2002].

3.2. TerraSAR-X signal and soil moisture content

The high spatial resolution of the TerraSAR data (1 m) made it possible to analyze the radar signal according to soil moisture at the plot and within-plot scales. The mean backscattering coefficient was estimated for each training plot according to

the scale of interest and plotted as a function of in situ soil-moisture measurements regardless of roughness. Figure 6 illustrates the dynamics of the radar backscattering coefficient versus soil moisture for HH polarization at low (25°) and high (50°) incidence angles. Overall, the scattering behavior of the soil increased with soil moisture. The wide range of soil-moisture measurements (13-40%) made it possible to establish linear relationships between the radar signal and the soil moisture for each incidence angle. The sensitivity of the radar signal to soil moisture was 0.411 dB/% for the TerraSAR-X data at 25° (Figure 6a). Paris Anguela et al. (2010) have observed a sensitivity of the same order using a single TerraSAR-X image and simulated data from the IEM model (X-HH-26°: 0.35 dB/%). For the high incidence angle (50°), the sensitivity of the TerraSAR-X signal to soil moisture decreased to 0.323 dB/% (Figure 6b). This analysis demonstrates that the SAR signal in the X-band is slightly more sensitive to soil moisture at a low incidence angle (25°), but soil-moisture mapping can be carried out with either low or high incidence angles (because both showed high sensitivities). This decreasing radar sensitivity with increasing incidence angle is consistent with other studies performed using C-band SAR data. Indeed, several studies using C-band data (ERS, RADARSAT, ASAR) have shown higher sensitivities between the radar signal and soil moisture for low incidence angles (0.2-0.3 dB/%) than for high incidence angles (0.1 dB/%) [Baghdadi et al., 2008a; Le Hégarat et al., 2002; Quesney et al., 2000; Srivastava et al., 2003]. Finally, the sensitivity of the radar signal to soil moisture appears to be higher in the X-band than in the C-band, regardless of the incidence angle. Theoretical surface backscattering models show approximately the same sensitivity between radar signal and soil moisture for these two radar wavelengths (Fung, 1994). The increasing in the sensitivity of radar signal to soil moisture at X-band could be due particularly to volume scattering effect. First, radar signal increases with soil moisture for C- and X-bands. In the other hand, the volume scattering term is certainly higher at C-band than at X-band for low and medium moistures due to more important penetration of waves. This means that at C-band, the dynamic of radar signal with soil moisture variation could be lower at C-band because of this scattering term added for low and medium soil moistures. This decrease in radar dynamic induces a decreasing of sensitivity at C-band.

3.3. TerraSAR-X signal and soil composition

The sensitivity of the TerraSAR-X signal to soil composition was studied using images acquired in 2009 because the soil-composition analysis focused on the training plots measured in 2009. Heterogeneities within plots were observed in the TerraSAR-X images only on March 17 and 18, 2009 (Figures 2 and 7). These variations within the training plots were also observed in the IKONOS image (Figure 7j).

To investigate these differences, soil samples were taken in each training plot to determine the particle-size distribution within plots. According to the soil-composition analysis, the zones with low radar-signal values (darker zones) were more clayey (soil I: 24% clay, 71% silt and 5% sand) than the zones with high radar-signal values (brightest zones; soil II: 16% clay, 78% silt and 6% sand). Also, the variations in the TerraSAR-X signal within plots were spatially correlated with the variations in soil composition on the two acquisition dates (March 17 and 18). The mean differences in σ° between soil-II zones and soil-I zones had the same order of magnitude for the HH-25° (March 17: 2.6 dB) and HH-50° (March 18: 2.3 dB) configurations.

Simulations using the IEM radar-backscattering model [Fung, 1994] were also carried out for the two soil compositions (I and II). The surface-roughness (H_{rms} , l) and soil moisture (mv) values measured during the field survey were used to run the simulations. In the IEM model, the Hallikainen equations [Hallikainen et al., 1985] are used to calculate the dielectric constant according to the percentages of sand and clay. Our results showed that the X-band data did not discriminate the two soil categories (the variations between these soil categories were less than 1 dB in the X-band). These results were expected because the difference in soil composition between soil categories II and I was small. Indeed, the two soil compositions measured within the plots had a maximum mean difference in clay content of approximately 10% (training plot D). Several studies in the C- and L-bands have shown that the radar signal is directly dependent on the amount of sand and clay, but only for soil compositions that are very different (differences in clay content of more than 30%) [Dobson & Ulaby, 1981; Schmugge et al., 1976; Ulaby et al., 1978].

Similarly, the mean differences in sand content between the two soil categories did not exceed 1%. Prakash et al. (2009) has shown that the specular-scattering coefficient of X-band bistatic scatterometer data at HH polarization is strongly

dependent on the percentage of sand in the soil when the surface is smooth. The change in the specular-scattering response with variations in soil composition is difficult to observe when the soil is rough ($H_{rms} > 1.4$ cm). On March 2009, the smoothest training plots had a roughness of approximately 1.9 cm. Therefore, changes in scattering with changes in soil composition within our rough plots were not clear in the TerraSAR data.

Thus, the TerraSAR-X signal was not directly sensitive to the soil composition in our training plots. Nevertheless, the spatial variation in the TerraSAR signal at the within-plot scale was correlated with the spatial distribution of soil composition in some TerraSAR-X acquisitions.

3.4. TerraSAR-X signal and soil crust

During the field survey in March 2009, slaking crust was observed on soil II and not on soil I. We studied the effect of the soil-II crust on the radar signal for seven training plots of 2009. Because soil crusts modify the water-retention properties and infiltration rates of the soil [Augeard, 2006; Musy & Soutter, 1991], the differences in soil moisture between soil II and soil I ($mv_{soil II} - mv_{soil I}$) were compared to the differences in the TerraSAR signal ($\sigma^\circ_{soil II} - \sigma^\circ_{soil I}$).

The mean difference in signal calculated from the March 17 and March 18 images between the soil-II and soil-I zones was approximately +2.5 dB (Table 3) for a mean difference in moisture content of approximately +4.5% (2.9-7.2%, depending on the training plot) (Table 2). The difference in soil moisture between soils I and II can be explained by the difference in the soil-surface structure (i.e., the presence or absence of slaking crust). During the winter dry period (March 11 to March 22, Figure 3), soil I dries faster than soil II. In soil II, evaporation is limited by the crust, and the moisture content is retained longer than in soil I. Thus, the moisture-content values of soil I were lower than those of soil II. Because the TerraSAR signal is highly sensitive to soil moisture (section 3.2), the variations in moisture content between the two soils generated differences in the backscattered signal.

On March 25 and 26, the mean difference in signal between soil-II and soil-I zones was less than 1 dB (Table 3) for an average difference in moisture content of less than 1% (Table 2). Thus, no variation in either soil moisture or TerraSAR-X signal was observed within the plots on these dates. After rainy events (2.7 mm

on March 23 and 4.7 mm only three hours before the March 25 acquisition; Figure 3), the moisture content of soil I increased strongly (by approximately +4.5%) because soil I absorbed both precipitation and streaming water coming from soil II. The moisture content of soil II increased slightly (by approximately 1%) because the soil crust prevented water infiltration and favored hydric inertia. Because the moisture content of soil I increased and the moisture content of soil II stayed constant, the difference in moisture content between the two soils disappeared.

For the other acquisition dates between April 8 and May 11, 2009, tillage had destroyed the soil crust and increased the porosity of soil II. Without crust, the compositions of the two soils were too similar to generate a difference in moisture content between soil I and soil II (< 1%), and no differences in signal were observed between the two soils.

Thus, variations in the TerraSAR-X signal within plots were correlated with differences in the soil-surface structure between the two soils. The slaking crust on soil II generated differences in moisture content between soil I and soil II under certain conditions.

4. CONCLUSIONS

This study analyzes the potential of high-spatial-resolution data from the TerraSAR-X sensor to monitor the soil-surface characteristics of bare agricultural soils (roughness, moisture, composition and structure) at plot and within-plot scales. The backscattering coefficients obtained from multi-temporal SAR acquisitions at HH polarization and two incidence angles (25° and 50°) were compared to ground observations and measurements. Our results are promising for retrieving soil moisture information from TerraSAR-X data and for monitoring the dynamics of slaking crust hydric states within plots. The results are summarized below.

For high soil moisture ($25 < m_v < 40\%$), the sensitivity of the TerraSAR-X backscattering coefficient to soil roughness is slightly higher at a 50° incidence angle (3.5 dB) than at a 25° incidence angle (1.9 dB). Moreover, for either incidence angle, the variation in the radar signal with surface roughness is smaller for soils with moisture contents between 15% and 25% than for soils with moisture contents over 25%. The sensitivity of the TerraSAR signal at 25° to soil roughness for areas with high moisture content

($25\% < m_v < 40\%$) is lower than the difference in signal between two areas with different moisture contents ($15\% < m_v < 25\%$ and $25\% < m_v < 40\%$). At 50°, the change in σ° with surface roughness for high soil moisture is larger than the variation in the signal between two smooth soils ($H_{rms} \sim 0.8$ cm) with different soil moisture levels ($15\% < m_v < 25\%$ and $25\% < m_v < 40\%$) and is slightly smaller in the case of rough areas ($H_{rms} \sim 2.7$ cm). Therefore, in the X-band, a high incidence angle (50°) is the optimal configuration for soil-roughness monitoring in agricultural areas (bare soils).

The sensitivity of the TerraSAR-X signal to soil moisture is greater at a low incidence angle than at a high incidence angle (25°: 0.411 dB/%; 50°: 0.323 dB/%). Thus, an increase in moisture content of approximately 5% generates an increase in the backscattered signal of approximately 2.0 dB at a 25° incidence angle and 1.6 dB at a 50° incidence angle.

The X-band SAR signal is not sensitive to slight differences in soil composition in bare agricultural fields (the maximum differences in our plots were 10% in clay and 1% in sand). So, when variations of composition engender variations of soil moisture (due to variations of soil structure and meteorological conditions), the spatial extent of soil composition can be observed within plots on TerraSAR-X signal.

Variations in the TerraSAR-X signal within reference plots are correlated with the hydric evolution of soil crust. Soil with slaking crust (soil II) has a greater hydric inertia than soil without crust (soil I). Consequently, following rainfall or dry events, soil moisture in the upper centimeters may differ between the two soil structures, resulting in variations in the TerraSAR-X signal within the field. Thus, it is sometimes possible to track surface degradation due to the slaking process using the TerraSAR-X sensor.

Because of the low sensitivity to surface roughness and the high sensitivity to soil moisture, the use of TerraSAR-X data at HH polarization with a single incidence angle is a promising method for estimating soil parameters. Further studies are needed to analyze the complementary polarizations and incidence angles. Similarly, the synergy between the X-band (TerraSAR-X) and other SAR wavelengths (PALSAR/ALOS, RADARSAT-2, ASAR/ENVISAT) should be examined.

Acknowledgments

The authors wish to thank DLR (the German Space Agency) for kindly providing the TerraSAR-X images (proposal HYD0007 and HYD0542). We extend our thanks to Noveltis and CNES (the French Space Study Center), which financed this study. We also thank S. Follain for helping to interpret the soil results, Elie Saba for helping to compute IEM simulation and P. Ansart, G. Tallec and Y. Hachouch for helping to collect field data.

REFERENCES

- Aly, Z., Bonn, F. J., Magagi, R. (2007). Analysis of the backscattering coefficient of salt-affected soils using modeling and radarsat-1 SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, n° 2: 332 – 341
- Augeard, B. (2006). Mécanismes de genèse du ruissellement sur sol agricole drainé sensible à la battance. Etudes expérimentales et modélisation. *Doctorat Sciences de l'eau, Unité de Recherche Hydrosystèmes et Bioprocédés, ENGREF 06ENGR0010*, 236 p.
- Auzet, A.V., Kirkby, M.J., Van Dijk, P. (2005). Surface characterisation for soil erosion forecasting. *Catena*, vol. 62, n° 2–3: 77–78.
- Baghdadi, N., Gaultier, S., King, C. (2002). Retrieving surface roughness and soil moisture from SAR data using neural network. *Canadian Journal of Remote Sensing* vol. 28, n° 5: 701–711.
- Baghdadi, N., Holah, N., Zribi, M., (2006). Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, n° 10: 1907–1920.
- Baghdadi, N., Aubert, M., Cerdan, O., Franchistéguy, L., Viel, C., Martin, E., et al. (2007). Operational mapping of soil moisture using synthetic aperture radar data: application to Touch basin (France). *Sensors Journal*, vol. 7: 2458–2483.
- Baghdadi, N., Zribi, M., Loumagne, C., Ansart, P., & Paris Anguela, T. (2008a). Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote sensing of Environnement*, vol. 112, n° 12: 4370–4379.
- Baghdadi, N., Cerdan, O., Zribi, M., Auzet, V., Darboux, F., El Hajj, M., et al. (2008b). Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics: application to hydrological and erosion modelling. *Hydrological Processes*, vol. 22, n° 1: 9–20.
- Beaudoin, A., Gwy, Q.H.J., Le Toan, T. (1990). SAR observation and modelling of the C-band backscatter variability due to multi-scale geometry and soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, vol. 28: 886–894.
- Boiffin, J., Papy F., & Eimberck, M. (1988). Influence des systèmes de culture sur les risques d'érosion par ruissellement concentré : Analyse des conditions de déclenchement de l'érosion. *Agronomie*, vol. 8: 663–673.
- Callens, M., Verhoest, N., Davidson, M. (2006). Parametrization Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 2: 691 – 695.
- Cerdan, O., Poesen, J., Govers, G., Saby, N., Le Bissonnais, Y., Gobin, A., Vacca, A., Quinton, J., Auerswald, K., Klik, A., Kwaad, F.J.P.M., Roxo, M.J. (2006). Sheet and rill erosion rates in Europe. In *soil Erosion in Europe*, Boardman J., Poesen J (eds), chap. 38. Wiley : Chichester, UK: 501–513.
- Davidson, M., Mattia, F., Satalino, G., Verhoest, N., Le Toan, T., Borgeaud, M., Louis, J., Attema, E. (2003). Joint statistical properties of RMS height and correlation length derived from multisite 1-m roughness measurements. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 41: 1651–1658.
- Dobson, M.C., & Ulaby, F.T. (1981). Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture and soil texture: Part III- soil tension. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 19: 51–61.
- Dobson, M.C., & Ulaby, F.T. (1986). Active microwave soil moisture research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-24, n° 1: 23–36.
- Eimberck, M. (1990). Facteurs d'érodibilité des sols limoneux: réflexions à partir du Pays de Caux. Cah. (In French.). *ORSTOM, série Pédologique*, vol. XXV, n° 1-2: 81–94.
- Fung, A.K., & Chen, K.S. (1992). Dependence of the surface backscattering coefficients on roughness, frequency and polarization states. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13: 1663–1680.
- Fung, A.K. (1994). Microwave Scattering and Emission Models and their Applications. *Artech House, Norwood, Massachusetts* : 573 p.
- Fritz, T. (2007). TerraSAR-X Level 1b Product Format Specification", *TX-GS-DD-3307*, n° 1.3.
- Govers, G., Takken, I., Helming, K. (2000). Soil roughness and overland flow, *Agronomie*, vol. 20: 131–146.
- Hallikainen, M., Ulaby, F., Dobson, F., El Rayes, M., & Wu, L. (1985). Microwave dielectric behavior of wet soil. Part I : Empirical models and experimental observations, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 23: 25–34.
- Holah, N., Baghdadi, N., Zribi, M., Bruand, A., & King, C. (2005). Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environnement*, vol. 96, n° 1: 78–86.
- King, D., & Le Bissonnais, Y. (1992). Rôle des sols et des pratiques culturelles dans l'infiltration et l'écoulement des eaux . Exemple du ruissellement et de l'érosion sur les plateaux limoneux du nord de l'Europe. *C. R. Acad. FR.*, vol. 78, n° 6: 91–105.
- Lasne, Y., Paillou, Ph., Ruffié, G., Serradilla, C., Demontoux, F. (2008). Effect of salinity on the dielectric properties of geological materials: implication for soil moisture detection by means of remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, n° 6: 1674–1688.
- Le Bissonnais, Y., & Singer, M.J. (1992). Crusting, Runoff and erosion Response to soil Water Content and Successive Rainfalls. *Soil Science Society American Journal*, vol. 56: 1898–1903.
- Le Hégarat Mascle, S., Zribi, M., Alem, F., Weisse, A., & Loumagne, C. (2002). soil moisture estimation from ERS/SAR data : toward an operational methodology. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, n° 12: 2647–2658.
- Lievens, H., Vernieuwe, H., Alvarez-Mozos, J., De Baets, B., Verhoest, N., (2009). Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: an analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors Journal*, vol. 9: 1067–1093.
- Loumagne, C., Michel, C., Normand, M. (1991). Soil water conditions and forecasting rain water runoff. *Journal of Hydrology*, vol. 123: 1–17.
- Loumagne, C., Weisse, A., Normand, M., Riffard, M., Quesney, A., Le Hégarat-Masclé, S., Alem, F. (2001). Integration of remote sensing data into hydrological models for flood forecasting. *Remote Sensing and Hydrology 2000*,

- IASH Red Book Pub., n°267, edited by Brubaker, Ritchie, Rango: 592-594.
- Musy, A., et Soutter, M. (1991).** Physique du sol. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne, Suisse, 335p.
- Nolan, M., & Fatland, D.R. (2003).** Penetration Depth as a DInSAR Observable and Proxy for soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° 3: 532-537.
- Oh, Y., & Kay, Y. (1998).** Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 2: 691 – 695.
- Oh, Y. (2004).** Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, n° 3: 596 – 601.
- Oudin, L., Weisse, A., Loumagne, C., Le Hegarat-Masclé, S. (2003).** Assimilation of soil moisture into Hydrological models for flood forecasting a variational approach. *Canadian Journal of Remote sensing*, vol. 29, n° 6: 679-686.
- Paris Anguela, T., Zribi, M., Baghdadi, N., Loumagne, C. (2010).** Analysis of local variation of soil surface parameters with TerraSAR-X radar data over bare agricultural fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* vol. 48, n° 2: 874–881.
- Prakash, R., Singh, D., Pathak, N.P. (2009).** Microwave specular scattering response of soil texture at X-band. *Advances in Space Research*, vol. 44, n° 7: 801–814.
- Quesney, A., Le Hegarat-Masclé, S., Taconet, O., Vidal-Madjar, D., Wingneron, J.P., Loumagne, C., & Normand, M. (2000).** Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote sensing of environment*, vol. 72, n° 3: 290-303.
- Schmugge, T., Wilheit, T., Webster, W., & Gloerson, P. (1976).** Remote sensing of soil moisture with microwave radiometers-II. *NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, MD, 20771. NASA Technical Note TN-D-8321.*
- Shao, Y., Hu Q., Guo, H., Lu, Y., Dong, Q., Han, C. (2003).** Effect of dielectric properties of moist salinized soils on backscattering coefficients extracted from RADARSAT image. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41: 1879 – 1888.
- Shi, J., Wang, J., Hsu, A.Y., O'Neill, P.E., 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*, vol. 35, n° 5: 1254–1266.
- Singh, D. (2005).** A simplistic incidence angle approach to retrieve the soil moisture and surface roughness at X-band. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing*, vol. 43, n° 11: 2606-2611.
- Srivastava, H.S., Patel, P., Manchanda, M.L., Adiga, S. (2003).** Use of multiincidence angle RADARSAT-1 SAR data to incorporate the effect of surface roughness in soil moisture estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° 7: 1638–1640.
- Srivastava, H.S., Patel, P., Navalgund, R.R., (2006).** Incorporating soil texture in soil moisture estimation from extended low-1 beam mode RADARSAT-1 SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, n°12-14: 2587– 2598.
- Srivastava, H.S., Patel, P., Sharma, Y., Navalgund R.R. (2009).** Large area soil moisture estimation using multi-incidence-angle RADARSAT-1 SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 8: 2528–2535.
- Stolp, J., Janse, A.R.P. (1986).** X-band radar backscattering for detecting spatial distribution of soil slaking. *ITC Journal*, vol. 1: 82-87.
- Taylor, G. R., Mah, H.A., Kruse, F.A., Kierein-Young, K.S., Hewson, R.D., & Bennett, B.A. (1996).** Characterization of saline soils using airborne radar imagery. *Remote Sensing Environment*, vol. 57: 127 - 142.
- Ulaby, F.T., Batlivala, P.P., & Dobson, M.C. (1978).** Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture, and soil texture: Part I – Bare soil. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-16, n° 4: 286-295.
- Ulaby, F.T., Moore, R.K., & Fung, A.K. (1986).** Microwave Remote Sensing, Active and Passive, From Theory to Applications, vol. 3, Artech House, Inc., 685 Canton Street, Norwood, MA 02062, 1098 p.
- Valentin, C., Poesen, J., Li, Y. (2005).** Gully erosion: impacts, factors and control. *Catena* vol. 63, n° 2–3: 132–153.
- Valentin, C., & Bresson, L.M. (1992).** Morphology, genesis and classification of surface crusts in loamy and sandy soils. *Geoderma*, vol. 55: 225-245.
- Wu, Q., Wang, M. (2007).** A framework for risk assessment on soil erosion by water using an integrated and systematic approach. *Journal of hydrology*, vol. 337: 11-21.
- Zobeck, T.M., & Onstad, C.A. (1987).** Tillage and rainfall effects on random roughness: a review. *Soil & Tillage Research*, vol. 9: 1-20.
- Zribi, M., Dechambre, M. (2002).** A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 84: 42–52.
- Zribi, M., Baghdadi, N., Holah, N., Fafin, O. (2005).** New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion. *Remote Sensing of Environment*, vol. 96: 485–496.

Tables and Figures

Table 1. Characteristics of TerraSAR images and in situ soil-moisture measurements.

SAR acquisition date dd/mm/yy	Incidence angle	In situ soil moisture (%) [Min; Max]
17/03/09	25°	[24.7; 32.3]
18/03/09	50°	[24.5; 29.8]
25/03/09	50°	[24.1; 31.0]
26/03/09	25°	[23.9; 32.7]
08/04/09	25°	[16.8; 27.5]
09/04/09	50°	[15.2; 26.3]
17/04/09	25°	[14.1; 16.4]
20/04/09	50°	[18.3; 23.9]
11/05/09	25°	[25.8; 31.3]
01/03/10	50°	[33.4; 39.8]
02/03/10	25°	[32.7; 39.0]
04/03/10	25°	[27.3; 34.3]
12/03/10	50°	[12.6; 29.0]
13/03/10	25°	[14.9; 26.3]

Table 2. Variations in soil moisture within the training plots (%). For each date and training plot, the difference in soil moisture between soil II and soil I is shown. Slaking crust was observed on soil II on March 17, 18, 25 and 26, 2009. N.A.: not available.

Training plot ID	TerraSAR-X acquisition date (dd/mm/yy)								
	17/03/09 HH-25°	18/03/09 HH-50°	25/03/09 HH-50°	26/03/09 HH-25°	08/04/09 HH-25°	09/04/09 HH-50°	17/04/09 HH-25°	20/04/09 HH-50°	11/05/09 HH-25°
A	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	1.6	0.1	N.A.
B	N.A.	5.2	N.A.	2.7	0.5	1.4	0.9	0.2	0.2
C	4.7	3.7	0.5	-1.6	-1.4	-0.3	1.0	0.6	1.1
D	5.1	7.2	N.A.	1.0	N.A.	-1.4	0.1	0.4	0.4
E	3.1	2.9	0.2	-1.0	-0.4	0.1	0.1	0.7	N.A.
F	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.
G	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	0.7	0.9	0.1
Mean ($mv_{soil II} - mv_{soil I}$) of training plots C, D, E	4.3	4.6	0.3	-0.5	-0.6	-0.5	0.4	0.6	0.7

Table 3. Variations in the TerraSAR-X signal within the training plots (dB). For each date and training plot, the difference between the radar signal of soil II and that of soil I is shown. Slaking crust was observed on soil II on March 17, 18, 25, and 26, 2009. N.A.: not available.

Training plot ID	TerraSAR-X acquisition date (dd/mm/yy)								
	17/03/09	18/03/09	25/03/09	26/03/09	08/04/09	09/04/09	17/04/09	20/04/09	11/05/09
	HH-25°	HH-50°	HH-50°	HH-25°	HH-25°	HH-50°	HH-25°	HH-50°	HH-25°
A	1.6	1.5	0.5	0.8	0.3	-0.1	-0.2	0.1	1.4
B	2.7	2.1	-2.3	-0.7	0.6	-0.4	-0.5	0.5	-0.6
C	2.4	2.3	-0.1	-0.1	0.4	0.3	0.1	0.7	0.3
D	2.6	2.3	-1.1	0.1	0.7	0.8	-0.5	0.6	-0.2
E	2.8	2.3	-0.4	-0.2	0.8	1.3	N.A.	0.5	0.3
F	2.2	2.6	0.1	-0.4	0.7	0.8	-0.7	N.A.	1.2
G	1.1	1.1	-0.5	0.1	0.7	0.8	-0.1	0.9	0.1
Mean ($\sigma^{\circ}_{soilII} - \sigma^{\circ}_{soilI}$) of training plots C, D, E	2.6	2.3	-0.5	-0.1	0.6	0.8	-0.2	0.6	0.1



Figure 1. Location of the Orgeval watershed (France; central coordinates: 48°51'N, 3°07'E).

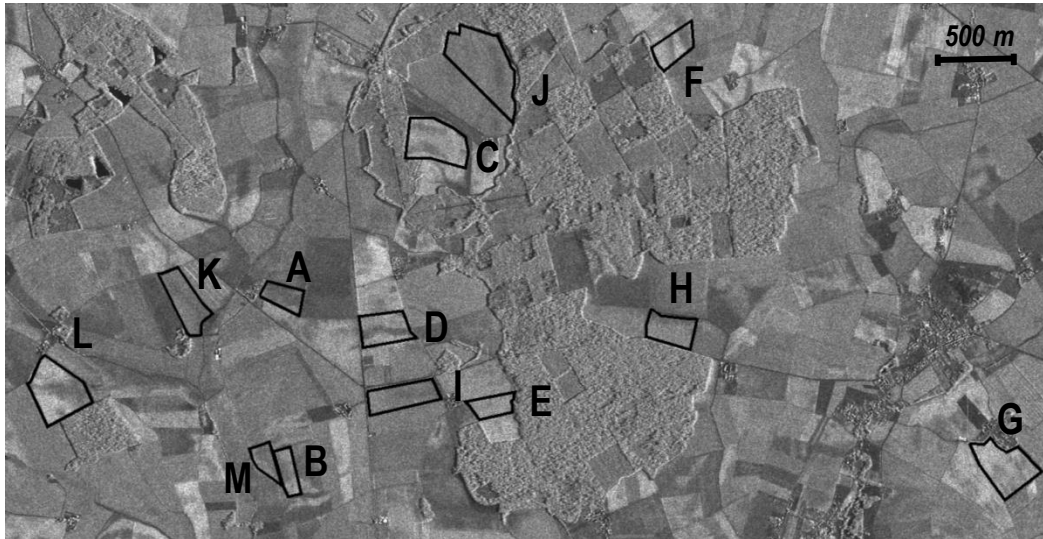
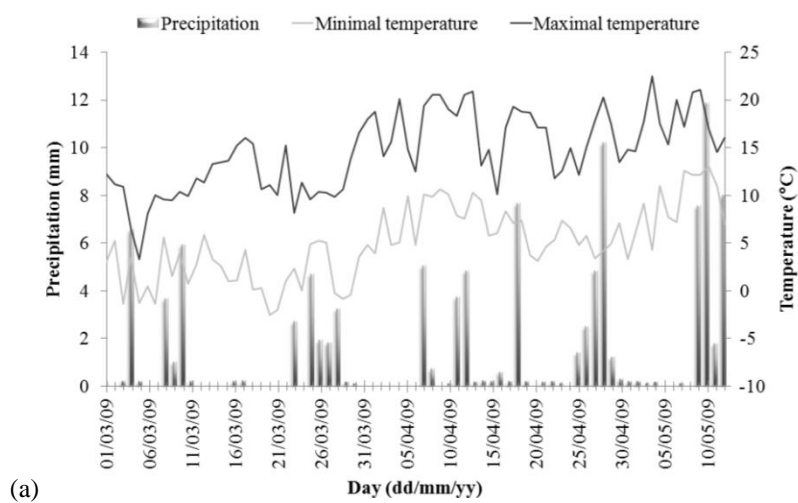


Figure 2. A portion of a TerraSAR-X image (HH-25°, 17 March 2009) of the Orgeval site (central coordinates: 48°52'N, 3°06'E). Field surveys were performed in seven plots (A to G) in 2009 and six plots (H to M) in 2010. The reference plots are outlined in black.



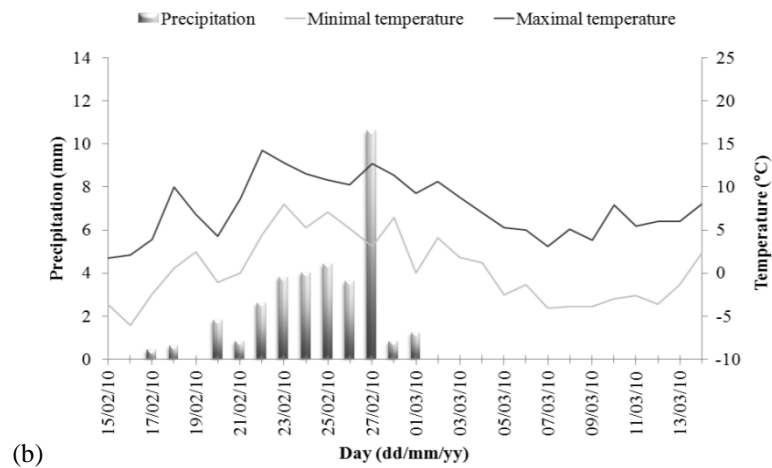


Figure 3. Meteorological data averaged over the five stations installed in the basin: daily precipitation (mm) and minimum and maximum temperatures in 2009 (a) and 2010 (b).

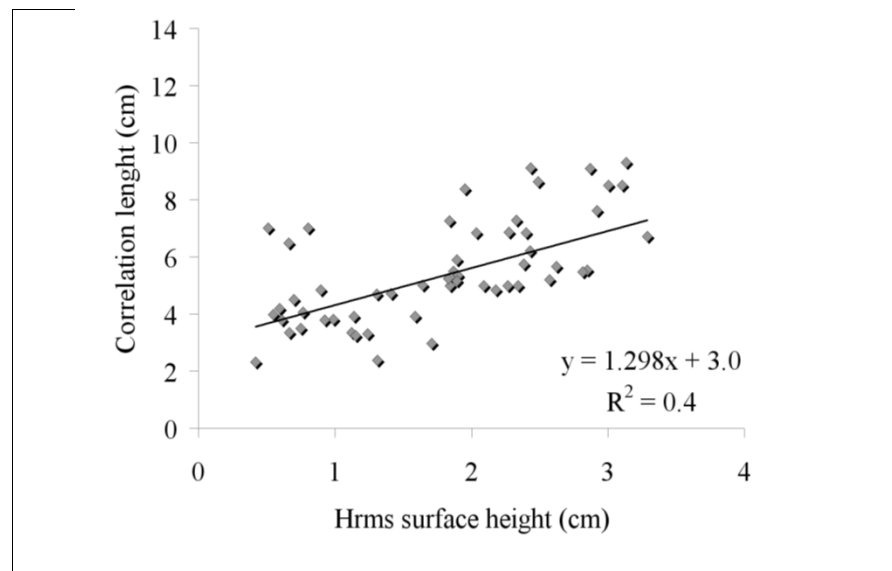
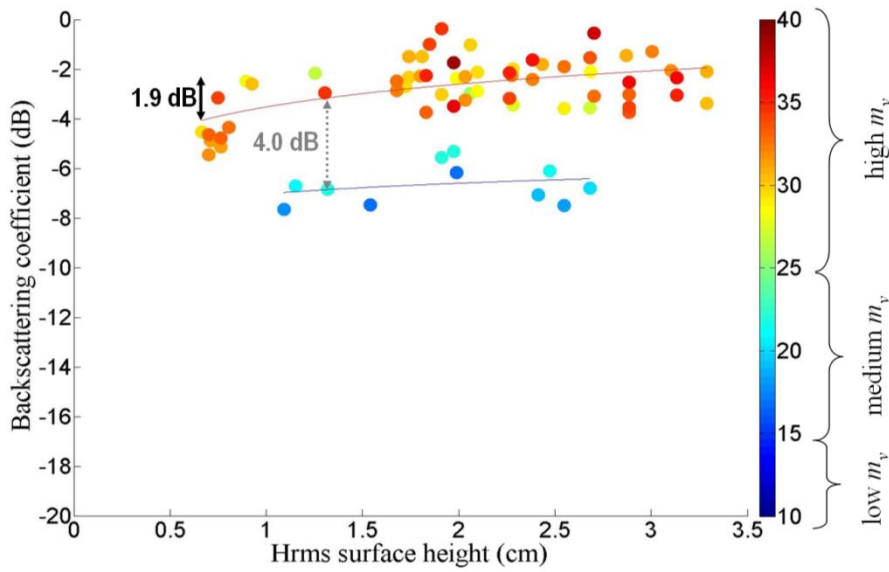
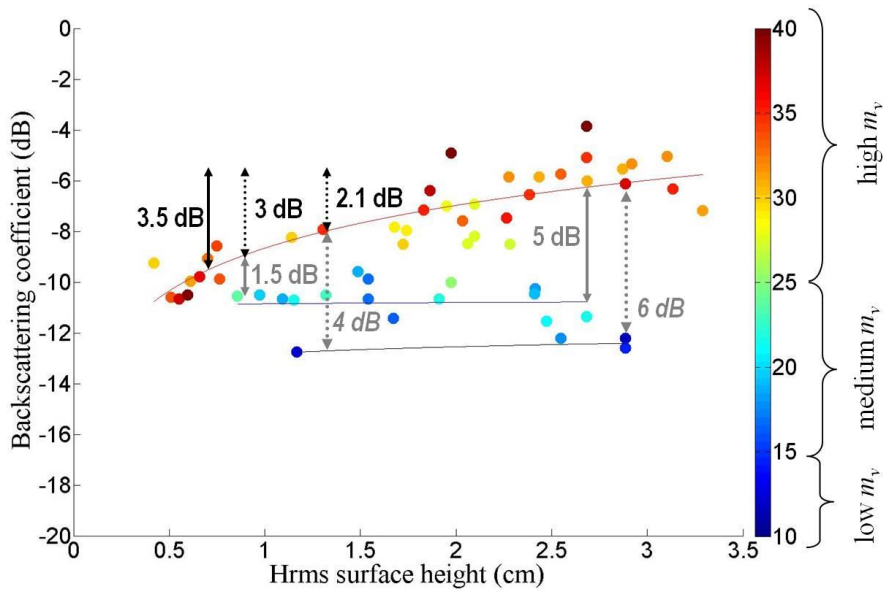


Figure 4. Hrms surface height versus correlation length from measurements carried out in this campaign.

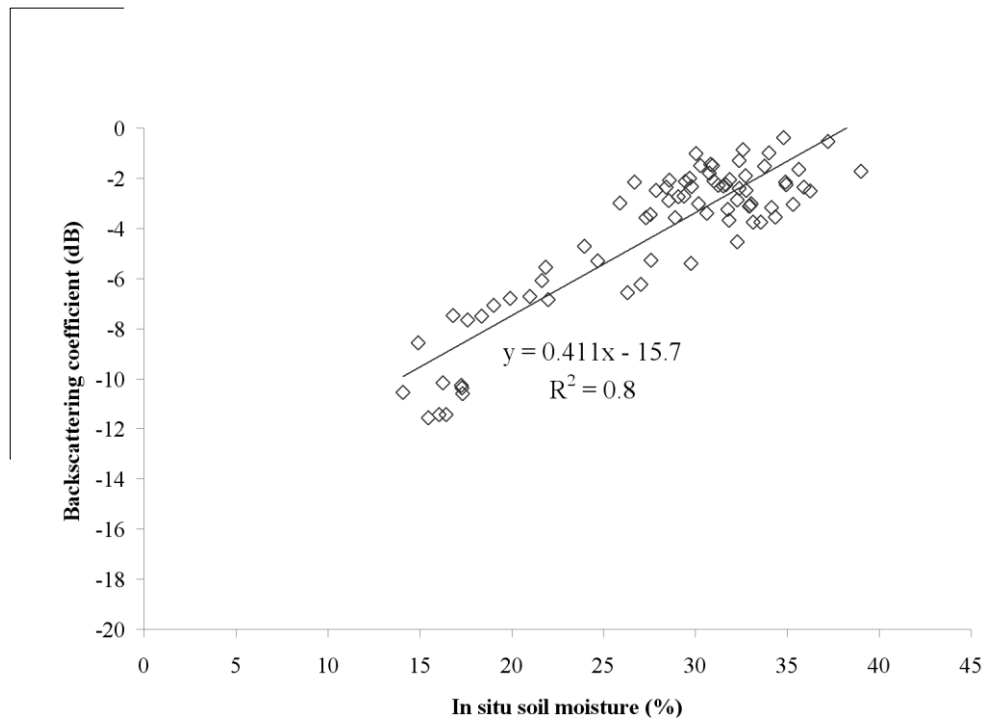


(a) medium m_v : $\sigma^\circ = 0.62 \cdot \ln(Hrms) - 7.0$; $R^2 = 0.1$; RMSE = 0.7 cm
 high m_v : $\sigma^\circ = 1.32 \cdot \ln(Hrms) - 3.5$; $R^2 = 0.3$; RMSE = 0.9 cm

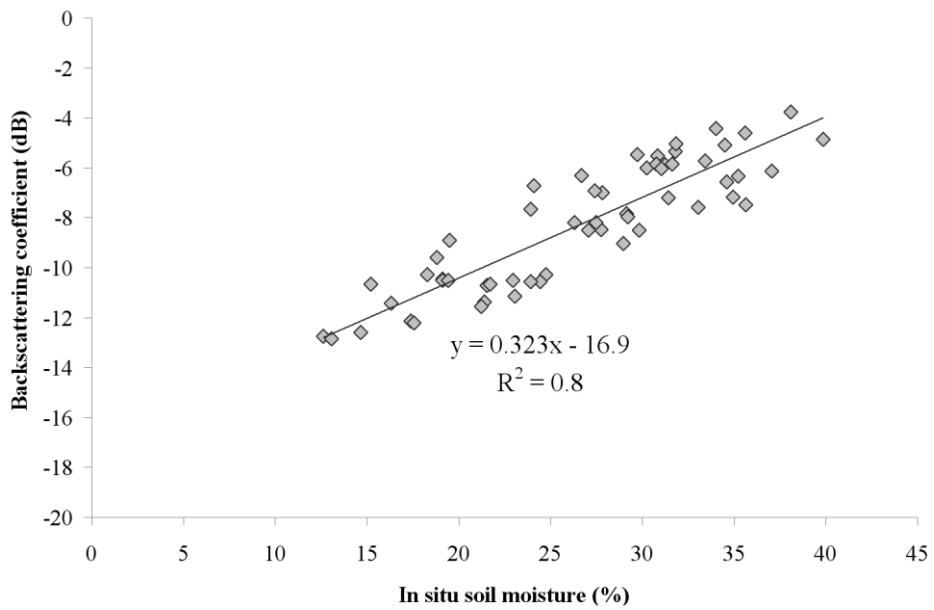


(b) low m_v : $\sigma^\circ = 0.20 \cdot \ln(Hrms) - 12.9$; $R^2 = 0.5$; RMSE = 0.1 cm
 medium m_v : $\sigma^\circ = 0.01 \cdot \ln(Hrms) - 10.3$; $R^2 = 0.1$; RMSE = 0.6 cm
 high m_v : $\sigma^\circ = 2.43 \cdot \ln(Hrms) - 08.7$; $R^2 = 0.7$; RMSE = 1.0 cm

Figure 5. The sensitivity of the TerraSAR-X signal (at HH polarization) to soil roughness for incidence angles of 25° (a) and 50° (b). Each point corresponds to one training plot (mean values).



(a) RMSE = 1.32%



(b) RMSE = 1.14%

Figure 6. The sensitivity of the TerraSAR-X signal (at HH polarization) to soil moisture in the top 0–5-cm soil layer for incidence angles of 25° (a) and 50° (b). Each point corresponds to one training plot or portion of a plot.

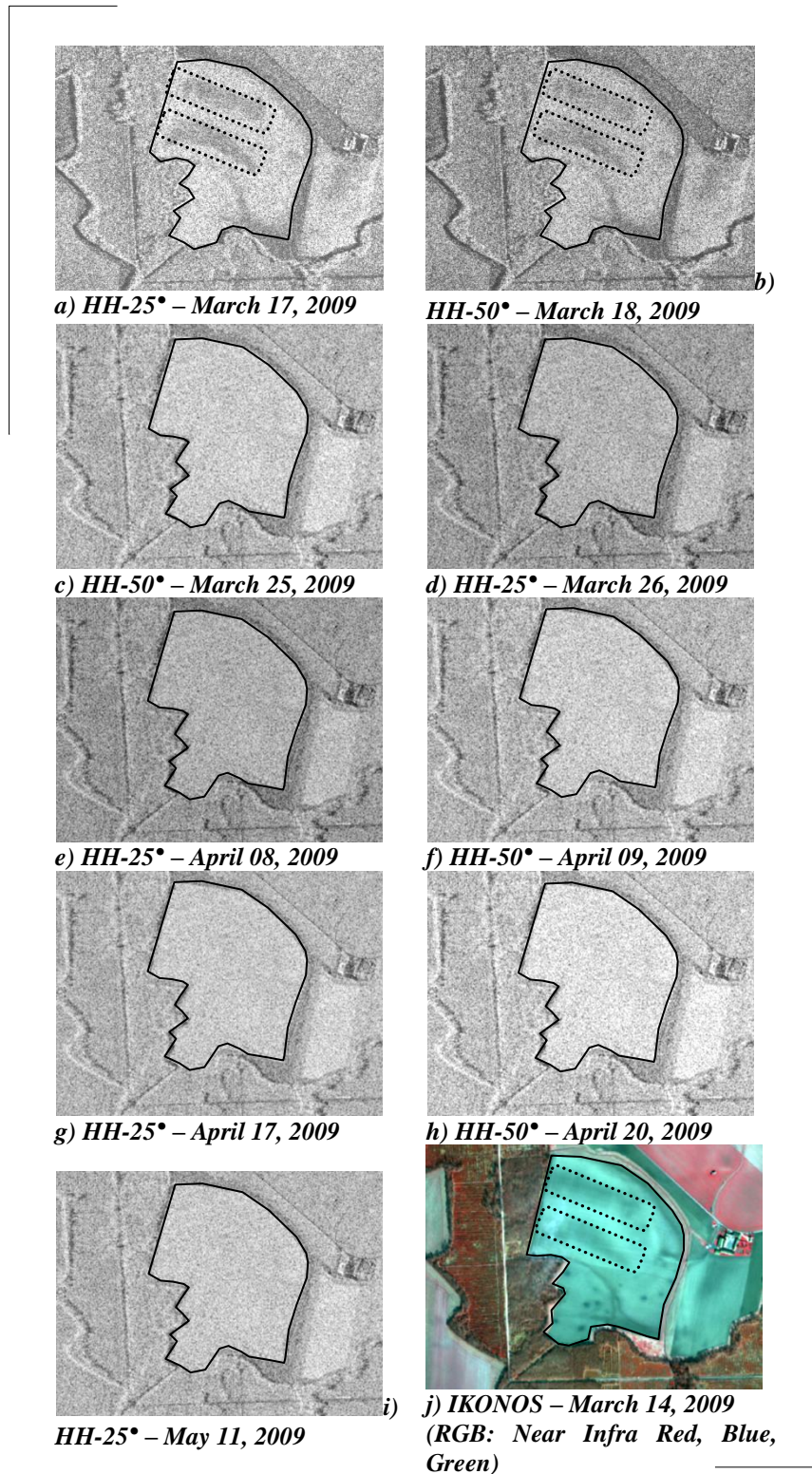


Figure 7. Variations in signal strength within training plot C (outlined in black) for each TerraSAR-X acquisition (a-i). A subset of the IKONOS image acquired on March 14, 2009 is also shown (j). For the 17 and 18 March acquisitions, Soil I is outlined with a dotted black line (darker zone), and soil II corresponds to the brighter zones.

Complément de résultats sur la structure du sol avec TerraSAR-X

Dans l'article précédent (« *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* » ; Aubert et al., 2011), nous avons démontré sur des données acquises en 2009 sur le site d'Orgeval que la structure de battance du sol peut être détectée sur les images acquises en condition humide (humidité moyenne des parcelles d'environ 29 %, 17 et 18 Mars 2009). Les données TerraSAR-X acquises en 2010 sur le même site d'Orgeval (HH-25°; HH-50°) montrent que la structure de battance peut aussi être observée en condition sèche (humidité moyenne des parcelles d'environ 18 % les 12 et 13 mars 2010). De plus, cette série temporelle TerraSAR-X illustre bien le phénomène de plus grande inertie hydrique des sols présentant des croutes de battances (sol II). Durant cette période hivernale sèche, l'humidité des zones non encroutées (sol I) diminue en moyenne de 14.9 % alors que les zones de sol encroutées présentent seulement une perte de teneur en eau moyenne de 8.2 %.

Ainsi, on confirme que la structure de battance peut être détectée et cartographiée, quelle que soit la configuration d'incidence du capteur TerraSAR-X et les conditions de surface du sol agricole (sèche ou humide), du moment que le contraste d'humidité entre les sols encroutés et non encroutés dépassent 3 %.

II.1.2. EFFET DE LA POLARISATION⁵

Dans cette partie, la sensibilité du signal TerraSAR-X à l'humidité et à la rugosité du sol en polarisation HH est comparée à celle en polarisation VV. Les angles d'incidence sont similaires, et seule la polarisation change (HH-26°, VV-33° et HH-50° ; VV-54°). Les données en polarisation HH sont celles précédemment utilisées lors de l'étude de la sensibilité du signal en fonction de l'angle d'incidence (Orgeval 2009, 2010). Les données en polarisations VV ont été acquises sur le site d'étude de Versailles en 2010. Le manque de données intra-parcellaires concernant la composition du sol (argile, limon, sable) et la structure de battance sur le site de Versailles n'a pas permis d'étudier l'effet de la polarisation VV sur la cartographie de ces deux paramètres. De ce fait aucune comparaison avec la polarisation HH n'a pu être réalisée.

II.1.2.1. Rugosité du sol

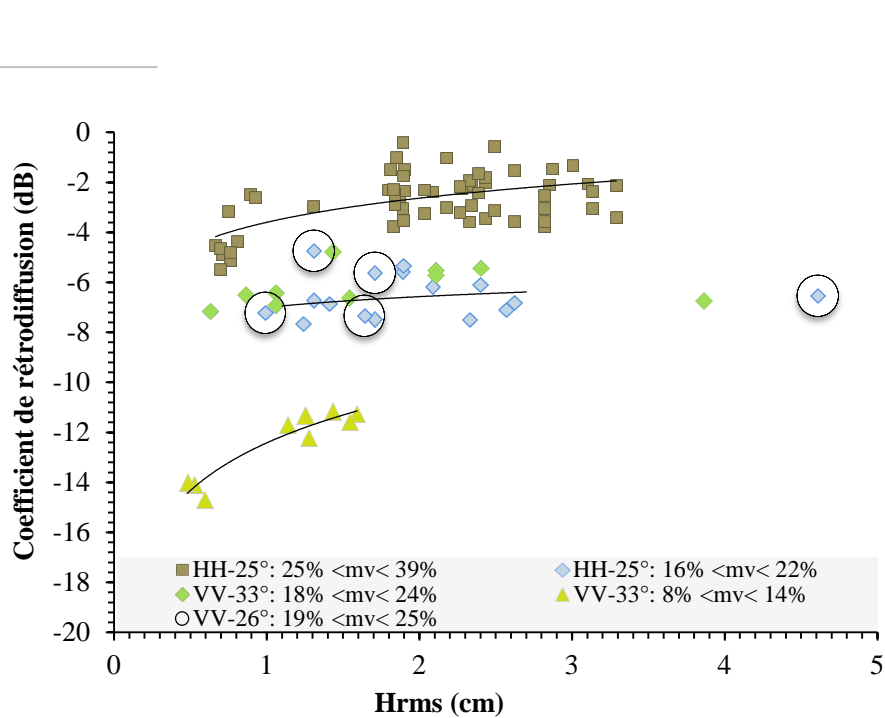
Pour étudier l'effet de la rugosité du sol sur le signal TerraSAR-X, les données ont été divisées en trois gammes d'humidité (mv) : < 15 % (faible) ; entre 15 % et 20 % (moyenne) ; et > 25 % (forte) (Figure 14).

A faibles incidences, quelle que soit la polarisation (HH-25°, VV-33°, Figure 14) et les conditions d'humidité, la saturation du signal TerraSAR-X avec la rugosité du sol est très rapide. En effet, le signal TerraSAR-X à faibles incidences est indépendant de la rugosité du sol dès ~1 cm de Hrms ($\Delta\sigma^0 < 1$ dB pour des Hrms entre 0.8 et 3.5 cm). Une saturation du signal TerraSAR-X à fortes incidences (50°) est observée dès environ 1.5 cm de Hrms (HH, sols très humides) (Figure 14).

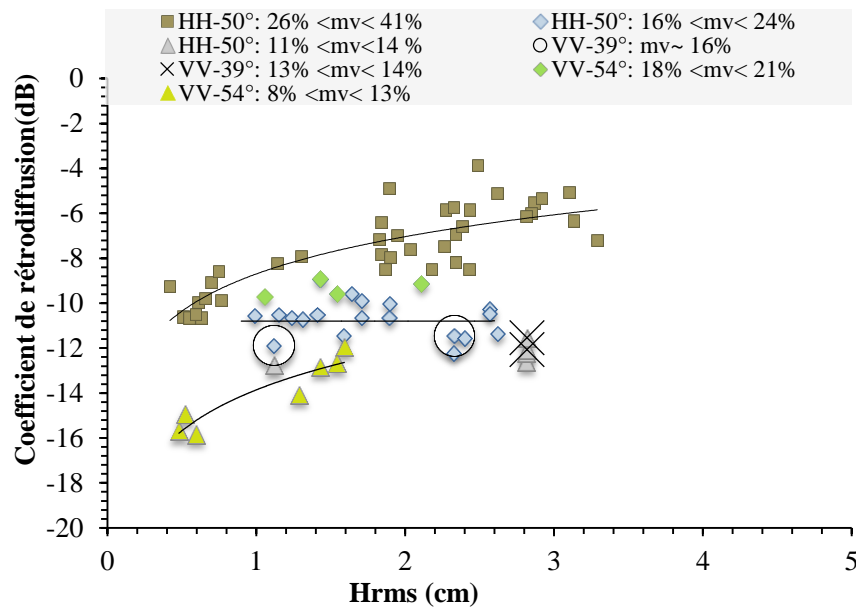
Quelle que soit l'incidence, pour des sols d'humidité moyenne (15 % < mv < 20 %), le signal en polarisation HH est similaire à celui de la polarisation VV (Hrms entre 0.8 cm et 2.5 cm) (Figure 14). Toutefois, aucune comparaison ne peut être effectuée entre la sensibilité à la rugosité du signal en polarisation HH et la sensibilité du signal en polarisation VV pour des sols d'humidité faible (mv < 15 %) et forte (mv > 25 %) puisqu'il n'y a pas de données à faible humidité en polarisation HH ni de données à forte humidité en polarisation VV (Figure 14). Aussi, il est difficile de conclure fermement sur la similitude des sensibilités du signal à la rugosité en polarisations HH et VV. Toutefois,

⁵ **La polarisation** désigne l'orientation du champ électrique de l'onde électromagnétique dans le plan perpendiculaire à la direction de propagation. L'onde émise et l'onde mesurée peuvent être polarisées dans une direction horizontale (H) ou verticale (V). Quatre configurations de polarisation sont ainsi possibles : HH, HV, VH, VV. La première lettre désigne la direction d'émission de l'onde polarisée, et la seconde la direction de réception. Selon le nombre de polarisations proposé par le mode de fonctionnement, on distingue les systèmes mono polarisation (1), dual, (2) et polarimétrique (4).

les études antérieures en bande C ont montré que les données SAR en polarisations HH et VV étaient fortement corrélées (Sokol et al., 2004).



HH-25°, VV-25°, VV-33°.



HH-50°, VV-40°, VV-54°.

Figure 14. Comparaison de la dynamique du signal TerraSAR-X à la rugosité du sol selon la gamme d'humidité (faible : $mv < 15\%$; moyenne : $15\% < mv < 20\%$; forte : $mv > 25\%$) pour les faibles (a) et les forts (b) angles d'incidence.

➤ **Hypothèse : sensibilité similaire du signal TerraSAR-X à la rugosité du sol en polarisations HH et VV**

Dans la suite de cette étude, nous supposons que les signaux en polarisations HH et VV ont des sensibilités assez similaires à la rugosité. La dynamique du signal TerraSAR-X avec la rugosité est interprétée selon l'angle d'incidence mais sans distinction de polarisation. Ainsi, la sensibilité du signal TerraSAR-X à la rugosité peut être étudiée sur des gammes de valeurs plus complètes (de sec à très humide, de lisse à rugueux).

a) Faible angle d'incidence

A faible angle d'incidence (25° - 33°) et pour des Hrms entre 0.7 et 1.5 cm, le coefficient de rétrodiffusion d'un sol de faible humidité ($mv < 15\%$) est environ 9.0 dB plus faible que le même sol ayant une forte humidité ($> 25\%$) (Figure 14). Or cette différence (+9 dB) est supérieure à celle observée entre un sol lisse (Hrms \sim 0.7 cm) et un sol rugueux (Hrms \sim 3.1 cm) que ce soit à forte ou à faible humidité (1.9 dB pour des humidités $> 25\%$, 2 dB pour des humidités $< 15\%$). Ainsi, la dynamique du coefficient de rétrodiffusion est plus influencée par l'humidité que par la rugosité.

Le même constat avait été fait entre des sols d'humidité moyenne ($15\% < mv < 20\%$) et forte ($> 25\%$) dans l'article « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* » (Aubert et al., 2011) (environ +4 dB pour des Hrms entre 1.1 et 2.7 cm).

Ainsi à faible incidence, la différence de signal entre les différentes gammes d'humidité (faible, moyenne, forte) est toujours supérieure à la dynamique maximale du signal observé entre un sol lisse et un sol rugueux.

b) Fort angle d'incidence

A fort angle d'incidence (50° - 54°), pour des Hrms entre 0.5 et 2.6 cm, le coefficient de rétrodiffusion des sols présentant des faibles humidités ($< 15\%$) est environ 5 dB inférieur au coefficient de rétrodiffusion des sols ayant des humidités élevées ($> 25\%$). Ainsi la différence de coefficient de rétrodiffusion entre un sol peu humide et un sol très humide est plus grande, que celle observée entre des sols ayant des niveaux de rugosité différents à haute humidité (3.8 dB pour des Hrms entre 0.5 et 2.6 cm, Figure 14).

Un même constat avait été fait dans l'article « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* », entre des sols rugueux d'humidité moyenne ($15\% < mv < 20\%$) et fortes ($> 25\%$) (+5 dB pour des Hrms entre 1 cm et 2.7 cm). Toutefois, pour les sols les plus lisses (Hrms < 1 cm), la différence de signal entre un sol moyennement humide et un autre très humide est légèrement inférieure

(environ 2 dB) à la dynamique du coefficient de rétrodiffusion avec la rugosité des sols (2.5 dB pour Hrms entre 0.9 et 2.6 cm et $mv > 25\%$, Figure 14).

En conclusion, sous l'hypothèse d'une sensibilité similaire du signal à la rugosité en polarisation HH et VV, quelle que soit la configuration d'incidence, la dynamique du coefficient de rétrodiffusion avec la rugosité est très influencée par le contenu en eau du sol. En conséquence, le coefficient de rétrodiffusion en bande X ne peut être écrit comme la somme de deux fonctions, l'une dépendante de l'humidité et l'autre de la rugosité, comme il est communément admis pour les bandes C et L (Baghdadi et al., 2006; Zribi & Deschambre, 2002).

II.1.2.2. Humidité du sol

Comme pour la polarisation HH (présentée dans l'article : « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* »), la sensibilité du signal TerraSAR-X à l'humidité en polarisation VV est plus importante aux faibles angles d'incidence (0.54 dB/% en configuration VV-33°, 0.23 dB/% en configuration VV-54°).

De plus, la sensibilité du signal TerraSAR-X à l'humidité du sol en polarisations HH et VV est du même ordre de grandeur (0.41 dB/% en configuration HH-25°, 0.32 dB/% en configuration HH-50°, Figure 15). Il est important de noter que la base de données en polarisation VV couvre une gamme d'humidité plus réduite en comparaison à celle en polarisation HH. Les études antérieures du signal en bande C ont aussi montré des sensibilités à l'humidité similaires pour les polarisations HH et VV (Baghdadi et al., 2008b; Beaudoin et al., 1990). Toutefois, comme la relation entre le signal et la teneur en eau en polarisation VV a été établie avec une base de données plus restreinte couvrant une gamme d'humidité plus faible qu'en polarisation HH (en VV entre 5 et 25 % ; en HH entre 15 et 40 %), il est difficile de déterminer fermement, si le choix de la polarisation influence ou non, la sensibilité du signal à l'humidité.

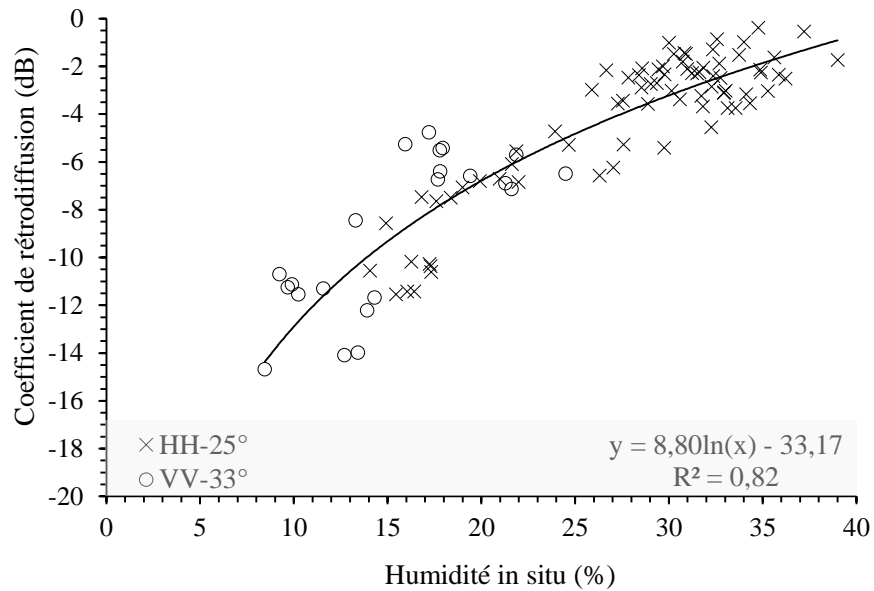
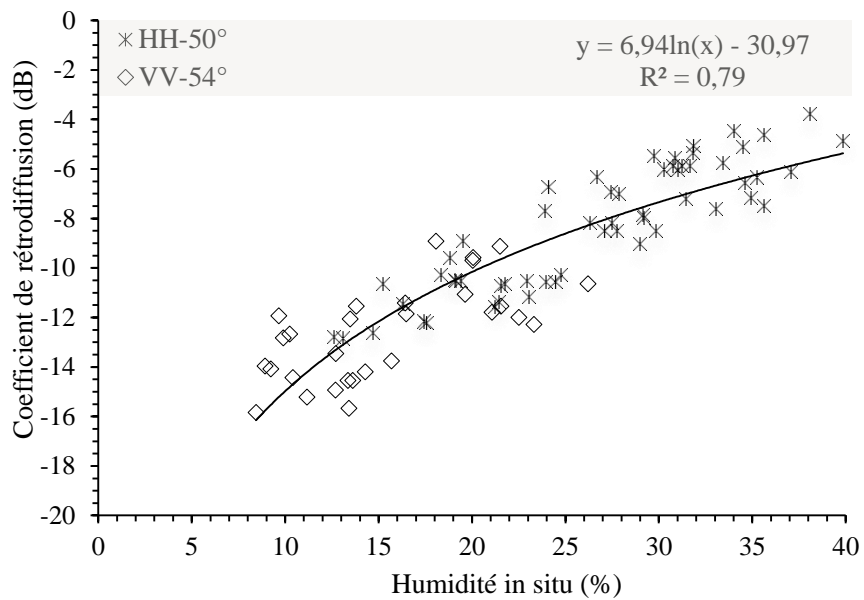
**HH-26 et VV-33° ($R^2 \sim 0.8$)****HH-50° et VV-54° ($R^2 \sim 0.8$)**

Figure 15. Sensibilité du signal TerraSAR-X à l'humidité du sol pour deux groupes d'incidence : 25°-33°(a) et 50°-54°(b). Chaque point correspond à la moyenne du coefficient de rétrodiffusion en décibel d'un champ témoin.

➤ **Hypothèse : sensibilité similaire du signal TerraSAR-X à l'humidité en polarisations HH et VV**

La sensibilité des données TerraSAR-X à l'humidité du sol a été effectuée sans tenir compte de la polarisation en supposant donc que HH et VV étaient fortement corrélées. Cette analyse de la sensibilité à l'humidité, toute polarisation confondue, montre que la sensibilité à l'humidité est d'autant plus forte que l'angle d'incidence est faible (0.34 dB/% à 25°- 33° et 0.28 dB/% à 50°- 54°, pour des humidités entre 15 et 40 %) (Figure 15). Ainsi l'utilisation des données TerraSAR-X pour estimer l'humidité des sols est particulièrement prometteuse puisqu'elle devrait permettre d'observer de fines variations d'humidité indétectables avec les données acquises par les capteurs en bandes C et L (< 3 %). De plus, l'effet de la rugosité sur le signal est plus faible en bande X qu'en bandes C et L.

II.1.3. PERSPECTIVES POUR LA CARTOGRAPHIE DE L'EDS DU SOL

II.1.3.1. Rugosité du sol

Au sein d'un site d'étude, où la répartition spatiale du champ d'humidité est homogène (variations d'humidité < 5 %), deux gammes de rugosité pourraient être identifiées à partir du signal TerraSAR-X : lisse ($H_{rms} < 1$ cm) ou rugueuse ($H_{rms} > 1$ cm). En effet, quelle que soit la configuration de polarisation et d'incidence, la perte de sensibilité du signal à la rugosité des sols agricoles est très rapide (saturation du signal au-delà de ~1 cm de H_{rms} pour une faible incidence et 1.5 cm pour une forte incidence). Or, il conviendra de noter qu'en contexte agricole, la plupart des parcelles agricoles présentent des rugosités entre 0.5 et 4 cm (Baghdadi et al., 2006, 2011).

Par ailleurs pour les sites d'étude présentant de fortes variations spatiales d'humidité (> 10 %) il paraît irréalisable en bande X de déterminer la gamme de rugosité (lisse ou rugueuse) des différentes parcelles agricoles sans connaître au préalable leur humidité.

II.1.3.2. Humidité du sol

Le niveau de précision des estimations issues des relations entre le signal et l'humidité reste à expérimenter sur d'autres jeux de données. Toutefois, quelle que soit la configuration TerraSAR-X (polarisation et angle d'incidence), le signal devrait permettre de suivre de fines variations de l'état hydrique des sols (< 3 %) à des échelles spatiales très fines et modulables (de la parcelle à l'intra-parcellaire).

En bande X, la sensibilité du signal à l'humidité est importante même pour des configurations à forts angles d'incidence, ce qui n'était pas le cas des capteurs en bande C mono-polarisation où les configurations à faibles incidences étaient privilégiées pour estimer l'humidité. Néanmoins, il convient de souligner que les différences de pénétration entre ces deux longueurs d'onde ne renseignent pas exactement sur l'état de la même couche de sol. Des études théoriques montrent que pour des humidités entre 0 et 40 % la profondeur de pénétration de l'onde dans le sol varie entre 1 et 10 cm en bande C, et entre 0.5 et 5 cm en bande X (Nolan et al., 2003; Ulaby et al., 1982).

Enfin, la grande sensibilité du signal radar en bande X à l'humidité du sol couplée à la rapide saturation du signal à la rugosité de surface des sols agricoles est un atout majeur de la bande X qui devrait permettre d'estimer l'humidité avec une bonne précision, sans corriger au préalable l'effet de la rugosité du sol. Toutefois, pour une estimation précise de l'humidité sur des sols lisses ($H_{rms} < 1$ cm), la rugosité devrait être prise en compte (ex. sol travaillé au rouleau avant le semis) car la dépendance du signal avec la rugosité demeure importante.

II.1.3.3. Composition du sol

Certaines acquisitions TerraSAR-X montrent des variations spatiales du signal à l'échelle intra-parcellaire. Ces variations du signal correspondent aux limites spatiales de zones ayant des compositions granulométriques différentes. Toutefois, le signal radar en bande X n'est pas directement sensible aux fines variations de composition granulométrique mesurées au sein des parcelles. Il ne paraît donc pas possible de déterminer directement de fines variations de composition à partir des données TerraSAR-X.

Néanmoins, du fait de la forte sensibilité du signal à l'humidité du sol, il est possible de dériver cette information quand l'influence de la composition du sol sur la teneur en eau des sols est importante. Zribi et al. (2012) montrent d'ailleurs qu'il est possible de retrouver le pourcentage d'argile de parcelles agricole nues ou des sols des plantations d'oliviers à

partir de données TerraSAR-X (HH-35°) acquises avant et après un événement pluvieux (argile entre 12 et 53 %, sable entre 21 et 71 %).

II.1.3.4. Structure de battance

Les hétérogénéités spatiales du signal TerraSAR-X sur certaines acquisitions sont reliées à des différences d'humidité intra-parcellaires, dues à la présence d'une structure de battance et de conditions météorologiques propices à engendrer un gradient d'humidité entre les zones encroutées et les zones non encroutées.

Ainsi, le suivi des états hydriques des sols battants est envisageable et des cartes de l'extension spatiale des structures encroutées au sein des parcelles pourraient en être facilement dérivées des données TerraSAR-X. Ces cartes pourraient être réalisées aussi bien à partir d'images à forts qu'à faibles angles d'incidence, si les différences d'humidité entre les sols encroutés et non encroutés dépassent 3 %.

II.2. SENSIBILITE DE RADARSAT-2 A L'EDS DU SOL

Comme énoncé dans l'introduction de ce chapitre, la sensibilité du signal radar en bande C à la rugosité et à l'humidité du sol a déjà été largement étudiée grâce aux données des capteurs ERS-1/2, ASAR et RADARSAT-1. Pour ces deux paramètres de surface du sol, la sensibilité obtenue à partir des données RADARSAT-2, acquises dans le cadre de cette thèse et du projet CLIMB, est parfaitement cohérente avec les données historiques des autres capteurs en bande C (ERS, RADARSAT-1 et ASAR). Etant donné que l'analyse de la sensibilité du signal RADARSAT-2 à la rugosité et à l'humidité ne présente pas un caractère innovant, les résultats obtenus ne sont pas présentés dans le présent mémoire.

En revanche, le potentiel de la bande C pour détecter les variations intra-parcellaires de composition du sol et de structure de battance est ici présenté, car peu d'études l'ont évalué. De même, l'apport des paramètres polarimétriques en bande C pour la caractérisation de l'EDS des sols nus agricoles n'a pas été défini.

Ainsi, l'objectif de cette partie est, de déterminer le potentiel (de l'intensité) du signal RADARSAT-2 (bande C) à détecter des variations intra-parcellaires de composition du sol et de structure de battance, puis d'évaluer l'apport des paramètres polarimétriques pour caractériser l'EDS du sol.

II.2.1. SENSIBILITE DE L'INTENSITE DU SIGNAL RADARSAT-2 A L'EDS DU SOL

La sensibilité du signal à la composition et à la structure du sol est analysée à l'échelle intra-parcellaire, à partir d'images RADARSAT-2 acquises sur le site d'Orgeval entre 2009 et 2010 : quatre images polarimétriques (20° à 40°) et une image mono-polarisation haute résolution (HH-31°, pixel ~1.4m) (Table 4, Chapitre I).

II.2.1.1. Composition du sol

Comme énoncé dans l'article « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* » (Aubert et al., 2011), les études antérieures ont montré qu'il est possible de discriminer à partir de l'intensité du signal radar en bande C deux sols dont les teneurs en argile diffèrent de plus de 30 %, ou, dont les teneurs en sable diffèrent de plus de 20 % (Dobson and Ulaby, 1981; Prakash and Singh, 2008; Ulaby et al., 1978). Or, au sein des parcelles du site d'Orgeval, les différences dans la composition du sol sont faibles : moins de 4 % pour la teneur en sable, et de 2.5 à 17 % pour la teneur en argile (en considérant les données de 2009 et 2010).

Aussi, d'après les simulations du modèle de rétrodiffusion radar IEM (Fung, 1994) utilisant les valeurs de rugosité et d'humidité mesurées *in situ* en 2009 et 2010, les différences de composition intra-parcellaires ne devraient pas être détectables sur l'intensité du signal en bande C (variation du signal entre les deux types de sol < 1 dB). Aucune variation d'intensité du signal n'est d'ailleurs détectée sur les images RADARSAT-2 acquises en mode polarimétrique quelle que soit la polarisation et l'angle d'incidence (Table 5).

Toutefois, l'image mono-polarisation RADARSAT-2 (HH-31°) présente des variations intra-parcellaires de signal, spatialement corrélées avec les variations de la composition du sol, et identiques à celles observées sur les images TerraSAR-X du 17 et 18 Mars 2009 (HH-25° et HH-50°) (Aubert et al., 2011). Aussi, comme conclu dans l'article « *Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust* » (Aubert et al., 2011), l'influence directe de la composition du sol sur les propriétés diélectriques est indétectable en bande C comme en bande X mais via son impact sur l'humidité, il est donc possible, comme pour TerraSAR-X, de détecter de fines variations de composition sur les données RADARSAT-2.

Date (jj/mm/aa)	Configuration (λ -pp- θ)	Parcelle	Delta mv (Sol II- Sol I) (%)	Delta σ° (Sol II-Sol I) (dB)			Moy Delta mv (Sol II- Sol I) (%)	Moy delta σ° (Sol II-Sol I) (dB)		
				HH	HV	VV		HH	HV	VV
17/03/09	X-HH-25°	B	4.2	1.6	-	-	4.4	2.4	-	-
		C	4.7	2.7	-	-				
		D	4.7	2.4	-	-				
		E	5.1	2.6	-	-				
		J	3.1	2.6	-	-				
18/03/09	X-HH-50°	B	4.0	1.5	-	-	4.6	2.1	-	-
		C	5.2	2.1	-	-				
		D	3.7	2.3	-	-				
		E	7.2	2.3	-	-				
		J	2.9	-	-	-				
24/03/09	C-HH-31°	B	6.6	2.6	-	-	6.4	2.2	-	-
		C	8.2	2.2	-	-				
		D	5.2	2.1	-	-				
		E	6.1	1.3	-	-				
		J	6.0	2.6	-	-				
25/03/09	X-HH-50°	B	-	0.5	-	-	0.3	-0.8	-	-
		C	-	-2.3	-	-				
		D	0.5	-0.1	-	-				
		E	-	-1.1	-	-				
		J	0.2	-	-	-				
26/03/09	X-HH-25°	B	2.2	0.8	-	-	0.9	0.0	-	-
		C	1.3	-0.7	-	-				
		D	-1.6	-0.1	-	-				
		E	1.0	0.1	-	-				
		J	1.0	0.1	-	-				
03/04/09	C-Full-40°	C	3.9	-0.3	-0.4	-0.6	4.9	0.6	0.2	0.4
		D	5.6	-0.1	-0.1	-0.4				
		J	5.3	2.1	1.0	2.2				
07/04/09	C-Full-20°	C	0.2	-0.1	-1.3	0.3	0.5	0.4	-0.1	0.2
		D	0.9	0.5	0.5	-0.2				
		J	0.2	0.9	0.6	0.6				
08/04/09	X-HH-25°	C	0.5	0.6	-	-	-0.4	0.6	-	-
		D	-1.4	0.4	-	-				
		J	-0.4	0.8	-	-				
09/04/09	X-HH-50°	C	1.4	-0.4	-	-	0.4	0.4	-	-
		D	-0.3	0.3	-	-				
		J	0.1	1.3	-	-				
02/03/10	X-HH-25°	H	3.5	1.5	-	-	3.1	0.9	-	-
		I	2.1	1.6	-	-				
		J	3.2	0.3	-	-				
		L	3.7	0.6	-	-				
		M	3.1	0.4	-	-				
02/03/10	C-Full-25°	H	3.5	1.1	1.4	1.8	3.1	0.1	0.4	0.6
		I	2.1	1.2	1.1	0.9				
		J	3.2	-0.4	0.1	0.1				
		L	3.7	-0.4	0.3	1.0				
		M	3.1	-0.9	-0.8	-0.6				

Table 5. Différences d'humidité et de signal SAR (TerraSAR-X et RADARSAT-2) entre les sols II et I, des parcelles présentant un encroustement en 2009 et 2010. Pour 2009, à partir du 3 avril, seules 3 parcelles sur 5 présentent encore un écroûtement à la surface des sols II, du fait des opérations de labours printaniers. « - »: données non disponibles.

II.2.1.2. Structure de battance

Lors de toutes les dates d'acquisitions RADASART-2, la présence d'une structure de battance (encroutement) est observée *in situ* à la surface des sols II. Malgré cet encroutement à toutes les dates d'acquisitions RADARSAT-2, seule l'acquisition mono-polarisation du 24 Mars 2009 présente des variations intra-parcellaires de signal (moyenne de la différence de signal ~ 2.2 dB ; Table 5).

a) Effet de la configuration (incidence et polarisation)

Il n'est ni possible d'étudier l'effet de l'angle d'incidence, ni celui de la polarisation sur la sensibilité à la structure de battance en bande C, puisque seule une image mono-polarisation HH à 31° d'angle d'incidence présente des variations intra-parcellaires de signal. Toutefois comme la détection de la structure de battance est reliée à la sensibilité du signal à l'humidité, les faibles angles d'incidence ($< 37^\circ$) et les polarisations HH et VV (Baghdadi et al., 2007; Holah et al., 2005) devraient être les configurations les plus appropriées pour détecter ce type de structure au sein des parcelles.

b) Comparaison avec les données TerraSAR-X

Sur l'acquisition mono-polarisation RADARSAT-2 du 24 Mars 2009 (C-HH- 31°), les distributions spatiales des zones de sol I et de sol II, observées au sein de chaque parcelle, sont identiques à celles observées sur les images TerraSAR-X de 17 et 18 Mars 2009 (HH- 25° et HH- 50°)

Par ailleurs, la différence d'intensité du signal entre les sols II et I est du même ordre de grandeur en bandes C et X (environ +2 dB ; les 17, 18 et 24 mars 2009 ; Table 5). D'après les mesures *in situ*, les différences d'humidité entre les sols II et I sont de 2 % supérieures le jour de l'acquisition en bande C que les jours d'acquisitions en bande-X (moyenne de différence d'humidité entre les sols II et I : $\sim +6.4$ % pour C-HH 24 mars 2009 ; $\sim +4.5$ % pour X-HH les 17 et 18 mars 2009 ; Table 5). Cette même variation de signal en bandes C et X, pour des variations d'humidité plus importantes lors de l'acquisition en bande C, confirme que la bande X a une plus forte sensibilité à l'humidité du sol que la bande C (0.46 dB/% X-HH- 25° ; 0.32 dB/% X-HH- 50° (Aubert et al., 2011); 0.2 dB/% C-HH ou VV- 25° (Baghdadi et al., 2007; Beaudoin et al., 1990). Une variation d'humidité plus faible est ainsi nécessaire en bande X qu'en bande C pour générer une différence de signal d'environ +2 dB entre les sols encroutés et non encroutés.

Cette plus grande sensibilité de données TerraSAR-X à l'humidité du sol est un atout d'autant plus important que les différences d'humidité entre les sols encroutés et non encroutés, sont fréquemment entre 4 et 6 %. Lors de nos campagnes *in situ* (2009, 2010),

la différence d'humidité maximale observée entre les deux sols était d'environ 14 %; et la valeur modale d'environ 3 % (si on considère les 41 différences d'humidité de plus de 1 % mesurées *in situ* entre 2009 et 2010) (Table 5).

Aucune variation de signal RADARSAT-2 n'est observée entre les sols II et I le 3 avril 2009. Pourtant, les différences de teneur en eau entre les deux sols (en moyenne $\sim +4.9\%$; Table 5) auraient dues à priori générer une différence de signal notable en bande X (environ 2 dB). Malheureusement aucune donnée TerraSAR-X n'a été acquise à cette date, et dans l'intervalle de temps qui sépare cette acquisition RADARSAT-2 (3 avril) de l'acquisition TerraSAR-X du 8 avril, les événements pluvieux (précipitations cumulées: ~ 5 mm le 7 avril, et, ~ 0.7 mm le 8 avril) ont rééquilibré les différences d'humidité entre les deux sols (variation d'humidité entre sol II et sol I d'environ $+4.2\%$ le 7 Avril; et $< 1\%$ le 8 avril ; Table 5).

Dans un intervalle temps de moins de 36h après l'acquisition RADARSAT-2 du 24 Mars 2009 où des variations intra-parcellaires de signal sont visibles (HH-31°), les données TerraSAR-X du 25 et 26 Mars ne présentent aucune variation de signal au sein des parcelles du fait des précipitations entre les acquisitions des deux capteurs (précipitations cumulées: $\sim +4.7$ mm; Delta mv (sol II-sol I) $\sim +6.4\%$ le 24 Mars, et, $< 1\%$ les 25 et 26 Mars; Table 5).

Ainsi, les deux cas sus-cités soulignent que le contraste d'état hydrique entre les sols encroutés (sol II) et non encroutés (sol I) peut disparaître rapidement sous l'effet des précipitations. Aussi, étant donné que la détection des sols encroutés repose sur leurs contrastes hydriques avec les sols non encroutés, si on envisage de détecter les sols encroutés au sein des parcelles à partir du signal radar, il est essentiel de programmer des acquisitions dans des laps de temps très courts (entre 2 événements pluvieux hivernaux). C'est pourquoi, choisir un outil SAR doté d'une forte flexibilité temporelle de programmation (i.e. très réactif), comme TerraSAR-X (~ 2 jours) paraît d'autant plus judicieux.

II.2.2.SENSIBILITE DES PARAMETRES POLARIMETRIQUES RADARSAT-2 A L'EDS DU SOL

La sensibilité des paramètres polarimétriques RADARSAT-2 (20° à 40°) à l'humidité et à la rugosité du sol est présentée au travers de l'article « *A Potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterize the soil surface over bare agriculture fields* » (Baghdadi et al., 2012). Cet article réalisé par l'équipe du projet CLIMB, intègre les

résultats des travaux effectués dans le cadre de cette thèse. Pour la composition du sol et la structure de battance, les données analysées sont les mêmes que celles utilisées dans l'étude de sensibilité de l'intensité du signal radar (Chapitre II), soit les données du site d'Orgeval acquises entre 2009 et 2010.

Baghdadi N., Cresson R., Pottier E., **Aubert M.**, Zribi M., Jacome A., Benabdallah S., 2012. « A Potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterize the soil surface over bare agriculture fields », *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 50, (10), pp: 3844-3858.

Mes contributions à cet article correspondent au traitement des données acquises sur le site d'Orgeval 2009-2010 et à l'analyse comparative des résultats entre les différents sites d'étude.

II.2.2.1. Rugosité du sol

Confère paragraphe :

"4. Data analysis", page : 7 à14.

II.2.2.2. Humidité du sol

Confère paragraphe :

"4. Data analysis", page : 7 à14.

Résumé

L'objectif de cette étude était d'analyser le potentiel des paramètres polarimétriques en bande C pour la caractérisation de l'humidité et de la rugosité des sols nus agricoles. Des données polarimétriques du capteur RADARSAT-2 (34° à 47°) et des simulations du modèle IEM ont été analysées. Les paramètres polarimétriques choisis pour cette étude sont ceux, les plus fréquemment utilisés dans la littérature en bande L: angle α_1 , entropie, anisotropie, SERD, DERD.

Les résultats montrent que contrairement aux résultats obtenus en bande L, les paramètres polarimétriques en bande C ne sont pas très pertinents pour caractériser l'EDS des sols nus agricoles. La première limite, pour estimer l'humidité et la rugosité des sols nus à partir de l'angle α_1 , de l'entropie, ou de l'anisotropie, est l'existence de points d'inflexion à partir desquels le comportement croissant ou décroissant des paramètres polarimétriques avec les paramètres du sol s'inverse (points de rebroussement observés pour des humidités entre 15 et 25% selon le paramètre). Cette particularité entraîne une ambiguïté dans la détermination des paramètres de surface du sol. Pour exemple, une même valeur d'angle α_1 correspond à deux valeurs différentes d'humidité.

Par ailleurs, les dynamiques des paramètres polarimétriques avec l'humidité ou la rugosité sont souvent faibles. Toutefois, si ces faibles dynamiques ne permettent pas d'estimer directement les paramètres du sol, elles pourraient toutefois améliorer leurs estimations en ajoutant une information a priori sur la gamme de valeurs du paramètre à estimer (afin d'éliminer toute ambiguïté possible). Pour exemple, le paramètre α_1 pourrait être utilisé pour différencier les sols très humides (> 30 %) des sols humides ou secs (< 30 %). De même, l'utilisation du SERD, ou de l'anisotropie, ou en dernier lieu du DERD (plus forte dispersion), pourrait permettre de différencier les sols très lisses ($k.Hrms < 1$) des sols motteux ou rugueux ($k.Hrms > 1$).

Enfin, les simulations du modèle IEM montrent deux problèmes d'adéquation avec les données RADARSAT-2: surestimation et différence dans le comportement des paramètres polarimétriques entre données simulées et données mesurées. Les résultats des simulations IEM restent encore soumis à validation. Néanmoins, si ces conclusions sont confirmées, il sera alors nécessaire d'améliorer la stabilité et la fiabilité des algorithmes de simulations polarimétriques du modèle IEM.

A potential use for the C-band polarimetric SAR parameters to characterise the soil surface over bare agriculture fields

(Version auteur de l'article publié dans IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, vol. 50, (10), pp: 3844-3858)

Nicolas Baghdadi⁽¹⁾, Rémi Cresson⁽¹⁾, Eric Pottier⁽²⁾, Maelle Aubert⁽¹⁾, Zribi Mehrez⁽³⁾,
Andres Jacome⁽⁴⁾ and Sihem Benabdallah⁽⁵⁾

¹ CEMAGREF, UMR TETIS, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier cedex 5, France
E-mail: nicolas.baghdadi@teledetection.fr
Tel.: 33 4 67 54 87 24; Fax: 33 4 67 54 87 00

² University of Rennes 1, IETR, 35042 Rennes Cedex, France

³ IRD-CESBIO, 18 av. Edouard Belin, BP 2801, 31401 Toulouse cedex 9, France

⁴ INRS-Ete, 490 rue de la Couronne, Québec G1K9A9, Canada

⁵ Centre de Recherches et Technologies des Eaux, Ecoparc Borj Cédria. BP 273, Soliman 8020, Tunisie

ABSTRACT

The objective of this study was to analyze the potential of the C-band polarimetric SAR parameters for the soil surface characterization of bare agricultural soils. RADARSAT-2 data and simulations using the Integral Equation Model (IEM) were analyzed to evaluate the polarimetric SAR parameters' sensitivities to the soil moisture and surface roughness.

The results showed that the polarimetric parameters in the C-band were not very relevant to the characterization of the soil surface over bare agricultural areas. Low dynamics were often observed between the polarimetric parameters and both the soil moisture content and the soil surface roughness. These low dynamics do not allow for the accurate estimation of the soil parameters, but they could augment the standard inversion approaches to improve the estimation of these soil parameters. The polarimetric parameter α_1 could be used to detect very moist soils (>30%), while the anisotropy could be used to separate the smooth soils.

Index Terms— Polarimetric SAR data, RADARSAT-2, soil surface characteristics, bare agricultural soils.

1. INTRODUCTION

Soil surface characteristics, namely the soil moisture content and roughness, play an important role in different applications such as hydrology, agronomy or meteorology. Floods, excess runoff, and soil erosion are, among others, key factors controlled and influenced by soil surface conditions [1]-[3]. Indeed, soil moisture and surface roughness affect numerous processes on the soil surface such as infiltration capacity, temporary surface storage, deposition or detachment of particles, etc. Numerous

research studies that have been performed during the three last decades have shown that Synthetic Aperture Radar (SAR) sensors have a high potential to measure the surface soil moisture [4]-[9]. It is well known that the SAR return signal over bare soil surfaces is affected by surface characteristics such as the soil's roughness and dielectric constant. The amount of soil moisture influences the return signal depending on the dielectric properties of the soil. The soil roughness determines the type of radiation that is reflected. A very smooth surface reflects all of the energy in the specular direction

and no signals reach the antenna, whereas a very rough surface diffuses the incident wave in all directions [10]. Moreover, the radar signal depends on the radar parameters such as polarisation, incidence angle and radar wavelength [10], [11].

The primary surface soil moisture retrieving approaches use SAR data in the C-band because of the high availability of spatial SAR images in this radar band frequency (ERS-1/2, RADARSAT-1/2 and ASAR). Several studies have shown that the best estimates of soil moisture over bare soil surfaces are obtained with SAR images that are acquired at both low and high incidence angles or by using polarimetric SAR data [6], [9], [12]-[14]. Currently, satellite SAR data are acquired with one incidence angle and one radar wavelength. Moreover, except for RADARSAT-2 which is polarimetric sensor, the current satellite SARs allow acquisitions only with one or two polarizations. Because the radar signal is strongly influenced by both soil moisture and surface roughness the inversion problem is difficult to solve based on the multitude of solutions that exist for the surface roughness and the soil moisture. By using two incidence angles (for example, 20° and 40°), it is possible to eliminate the effects of roughness and therefore to link the radar backscattering coefficients to the moisture only. The most common approaches that are used to determine the surface soil parameters from polarimetric SAR data are those that were proposed by [12]-[13]; these approaches use an inversion diagram that is based on either the cross-polarized backscattering coefficient σ_{HV}° and the co-polarized ratio ($\sigma_{HH}^{\circ}/\sigma_{VV}^{\circ}$) or the co-polarized ratio ($\sigma_{HH}^{\circ}/\sigma_{VV}^{\circ}$) and the cross-polarized ratio ($\sigma_{VH}^{\circ}/\sigma_{VV}^{\circ}$). [6] showed that the accuracy of the soil moisture estimate does not improve significantly (<1%) when two polarisations (HH and HV, C-band) are used instead of only one polarisation. To obtain an estimate of soil moisture when using SAR observations that only use one channel, it is necessary to use radar configurations that minimise the effects of the other soil surface characteristics, such as surface roughness [6], [15]. The optimal radar incidences in the C-band for the retrieval of soil moisture are between 10° and 20° [16]-[17], whereas those for the estimation of surface roughness are greater than 40° [15].

There is currently a great challenge to demonstrate an interest in the use of polarimetric parameters in order to estimate surface

roughness and soil moisture. Only a few studies have analysed the potential uses of polarimetric SAR data for the estimation of surface roughness and soil moisture over bare agricultural fields [18]-[21]. [21] proposed a model for the inversion of soil parameters based on the eigenvalues and eigenvectors of the polarimetric coherency matrix. The inversion of the fully polarimetric airborne L-band SAR data were investigated by using three polarimetric parameters, namely the scattering entropy, the scattering anisotropy, and the alpha angle. The model is an extension of the small perturbation model (SPM) and assumes the reflection of symmetric surfaces. The SPM model is valid for soils in which the surface heights are small compared to the radar wavelength ($ks < 0.3$, where k is the radar wave number and s is the root mean square (*rms*) surface height of soil surface roughness). The typical s -values of the agricultural bare soils range from 0.5 to 4 cm [22]-[23], and at the L-band (~1.25GHz; $k=0.24\text{cm}^{-1}$), the s -values ($0.12 < ks < 0.96$) largely exceed the SPM validity region. The model of Hajnsek et al. [21] estimated the ks directly from the anisotropy values and the dielectric constant from the diagram of entropy/alpha angle. This approach is not applicable to the C-band (~5.3GHz; $k=1.11\text{cm}^{-1}$) because the ks values ($0.55 < ks < 4.44$) would be well beyond the validity domain of the SPM model. [19] proposed inversion algorithms using either mono- or multi-frequency polarimetric data. Their approach introduced a polarimetric scattering model that was based on the Integral Equation Model (IEM; [11]) and the use of the entropy (H), the α_1 angle and a new polarimetric parameter, which was named the eigenvalue relative difference (ERD). For the mono-frequency data, the most adapted radar wavelength (λ) for the soil parameters estimation is the L-band (λ between 15 and 30 cm) due to its sensitivity to both soil moisture and surface roughness. In the multi-frequency inversion algorithm, the soil moisture is estimated from α_1 , which is acquired in the high frequency band (C to K band: 4 to 27 GHz) whereas the *rms* surface height is obtained from the parameters α_1 , H and ERD in the low frequency band (P to S band: 0.3 to 4 GHz).

The objective of the present study is to investigate the sensitivity of polarimetric parameters at the C-band to bare agricultural soil parameters (soil moisture and surface roughness). Indeed, the potential of polarimetric parameters in the C-band was studied little and

the available SAR studies use especially high radar wavelengths as the L-band. The main investigation in this study concerns the analysis of the dynamic of polarimetric parameters in the C-band according to soil moisture and surface roughness. Twelve RADARSAT-2 images in the polarimetric mode were analysed and compared to IEM simulations. This work will enable us to evaluate the potential of polarimetric SAR sensors at the C-band to extract surface soil parameters for two study sites in France. Section 2 provides a review of the IEM model and the main polarimetric parameters. In Section 3, the data set is described. The results are shown in Section 4, and finally, Section 5 presents the main conclusions.

2. POLARIMETRIC SCATTERING MODE

2.1. Polarimetric parameters

A polarimetric Synthetic Aperture Radar (SAR) measures the scattering matrix S of a medium with quad polarisations. This matrix is constituted by the complex scattering coefficients S_{pq} , where p is the transmitting polarisation and q is the receiving polarisation ($p, q = H$ or V , where H represents horizontal and V represents vertical). The polarimetric information in the monostatic case can be represented by a coherency matrix T which can be calculated from the complex target vector k_p as follows [24]:

$$T = \langle k_p \cdot k_p^{*T} \rangle \text{ with} \quad k_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} S_{hh} + S_{vv} & S_{hh} - S_{vv} & 2S_{hv} \end{pmatrix}^T \quad (1)$$

where the superscripts $*$, T and $\langle \cdot \rangle$ denote the complex conjugate, the matrix transpose, and the average operator, respectively.

[24] proposed a polarimetric decomposition theorem that is based on the eigenvector/value of the coherency matrix into elementary mechanisms (i.e. single, double and volume scattering) to identify the global mean scattering mechanism. The matrix T can be defined as the noncoherent sum of three orthogonal unitary matrices as follows:

$$T = \sum_{i=1}^3 \lambda_i V_i V_i^{*T} \quad (2)$$

where λ_i are the three eigenvalues of T , which are real and non-negative $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$. V_i are the related orthogonal unitary eigenvectors.

Using the eigenvectors and eigenvalues, three main parameters are used to characterise the results of this decomposition: entropy (H), mean alpha angle ($\bar{\alpha}$), and anisotropy (A). The polarimetric scattering entropy H is defined from the logarithmic sum of the eigenvalues of T and represents the random behaviour of the scattering phenomenon as follows:

$$H = - \sum_{i=1}^3 P_i \cdot \log_3(P_i) \quad , \quad 0 \leq H \leq 1 \quad (3)$$

where P_i are the normalised eigenvalues as follows:

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^3 \lambda_j} \quad (4)$$

The entropy H is a measure of the randomness of the scattering mechanisms. Low entropy ($H=0$) indicates a single scattering mechanism (isotropic scattering) while high entropy ($H=1$) indicates a totally random mixture of scattering mechanisms with equal probability and, therefore, a depolarising target.

The mean scattering angle $\bar{\alpha}$ represents the mean dominant scattering mechanism and it is calculated from the eigenvectors and eigenvalues of T :

$$\bar{\alpha} = \sum_{i=1}^3 \alpha_i P_i \quad (5)$$

where α_i are the scattering mechanisms that are represented by the three eigenvectors. $\bar{\alpha} = 0^\circ$ indicates a surface scattering, $\bar{\alpha} = 45^\circ$ indicates a dipole mechanism (volume scattering), and $\bar{\alpha} = 90^\circ$ indicates a double bounce scattering from metallic surfaces (dihedral scatter).

The anisotropy A is defined as the relative importance of the secondary scattering mechanism and it is expressed as:

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \quad , \quad 0 \leq A \leq 1 \quad (6)$$

where λ_2 and λ_3 are the two lowest eigenvalues.

A becomes 0 if both of the scattering mechanisms are of equal proportion, while the larger values of A indicates the increasing amounts of anisotropic scattering.

The reflection symmetry hypothesis, which is valid for agricultural surfaces, allows the derivation from the coherency matrix T of the analytical expressions of the polarimetric parameters. In this case, the correlation between the co- and cross-polarized channels is assumed to be zero ($\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle = \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle = 0$) [25]. The simplified expressions of the Non-Ordered in Size (NOS) eigenvalues are defined as follows [26]:

$$\begin{aligned}\lambda_{1NOS} &= \frac{1}{2} \left(\langle |S_{hh}|^2 \rangle + \langle |S_{vv}|^2 \rangle + \sqrt{(\langle |S_{hh}|^2 \rangle - \langle |S_{vv}|^2 \rangle)^2 + 4 \langle |S_{hh} S_{vv}^*|^2 \rangle} \right) \\ \lambda_{2NOS} &= \frac{1}{2} \left(\langle |S_{hh}|^2 \rangle + \langle |S_{vv}|^2 \rangle - \sqrt{(\langle |S_{hh}|^2 \rangle - \langle |S_{vv}|^2 \rangle)^2 + 4 \langle |S_{hh} S_{vv}^*|^2 \rangle} \right) \\ \lambda_{3NOS} &= 2 \langle |S_{hv}|^2 \rangle\end{aligned}\quad (7)$$

The eigenvectors can also be written analytically in the case of reflection symmetry hypothesis [26].

[18] suggest the analysis of the alpha angle that corresponds to the first eigenvector (α_1) rather than the mean scattering alpha ($\bar{\alpha}$) because α_1 indicates the type of the scattering process that is associated with the first eigenvector and then with the dominating scattering process. A value of α_1 that is lower than 45° corresponds to surface scattering. The α_1 parameter is given by the following:

$$\alpha_1 = \arctan \left(\frac{\sqrt{|v_1(2)|^2 + |v_1(3)|^2}}{|v_1(1)|^2} \right)\quad (8)$$

Where $v_I(i)$ is the i th component of the first eigenvector v_I and $||$ is the module.

Moreover, [20] introduced two new parameters, which are called the Single-bounce Eigenvalue Relative Difference (SERD) and the Double-bounce Eigenvalue Relative Difference (DERD), to provide a better inversion of the geophysical parameters in the natural media:

$$\begin{aligned}SERD &= \frac{\lambda_S - \lambda_{3NOS}}{\lambda_S + \lambda_{3NOS}} \\ DERD &= \frac{\lambda_D - \lambda_{3NOS}}{\lambda_D + \lambda_{3NOS}}\end{aligned}\quad (9)$$

λ_S is associated to the single reflection mechanism and λ_D is associated to the double reflection. For $\alpha_1 < \pi/4$, α_2 is higher than $\pi/4$, then $\lambda_S = \lambda_{1NOS}$ and $\lambda_D = \lambda_{2NOS}$. If $\alpha_1 > \pi/4 \rightarrow \alpha_2 < \pi/4$ then $\lambda_S = \lambda_{2NOS}$ and $\lambda_D = \lambda_{1NOS}$.

In this study, only the following polarimetric descriptors that were considered to be important for the characterisation of the soil surface parameters were analysed: the angle α_1 , the entropy (H), the anisotropy (A), and the eigenvalue relative differences (SERD and DERD). These polarimetric parameters are those resulting from the studies carried out with L-band polarimetric data over bare agriculture fields.

2.2. Integral Equation Model (IEM)

To better understand the relationship between the polarimetric parameters and the soil surface characteristics, a backscattering model that is capable of reproducing the radar signal from SAR parameters (incidence angle, polarisation, and radar wavelength) and the soil surface characteristics (dielectric constant and surface roughness) is essential. The Integral Equation Model (IEM: [11], [27]) is one of the physical models that is most widely used because its validity domain covers the range of roughness values that are commonly encountered for agricultural surfaces ($ks \leq 3$, where k is the wave number $\cong 1.11 \text{ cm}^{-1}$ for a frequency in the C-band of 5.3 GHz). The description of surface roughness on bare soils in the IEM is currently based on three parameters [27]: the correlation function, the correlation length, and the standard deviation of heights (s). A number of studies have shown that the backscattering coefficient varies considerably depending on the shape of the correlation function, and the measurements of the correlation length are inaccurate (they are highly dependent on the length and on the number of roughness profiles) [28]-[30].

Over bare soils in agricultural areas, the backscattering coefficient of the surface contribution σ_{pp}^o is expressed for the HH and VV polarisations (pp=HH or VV) follows:

$$\begin{aligned}\sigma_{pp}^o &= \langle |S_{pp}|^2 \rangle = \frac{k^2}{2} |f_{pp}|^2 e^{-4k^2 rms^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(4k^2 rms^2 \cos^2 \theta)^n}{n!} W^{(n)}(2k \sin \theta, 0) \\ &+ \frac{k^2}{2} \text{Re}(f_{pp}^* F_{pp}) e^{-3k^2 rms^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(4k^2 rms^2 \cos^2 \theta)^n}{n!} W^{(n)}(2k \sin \theta, 0) \\ &+ \frac{k^2}{8} |F_{pp}|^2 e^{-2k^2 rms^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(k^2 rms^2 \cos^2 \theta)^n}{n!} W^{(n)}(2k \sin \theta, 0)\end{aligned}\quad (10)$$

For the cross polarisation, the backscattering coefficient is σ_{HV}^o is as follows:

$$\sigma_{hv}^o = \langle |S_{hv}|^2 \rangle = \frac{k^2}{16\pi} e^{-2k^2 r m^2 \cos^2 \theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \sum_{m=1}^{+\infty} \frac{(k^2 r m s^2 \cos^2 \theta)^{n+m}}{n! m!}$$

$$\iint [F_{hv}(u, v)^2 + F_{hv}(u, v) F_{hv}^*(-u, -v)] W^{(n)}(u - k \sin \theta, v) W^{(m)}(u + k \sin \theta, v) du dv$$
(11)

Where:

$$f_{hh} = \frac{-2R_h}{\cos \theta}$$

$$f_{vv} = \frac{2R_v}{\cos \theta}$$

$$R_h = \frac{\mu_r \cos \theta - \sqrt{\mu_r \varepsilon_r - \sin^2 \theta}}{\mu_r \cos \theta + \sqrt{\mu_r \varepsilon_r - \sin^2 \theta}}, \text{ being the}$$

Fresnel coefficient at the horizontal polarisation

$$R_v = \frac{\varepsilon_r \cos \theta - \sqrt{\mu_r \varepsilon_r - \sin^2 \theta}}{\varepsilon_r \cos \theta + \sqrt{\mu_r \varepsilon_r - \sin^2 \theta}}, \text{ being the}$$

Fresnel coefficient at the vertical polarisation

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

$$F_{vv} = 2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} \left[\left(1 - \frac{\varepsilon_r \cos^2 \theta}{\mu_r \varepsilon_r - \sin^2 \theta} \right) (1 - R_v)^2 + \left(1 - \frac{1}{\varepsilon_r} \right) (1 + R_v)^2 \right]$$

$$F_{hv}(u, v) = \frac{uv}{k \cos \theta} \left[\frac{8R^2}{\sqrt{k^2 - u^2 - v^2}} + \frac{-2 + 6R^2 + \frac{(1+R)^2}{\varepsilon_r} + \varepsilon_r (1-R)^2}{\sqrt{\varepsilon_r k^2 - u^2 - v^2}} \right]$$

$$R = \frac{R_v - R_h}{2}$$

ε_r : dielectric constant.

μ_r : relative permittivity

θ : incidence angle

s: standard deviation of the surface height

L: correlation length

Re: real part of the complex number

f_{pp}^* : conjugate of the complex number f_{pp}

$\rho(x, y)$: surface correlation function. For one-dimensional roughness profiles, ρ is given by:

$$\rho(x) = e^{-\left(\frac{x}{L}\right)^\alpha}$$

The distribution of the surface correlation function is exponential for low surface roughness values ($\alpha=1$) and Gaussian for high surface roughness values ($\alpha=2$).

$W^{(n)}$: Fourier transformation of the nth power of the surface correlation function. It is defined as follows:

$$W^{(n)}(a, b) = \frac{1}{2\pi} \iint \rho^n(x, y) e^{-i(ax+by)} dx dy$$

The empirical model that was developed by [31] was used to link the volumetric water content to the corresponding complex dielectric constant. This model uses the sand and clay composition of the soil.

The IEM satisfies the reflection symmetry assumption, and the coherency matrix can be written as:

$$T = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \langle |S_{hh}^f|^2 \rangle + 2\text{Re}(\langle S_{hh}^f S_{vv}^{f*} \rangle) + \langle |S_{vv}^f|^2 \rangle & \langle |S_{hh}^f|^2 \rangle - 2j\text{Im}(\langle S_{hh}^f S_{vv}^{f*} \rangle) - \langle |S_{vv}^f|^2 \rangle & 0 \\ \langle |S_{hh}^f|^2 \rangle + 2j\text{Im}(\langle S_{hh}^f S_{vv}^{f*} \rangle) - \langle |S_{vv}^f|^2 \rangle & \langle |S_{hh}^f|^2 \rangle - 2\text{Re}(\langle S_{hh}^f S_{vv}^{f*} \rangle) + \langle |S_{vv}^f|^2 \rangle & 0 \\ 0 & 0 & 4\langle |S_{hv}^f|^2 \rangle \end{pmatrix}$$
(12)

where Im indicates the imaginary part.

The different polarimetric parameters are next calculated using the polarimetric scattering model IEM. The objective is to analyse the behaviour of these parameters as a function of the soil parameters and to compare this behaviour with the data that were obtained from real SAR data of the RADARSAT-2 sensor.

3. DATABASE

A database that was composed of RADARSAT-2 acquisitions and ground measurements over two agricultural study sites in France was used (Fig. 1, Table 1). The first study site is located on the Thau watershed near Montpellier in Southern France (43°26'N and 3°40'E). It is mostly composed of agricultural plots that are intended for growing cereals (wheat) and vineyards, natural vegetation (Garrigue=Mediterranean forest), and agricultural wasteland. The second study site is the Orgeval watershed, which is located to the east of Paris (48°51'N and 3°07'E). The Orgeval watershed is mostly composed of agricultural plots that are intended for growing wheat and

maize. This site is flat and composed of loamy soils. The measurement campaigns of the soil moisture and surface roughness were conducted simultaneously with the SAR acquisitions on several bare training plots (with low local topography and at least one hectare in size). The soil composition is approximately 52% silt, 35% clay, and 12% sand.

3.1. Radarsat-2 data

The C-band SAR images were obtained from the RADARSAT-2 sensor in the polarimetric mode. The radar data are available in fine mode with a spatial resolution of approximately 10m and incidence angles of 34-36°, 40°, and 45-47° (Table 1). The PolSARPro v4.2.0 software (<http://earth.eo.esa.int/polsarpro/>) was used to process the RADARSAT-2 images. The following polarimetric parameters that were considered to be important for the characterization of the soil surface parameters were generated: the angle α_1 , the entropy (H), the anisotropy (A) and the eigenvalue relative differences (SERD and DERD). Next, every generated data layer was geocoded using the MapReady 2.3 software (http://www.asf.alaska.edu/downloads/software_tools) and a Digital Elevation Model at a pixel spacing of 5m (Fig. 2). The geocoding errors were calculated for each RADARSAT-2 image by using an aerial optical image that was acquired by the French National Geographic Institute in 2005 with a spatial resolution of 50cm. The errors slightly different between one image and another (from 55.9m to 62m in X and from 5.6m to 10.7m in Y) were corrected by a simple translation of the images.

Coherency matrices are commonly processed for speckle noise reduction by averaging several neighbouring pixels using a moving window. [32] and [33] have shown that an insufficient number of looks produce an underestimation of entropy and an overestimation of anisotropy and alpha angle (for grass). For a correct retrieval of the physical information, reliable H , A and $\bar{\alpha}$ values may be obtained with a minimum of 49 looks. For our RADARSAT-2 data, a 7x7 boxcar filter was applied to the single-look complex data. The average of the polarimetric parameters was then calculated for each training plot.

3.2. In situ measurements

Simultaneously to the RADARSAT-2 acquisitions, ground measurements were

performed in selected bare training plots (\pm three hours of the satellite overpass time). Between two and sixteen training plots were visited on each SAR acquisition date (Table 1). Two soil-surface parameters were measured the moisture content (at a 0-5-cm depth) and the surface roughness.

The soil moisture (mv) of each training plot was assumed to be equal to the mean value that was measured from several samples (between 20 and 50) that were collected from that plot in using a calibrated TDR (Time Domain Reflectometry) probe. The soil moistures range from 0.09 to 0.46 cm^3/cm^3 .

The roughness measurements were made using needle profilometer (1m long and with 2cm sampling intervals). Ten roughness profiles along and across the direction of tillage (five parallel and five perpendicular) were established in each reference field. From these measurements, the two roughness parameters, which are root mean square (s) surface height and correlation length (L), were calculated using the mean of all of the correlation functions. The rms surface heights ranged from 0.5 cm to 4.0 cm. The correlation length (L) varied from 1.7 cm in the sown fields to 8.5 cm in the ploughed fields.

A good characterization of surface roughness is dependant on the roughness profile length, the number of roughness profiles measurements and the horizontal resolution (sampling interval) of profiles [30], [34]-[36]. According to [30], the roughness profiles length should be at least $40L$ and $200L$ (where L is the correlation length) in order to obtain the s and the correlation length with a precision of 10%. [34]-[35] have demonstrated that shorter profiles result in lower s and correlation length. The underestimation of roughness parameters is more significant for smooth surfaces than for rough roughness. The number of averaged profiles that is required to obtain a standard deviation on s and L less than 10% is dependent of profile length. [35] demonstrated that less than 10 averaged profiles are required for 1 m profile to obtain a standard deviation of s lower than 10%, whereas the same accuracy (better than 10%) for correlation length only becomes feasible for at least 15 averaged profiles. The precision on the correlation length measurements should be about 15 to 20% for the range of correlation length measured within our bare agricultural fields, with 1m profile and 10 average profiles (higher standard deviation for large correlation length). The precision associated with the measurements of s and L ,

were also dependent on the horizontal spacing between height points (Δx). According to [35], an increase in horizontal spacing causes a decrease in s and an increase in correlation length, which are more pronounced for surfaces with small correlation length. [30] suggested that the surface should be sampled at a spacing no longer than $0.2L$ and no more than $0.5L$ for the same precision of about 5% on the correlation length and the s surface height, respectively. For our range of correlation length, the accuracy of roughness parameters with a spacing of 2 cm should be better than $\pm 10\%$ for s and between $\pm 10\%$ and $\pm 20\%$ for large and small correlation lengths, respectively.

4. DATA ANALYSIS

In this section, we will analyze the potential of some of the polarimetric parameters for the soil surface characterization (soil moisture « mv » and surface roughness « s »). The data that were calculated from the RADARSAT-2 images and other data that were simulated from IEM are analyzed. The behaviour of polarimetric parameters according to the soil moisture and surface roughness will be studied in using all SAR acquisitions (all data). For the IEM simulations, an exponential correlation function was used with a correlation length of 5 cm, which corresponds to the mean value of in situ correlation length measurements. Indeed, different studies found that the autocorrelation function was well approximated by exponential correlation function for agricultural soils [34], [36]-[39].

To provide a good interpretation of the polarimetric parameters α_1 , entropy, anisotropy, SERD and DERD that were averaged from the RADARSAT-2 images of each training plot, the distribution of the standard deviations that were calculated in the training plots were analyzed (329 data points).

A given polarimetric parameter could be used to discriminate different classes of mv or ks if the distance between the mean values is large compared to the standard deviations [40]. For values of separability $S_{i,j}$ between 0.8 and 1.5, the quality of the separation between classes i and j is average. Values of $S_{i,j}$ above 2.0 provide almost complete separation of class pairs. The separability between classes i and j is defined by:

$$S_{i,j} = \frac{|\mu_i - \mu_j|}{std_i + std_j} \quad (13)$$

Where μ and std are mean values and standard deviations of the feature.

Thus, a good separability between two classes of soil moisture or surface roughness requires a difference between their mean values at least equal to twice the standard deviation ($S_{i,j}=1$).

Fig. 3 shows that the mean of the standard deviations was approximately 3° , 0.07, 0.09, 0.06, and 0.12 for α_1 , H, A, SERD and DERD, respectively. As example, the standard deviation of α_1 vary between 2° and 4° (for 90% of values) with a mean about 3° . The α_1 parameter could thus be useful in the mapping of soil moisture or surface roughness if its dynamic is at least of 6° .

4.1. Behaviour of alpha angle of the first eigenvector (α_1) according to mv and ks

The α_1 parameter indicates the scattering mechanism that is associated with the first eigenvector. α_1 values that are lower than 45° correspond to surface scattering. Fig. 4 represents the behaviour of α_1 according to the soil moisture and ks for three incidence angles, 34° , 40° , and 46° . Each value represents the mean parameter of a training site, and it was determined by averaging the values of all of the pixels that belonged to the site.

For an incidence angle of 34° , α_1 appeared to decrease with the soil moisture for the mv values that were lower than 10-15% and increase subsequently from 6° to 12° for the mv values that were between 15% and 40% (Fig. 4a). This behaviour seems to be the same when $ks < 1.5$ and $ks > 1.5$. Fig. 4c shows that α_1 decreases slightly with ks (a decrease of only few degrees for a ks between 1 and 4). Moreover, this decrease is slightly more important for the high mv values ($mv > 30\%$). For the incidence angles of 40° and 46° , the behaviour of α_1 was identical to that observed for $\theta = 34^\circ$. α_1 decreased when $mv < 10-15\%$, was constant when mv was between 15% and 30%, and increased approximately 8° when mv was between 30% and 45% (Fig. 4b). Fig. 4d shows that α_1 decreased slightly with ks for the incidence angles of $40-46^\circ$ and an $mv < 30\%$, and this decrease was only important for the low values of ks ($ks < 1$). Moreover, Fig. 4d shows that the difference between α_1 of the training plots where $mv < 30\%$ and the training plots where $mv > 30\%$ was higher for the high incidence angles ($40-46^\circ$ in comparison to 34°).

Thus, this parameter could be used to identify the plots that have a high surface soil moisture ($mv > 30\%$).

The IEM simulations showed an increase of α_1 with the soil moisture (mv) for the ks that were lower than 1.1 (the threshold value depends slightly on the incidence angle). For the ks values higher than 1.9, α_1 decreases with mv . For the intermediate ks values (ks between 1.1 and 1.9), α_1 decreased with mv and then increased (Fig. 5). Moreover, the IEM simulations showed that α_1 decreased with ks for the ks values that were lower than 1.1-1.9, and then it increases with ks regardless of mv . The threshold ks values from which the behaviour of α_1 changed are highly dependent on the soil moisture (for $\theta = 34^\circ$, $ks = 1.1$ and 1.9 for $mv = 5\%$ and 40% , respectively) and are slightly dependent on the incidence angle (Figs. 5c and 5d). The simulations confirmed that the response of α_1 with ks and mv had a dynamic that is slightly lower for a low incidence angle (34°) than for a high incidence angle (46°). However, this dynamic could be insufficient if $mv > 15\%$ because a 10% differences in the soil moisture resulted in a difference in α_1 that was lower than 4° (Figs. 5c, 5d); this difference is of the same order as the standard deviation of α_1 measurements. A difference of 10% in mv for $mv < 15\%$ corresponds to an increment in α_1 ($\Delta\alpha_1$) that is of 4° to 7° for $\theta = 46^\circ$ ($ks = 0.5$ and 3 , respectively). The same difference in mv for $mv > 15\%$ correspond to $\Delta\alpha_1$ of less than 4° for $\theta = 46^\circ$ and less than 2° for $\theta = 34^\circ$.

Ambiguities can appear in the estimation of soil moisture and surface roughness. Indeed, for the same geometric characteristics of the soil surface, the same value of α_1 could have for some ks two different values of soil moisture (Figs. 5a and 5b). Moreover, Figs. 5c and 5d show that the same value of α_1 has for a given soil moisture two different values of surface roughness. The part of the curves which is on the left of reflection points of Figs. 5a and 5b, or on the right of reflexion points of Figs. 5c and 5d corresponds to the limiting zones of IEM validity. The IEM model validity is limited for rough and dry soils (Figs. 5c and 5d).

In conclusion, the α_1 parameter shows good correlation between IEM simulations and RADARSAT-2 data. With respect to the validity domain of the IEM, α_1 decreases with ks and increases with mv .

4.2. Behaviour of entropy (H) according to mv and ks

H seemed to decrease slightly with the soil moisture when mv was lower than 15-20%. However, H values of approximately 0.2 increased with mv when the mv values were between 20% and 45% (Figs. 6a and 6b). Moreover, H decreased with ks when the mv values were higher than 30%, and H seemed to be constant when $mv < 30\%$ (Figs. 6c and 6d). The observed difference in the entropy values for $mv < 30\%$ and $mv > 30\%$ could be useful in the separation of these two soil moisture classes. However, it is difficult to note a clear behaviour of H according to ks except for when $\theta = 34^\circ$ and $mv > 30\%$; in this case, H decreased approximately 0.2 for ks between 1 and 2.4. When $\theta = 40^\circ$, the entropy seemed to be constant with the ks when $mv < 30\%$.

The IEM simulations showed that H increased slightly with the increase of soil moisture for the ks values that were lower than 1 and decreased for ks values higher than 1.3 (slightly depending on the incidence angle) (Figs. 7a and 7b). Moreover, the IEM showed that H increased strongly with ks for the ks values that were lower than 1-1.3 (the threshold between 1 and 1.3 depends on mv) and then decreased. The decrease observed on the RADARSAT-2 data between H and ks for ks higher than 1 is weaker than that obtained from the IEM model (less than 0.2 for RADARSAT-2 and about 0.8 for IEM). This could be due to our range of ks which is close to the limit of IEM model validity. Moreover, for the mv corresponding to the ground measurements (generally higher than 10%), the simulated entropy by the IEM model is almost independent of mv whereas the RADARSAT-2 data shows an increase of H according to mv .

4.3. Behaviour of anisotropy (A) according to mv and ks

Anisotropy increased with mv for the mv values that were lower than 25% and $\theta = 34^\circ$, and it decreased next (Fig. 8a). When $\theta = 46^\circ$, A was constant with mv (Fig. 8b). Moreover, the anisotropy decreased with ks when the ks values were lower than 1 by approximately 0.2 for ks between 0.5 and 1 (Fig. 8d). For the ks values that were higher than 1, A seemed to be independent of ks (Figs. 8c and 8d). The anisotropy could be used to separate two soil roughness classes: $ks < 1$ and $ks > 1$.

The IEM simulations showed that A increased slightly with mv (less than 0.1) for mv and ks higher than 10% and 0.6-0.9 (depending on the incidence angle), respectively (Fig. 9). For our ground measurements where the soil moisture was higher than 10% and the ks values were higher than 1 (for the majority of our database), the anisotropy increases slightly with mv for both RADARSAT-2 images and IEM model (Figs. 8 and 9).

Concerning the relationship between A and ks , the IEM simulations showed that A decreased with ks for the ks values that were lower than 0.6-0.9; for the ks values that were higher, A increased. When $\theta=40^\circ$ and ks was between 0.5 and 1, the IEM simulations which used the same soil moisture conditions as the ground measurements (mv was between 19% and 23%) indicated a strong increase of the A parameter by approximately 0.65. The behaviour of the simulated anisotropy with ks is different from that observed on the RADARSAT-2 images for $ks < 1$. It could correspond to the limit of IEM model validity.

4.4. Behaviour of single-bounce Eigenvalue Relative Difference (SERD) according to mv and ks

When θ was between 34° and 46° , the SERD parameter was independent of the incidence angle. The SERD was constant when the soil moisture was between 9% and 30%, and it decreased slightly by approximately 0.1 (Figs. 10a and 10b). The SERD decreased with the ks when $ks < 1$, and next, the SERD became constant (Figs. 10c and 10d). This parameter has the same potential as the anisotropy to separate the smooth soils ($ks < 1$) from the rough soils ($ks > 1$). This parameter is slightly less disturbed than the anisotropy (low standard deviations were observed for the mean of SERD) (Fig. 3).

The IEM simulations showed that the SERD decreases with ks for ks values that were lower than 2 (Fig. 11). This same behaviour was also observed on the RADARSAT-2 data but the decrease is much weaker than that on the simulated data (Fig. 10d). For the ks values that were higher than 2, the simulated SERD was almost constant with ks . Moreover, the SERD parameter simulated from the IEM model decreases slightly when the soil moisture increases. This same behaviour was also observed on the RADARSAT-2 data between SERD and mv .

In conclusion, this polarimetric parameter

presents a weak potential in the discrimination of ks or mv classes.

4.5. Behaviour of double-bounce Eigenvalue Relative Difference (DERD) according to mv and ks

The DERD parameter was independent of the incidence angle when θ was between 34° and 46° . When $\theta=34^\circ$, the DERD parameter increased slightly for mv values that were between 9% and 30%, and it next decreased slightly (Fig. 12a). Moreover, the DERD was constant with the soil moisture when $\theta=46^\circ$ (Fig. 12b). The behaviour of the DERD with the ks showed that the DERD decreased with ks for ks values that were lower than 1 and became constant next (Figs. 12c, 12d).

The IEM simulations showed that the DERD decreased with ks for ks values between 0.5 and 1.5 (Fig. 13). This same behaviour was also observed on RADARSAT-2 data but with a weak decrease of the DERD with ks . However, the analysis of the standard deviations that were calculated from the RADARSAT-2 data of the mean of the DERD showed that the DERD parameter was more disturbed than the SERD and anisotropy parameters (high standard deviation) (Fig. 3). Moreover, the simulated DERD decreased slightly with mv for mv values between 15% and 40%.

5. CONCLUSION

The objective of this study was to analyze the potential use of the C-band polarimetric SAR to perform a surface soil characterization over bare agricultural areas. Indeed, few previous studies had investigated this potential and the available studies used especially high-radar wavelengths, such as the L-band. The present study utilized the RADARSAT-2 polarimetric data (C-band) and IEM simulations. The parameters that were chosen in this analysis correspond to the parameters that are frequently used in the literature and are as follows: α_1 , entropy, anisotropy, SERD and DERD. Simultaneously with the RADARSAT-2 acquisitions, field measurements of the soil moisture and surface roughness were performed on several bare soil training fields.

Although the studies in L-band facilitated the collection of polarimetric SAR data that could be used to estimate the soil parameters (characterization of soil parameters), this study

shows that the polarimetric parameters in the C-band are not very relevant to the characterisation of the soil surface over bare agricultural area. The high potential that was observed in the L-band is related to the low values of ks and the high dynamics of some of the polarimetric parameters for the low values of ks (<1).

A weak dynamic is often observed in the C-band between the polarimetric parameters and both the soil roughness and moisture content. This weak dynamic does not allow for the direct estimation of the soil parameters, but it could help to improve the inversion standard approaches of the soil parameters by adding a priori information regarding the value ranges for the soil parameters to be estimated (i.e., it could eliminate ambiguities). Indeed, the polarimetric parameter α_1 could be used to discriminate two soil moisture classes (very wet soils, where $mv > 30\%$ and the remainder, where $mv < 30\%$), while the anisotropy (A) could be used to separate the smooth soils ($ks < 1$) from the other soils ($ks > 1$).

The simulations that were obtained from the IEM model showed two divergence problems with the RADARSAT-2 data. First, the dynamics of the polarimetric parameters that were observed in the IEM simulations seemed to be over-estimated. In addition, the behavior of the polarimetric parameters (an increase or decrease of the parameters according to ks and mv) was not always the same one that was observed from the SAR data. These observations suggest that the IEM model in its polarimetric version should be evaluated by other research teams using other databases. If the conclusions of these future studies converge with those that were observed in this study, it will be necessary to improve the robustness of the IEM model.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the FP7 CLIMB project (Climate-induced changes on the hydrology of Mediterranean Basins) and IRSTEA (National Research Institute of Science and Technology for Environment and Agriculture). The authors wish to thank the CSA (Canadian Space Agency) for kindly providing the RADARSAT-2 data (SOAR-E Project 5032). We also thank Yves Gauthier, Karem Chokmani, and Monique Bernier (INRS-Ete), who very kindly provided their assistance regarding the procurement of the RADARSAT-2 images.

REFERENCES

[1] E.T. Engman, "Application of microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture," *Remote Sensing of Environment*, 35, pp. 213–226, 1991.

- [2] T. J. Jackson, J. Schmugge, and E. T. Engman, "Remote sensing applications to hydrology: Soil moisture," *Hydrological Sciences*, vol. 41, no.4, pp. 517-530, 1996.
- [3] Y. Le Bissonnais, H. Benkhadra, V. Chaplot, D. Fox, D. King, and J. Daroussin, "Crusting, runoff and sheet erosion on silty loamy soils at various scales and upscaling from m^2 to small catchments," *Soil and Tillage Research*, 46, pp. 69–80, 1998.
- [4] J. Alvarez-Mozos, J. Casali, M. Gonzalez-Audicana, and N. E. C. Verhoest, "Assessment of the operational applicability of RADARSAT-1 data for surface soil moisture estimation," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, pp. 913-924, 2006.
- [5] N. Baghdadi, S. Gaultier, and C. King, "Retrieving surface roughness and soil moisture from SAR data using neural network," *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(5), pp. 701–711, 2002.
- [6] N. Baghdadi, N. Holah, and M. Zribi, "Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR SAR data," *International Journal of Remote Sensing*, 27(10): 1907–1920, 2006.
- [7] H. Lievens, N. E. C. Verhoest, E. De Keyser, H. Vernieuwe, P. Matgen, J. Álvarez-Mozos, and B. De Baets, "Effective roughness modelling as a tool for soil moisture retrieval from C- and L-band SAR," *Hydrology and Earth System Sciences*, 15, 2011, pp. 151-162, doi:10.5194/hess-15-151-2011.
- [8] M. S. Moran, C. D. Peters-Lidard, J. M. Watts, and S. McElroy, "Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models," *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30, pp. 805-826, 2004.
- [9] M. Zribi, and M. Dechambre, "A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data," *Remote Sensing of Environment*, 84, pp. 42–52, 2002.
- [10] F. T. Ulaby, R. K. Moore, and A. K. Fung, "Microwave Remote Sensing, Active and Passive, Volume Scattering and Emission Theory—Advanced Systems and Applications," vol. 3. Artech House: Dedham, MA; 1098 pages, 1986.
- [11] A. K. Fung, "Microwave Scattering and Emission Models and their Applications," Artech House, Inc., Boston, London, 573 pages, 1994.
- [12] Y. Oh, K. Sarabandi, and F. T. Ulaby, "An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surface," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), pp. 370–381, 1992.
- [13] Y. Oh, "Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3), pp. 596-601, 2004.
- [14] H. S. Srivastava, P. Patel, M. L. Manchanda, and S. Adiga, "Use of multiincidence angle RADARSAT-1 SAR data to incorporate the effect of surface roughness in soil moisture estimation," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(7), pp. 1638–1640, 2003.
- [15] N. Baghdadi, C. King, A. Bourguignon, and A. Remond, "Potential of ERS and RADARSAT data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields: application to catchments in Northern France," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, no. 17, pp. 3427-3442, 2002.
- [16] T. Le Toan, "Active microwave signatures of soils and crops: significant results of three years of experiments," *In IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Munich, Germany, 1-4 June 1982, pp. 25-32, 1982.
- [17] F. T. Ulaby, P. P. Batlivala, and M. C. Dobson, "Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part I-Bare Soil," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 16, Issue 4, pp. 286-295, 1978.

- [18] S. Allain, "Characterization of bare soils bio- and geo-physical parameters using multi-frequency and multi-resolution SAR data," Ph.D. Dissertation, University of Rennes I, France, 2003, 150 pages.
- [19] S. Allain, L. Ferro-Famil, and E. Pottier, "Two novel surface model based inversion algorithms using multi-frequency polSAR data," *Proceedings IGARSS 2004*, Anchorage, AK, USA, September 20-24, 2004.
- [20] S. Allain, L. Ferro-Famil, and E. Pottier, "A polarimetric classification from PolSAR data using SERD/DERD parameters," *Proceedings EUSAR*, Dresden, Germany, May 16-18, 2006.
- [21] I. Hajnsek, E. Pottier, and S. Cloude, "Inversion of surface parameters from polarimetric SAR," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4), pp. 727-744, 2003.
- [22] N. Baghdadi, N. Holah, and M. Zribi, "Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, no. 4, pp. 805-816, 2006.
- [23] N. Baghdadi, J. Abou Chaaya, and M. Zribi, "Semi-empirical calibration of the Integral equation Model for SAR data in C-band and cross polarization using radar images and field measurements," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 8, no.1, pp.14-18, 2011.
- [24] Cloude, S. R. and E. Pottier, (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 34, no. 2, pp. 498-518, 1996.
- [25] S. V. Nghiem, S. H. Yueh, R. Kwok, and F. K. Li, "Symmetry properties in polarimetric remote sensing," *Radio Science*, vol. 27, no. 5, pp. 693-711, 1992.
- [26] J. J. Van Zyl, "Application of Cloude's target decomposition theorem to polarimetric imaging radar," *SPIE, Radar Polarimetry*, vol. 1748, pp. 184-212, 1992.
- [27] A. K. Fung, Z. Li, and K. S. Chen, "Backscattering from a randomly rough dielectric surface," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no 2, pp. 356-369, 1992.
- [28] E. Altess, O. Bolognani, M. Mancini, and P. A. Troch, "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*, vol. 32, no. 3, pp. 653-661, 1996.
- [29] N. Baghdadi, P. Paillou, M. Davidson, G. Grandjean, and P. Dubois, "Relationship between profile length and roughness parameters for natural surfaces," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no 17, pp. 3375-3381, 2000.
- [30] Y. Oh, and Y. Kay, "Condition for precise measurement of soil surface roughness," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, no. 2, pp. 691-695, 1998.
- [31] M. Hallikainen, F. Ulaby, F. Dobson, M. EL Rayes, and L. Wu, "Microwave dielectric behavior of wet soil. Part I: Empirical models and experimental observations," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 23, pp. 25-34, 1985.
- [32] J. S. Lee, T. L. Ainsworth, J. P. Kelly, and C. Lopez-Martinez, "Evaluation and bias removal of multilook effect on Entropy/Alpha/Anisotropy in polarimetric SAR decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(10), pp. 3039-3052, 2008.
- [33] C. Lopez-Martinez, and E. Pottier, "Study of the speckle noise effects over the eigen decomposition of polarimetric SAR data," *Proceedings of the 2nd international workshop on applications of polarimetry and polarimetric interferometry*. Frascati, Italy, 17-21 January 2005 POLinSAR05 (ESRIN, ESA), CDRom.
- [34] M. Callens, N. E. C. Verhoest, and M. W. J. Davidson, "Parameterization of tillage-induced single scale soil roughness from 4-m profiles," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 4, pp. 878-888, 2006.
- [35] H. Lievens, H. Vernieue, J. Álvarez-Mozos, B. De Baets, N. E. C. Verhoest, "Error in radar-derived soil moisture due to roughness parametrization: an analysis based on synthetical surface profiles," *Sensors*, 9, 2009, pp. 1067-1093, doi:10.3390/s90201067
- [36] N. E. C. Verhoest, H. Lievens, W. Wagner, J. Álvarez-Mozos, S. Moran, and F. Mattia, "On the Soil Roughness Parameterization Problem in Soil Moisture Retrieval of Bare Surfaces from Synthetic Aperture Radar," *Sensors*, vol. 8, pp. 4213-4248, DOI: 10.3390/s8074213, 2008.
- [37] M. W. J. Davidson, T. Le Toan, F. Mattia, G. Satalino, T. Manninen, and M. Borgeaud, "On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38, pp. 630-640, 2000.
- [38] M. Zribi, V. Ciarletti, O. Taconet, J. Paillé, P. Boissard, and P. Chapron, "Characterisation of the soil structure and microwave backscattering based on numerical three-dimensional surface representation: analysis with a Brownian model," *Remote Sensing of Environment*, 72, pp. 159-169, 2000.
- [39] A. Ogilvy, and J. M. Foster, "Rough surfaces: Gaussian or exponential statistics," *Journal of Physics D-applied Physics*, 22, pp. 1243-1251, 1989.
- [40] N. Baghdadi, M. Bernier, R. Gauthier, and I. Neeson, "Evaluation of C-band SAR data for wetlands mapping," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 22, no. 1, pp. 71-88, 2001.



Nicolas Baghdadi received the Ph.D. degrees from the University of Toulon, France in 1994. From 1995 to 1997, he was postdoctoral research at INRS ETE – Water Earth Environment Research Centre, Quebec University, Canada. From 1998 to 2008, he was with French geological Survey (BRGM), Orléans, France. Since 2008, he is a Senior Scientist with the National Research Institute of Science and Technology for Environment and Agriculture (IRSTEA), Montpellier, France.

His research activities involve in the areas of microwave remote sensing, image processing, and analysis for satellite and airborne remote sensing data. His main field of interest is the analysis of SAR data and the retrieval of soil parameters (surface roughness and moisture content).



Rémi Cresson received the M.Sc. in signal and image processing from the Grenoble Institute of Technology (INPG), Grenoble, France, 2009. He is currently with IRSTEA for polarimetric radar data processing.



Eric Pottier (M'95, SM'06, F'11) received the MSc and Ph.D. in signal processing and telecommunication from the University of Rennes 1, respectively in 1987 and 1990, and the Habilitation from the University of Nantes in 1998. Since 1999, he has been a Full Professor at the University of Rennes 1, France,

where he is currently the Director of the Institute of Electronics and Telecommunications of Rennes (I.E.T.R – CNRS UMR 6164). His current activities of research and education are centered in the topics of analog electronics, microwave theory and radar imaging with emphasis in radar polarimetry. His research covers a wide spectrum of areas from radar image processing (SAR, ISAR), polarimetric scattering modeling, supervised/unsupervised polarimetric segmentation and classification to fundamentals and basic theory of polarimetry.

He has published 9 chapters in books, more than 50 papers in refereed journals and presented more than 340 papers during International Conferences, Symposiums and Workshops. He has presented advanced courses and seminars on Radar Polarimetry to a wide range of organizations and events.

He was presented the Best Paper Award at the Third European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR2000) and received the 2007 IEEE GRS-S Letters Prize Paper Award.

He has published a book co-authored with Dr. Jong-Sen Lee: *Polarimetric Radar Imaging: From basics to applications*”, CRC Press, Taylor & Francis editor, 397 pages, January, 2009, ISBN: 978-1-4200-5497-2.

He is a recipient of the 2007 IEEE GRS-S Education Award “*In recognition of his significant educational contributions to Geoscience and Remote Sensing*”

He has been elevated to IEEE Fellow (January 2011) with the accompanying citation: “*for contributions to polarimetric Synthetic Aperture Radar*”



Maelle Aubert received the Master degree in “Geosciences, Environnement, Natural risks” from ULP-EOST, Strasbourg, France (2007). Until 2008, she was Engineer of Institut de Recherche pour le Développement, working on optical objects based classification, Nouméa, New Caledonia. She is currently in

PhD (with IRSTEA) where her research interest is the retrieval of soil moisture and surface roughness from SAR imagery. This PhD is co-financed by CNES and Noveltis, Montpellier, France.



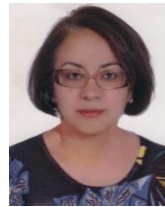
Mehrez Zribi received the engineering degree in signal processing from the Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs en Constructions Aéronautiques (ENSICA), Toulouse, France, and the Ph.D. degree from the Université Paul Sabatier, Toulouse, France. In 1995,

he joined the CETP laboratory (IPSL/CNRS), Vélizy, France. He is employed by CNRS (Centre National de Recherche Scientifique) since 2001. In October 2008, he joined CESBIO laboratory and IRD (Institut de Recherche pour le Développement). His research interests include microwave remote sensing applied to hydrology and microwave modeling and instrumentations.



Andres Jacome is agricultural engineer (Central University of Venezuela) with postgraduate studies in Soil and Water Sciences (Cemagref/AgroParisTech, Montpellier-France). Currently in a

Postdoctoral internship at Institut Nationale pour la Recherche Scientifique, Laboratoire Eau Terre Environnement (INRS-ETE, Québec University). Long experience in hydrological simulation for watershed management and soil erosion, land evaluation and environmental impact. Expertise in land survey (soil, land use and land cover, relief) with the help of Geomatics techniques: optical, Radar and LiDAR remote sensing, digital photogrammetric, GIS and DGPS. Academic experience at the Central University in Venezuela (Agronomy Faculty & Post grade in Soil Science) and at Cemagref/AgroParisTech (Master SILAT, Maison de la Télédétection).



Sihem Benabdallah is an associate professor and researcher at the Centre for Water Research and Technologies in Tunis, Tunisia. Dr. Benabdallah was educated in Tunisia and the United States and holds three degrees in Civil Engineering in addition to her undergraduate training in math and science. Her Ph.D. was earned at

Purdue University, and her academic field is hydrologic modeling of watersheds. She is the author of numerous publications on hydrologic and watershed modeling. Prior to her current position, she worked as a consultant on hydrologic studies throughout Africa, as well as studies funded by the European Commission. Dr. Benabdallah was a key organizer of several workshops including a workshop sponsored jointly by the U.S. National Academy of Sciences and its counterpart in Tunisia which focused on improvements in agricultural water management.

Tables et Figures

Table 1. Primary characteristics of the data set that was used in this study: images characteristics, number of training plots, range of soil moisture, and soil surface roughness (s).

Date (yyyy-mm-dd)	Site	Time TU (hh:mm)	Sensor mode - Incidence angle	Orbit	Number of training plots	Soil moisture (%) [min - mean - max]	Soil roughness (cm) [min - max]
2010-11-18	Thau	05:55	FQ14 - 34.3°	DES	11	[9.5 - 13.3 - 16.7]	[0.9 - 3.3]
2010-12-04	Thau	17:48	FQ26 - 45.1°	ASC	10	[17.0 - 23.4 - 33.5]	[1.2 - 2.4]
2010-12-12	Thau	05:55	FQ14 - 34.3°	DES	10	[9.0 - 13.7 - 17.4]	[1.0 - 2.4]
2011-01-05	Thau	05:55	FQ14 - 34.3°	DES	0	-	-
2011-01-11	Thau	17:39	FQ16 - 36.2°	ASC	9	[25.6 - 28.4 - 30.2]	[1.0 - 2.4]
2011-01-21	Thau	17:48	FQ26 - 45.1°	ASC	10	[9.9 - 16.5 - 27.0]	[1.0 - 2.4]
2011-01-29	Thau	05:55	FQ14 - 34.3°	DES	0	-	-
2011-02-22	Thau	05:55	FQ14 - 34.3°	DES	2	[25.3 - 25.5 - 25.7]	[1.3 - 2.2]
2011-03-15	Thau	05:43	FQ29 - 47.4°	DES	14	[31.2 - 38.5 - 45.7]	[1.1 - 4.0]
2011-03-18	Thau	05:55	FQ14 - 34.2°	DES	16	[18.1 - 32.0 - 39.1]	[1.0 - 4.0]
2010-03-22	Orgeval	17:45	FQ20 - 40°	ASC	7	[13.8 - 19.7 - 23.3]	[0.5 - 2.6]
2009-04-03	Orgeval	17:41	FQ20 - 40°	ASC	8	[14.9 - 17.1 - 20.3]	[1.2 - 2.6]

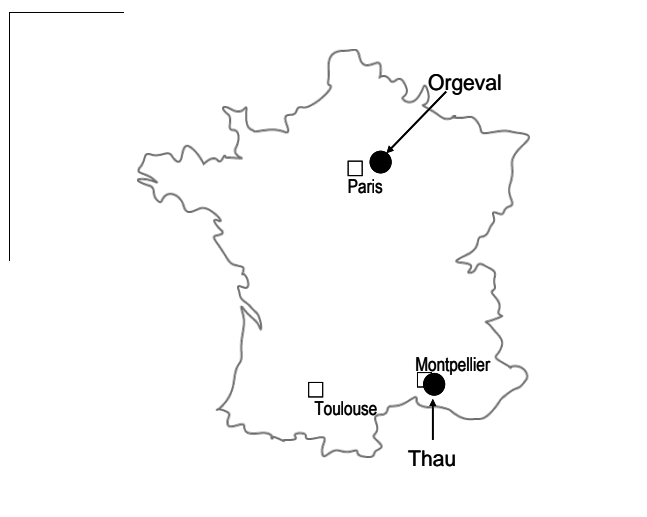


Fig. 1. Location of the Thau and Orgeval basins (France).

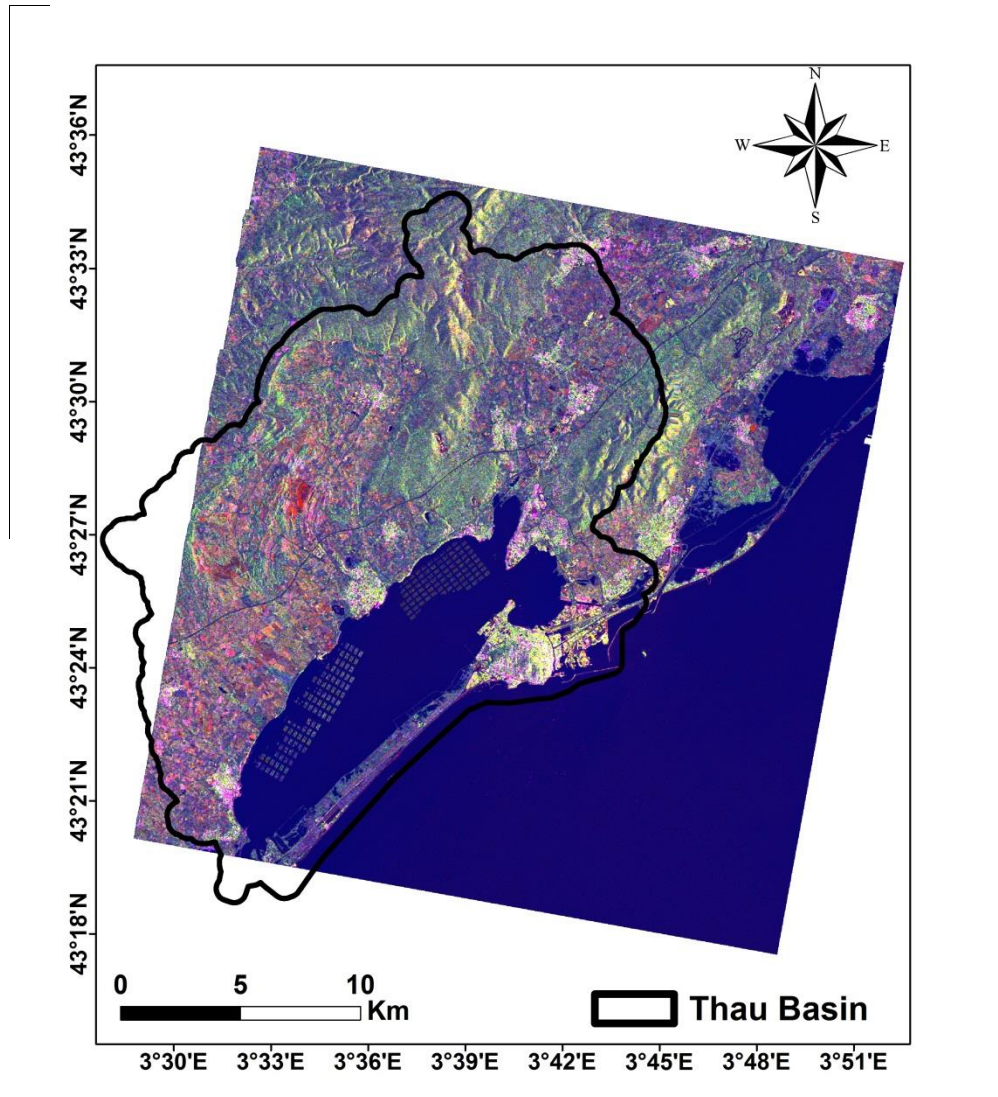


Fig. 2. RADARSAT-2 Quad-Pol image (January 05, 2011) of the study site (Pauli composition: $RGB=HH+VV, HV, HH-VV$). Size of RADARSAT-2 image: $33.745\text{km} \times 32.336\text{km}$; Central coordinates: Lat. $43^{\circ}26.569'N$ and Long. $3^{\circ}40.669'E$. The limit of the study site is delineated.

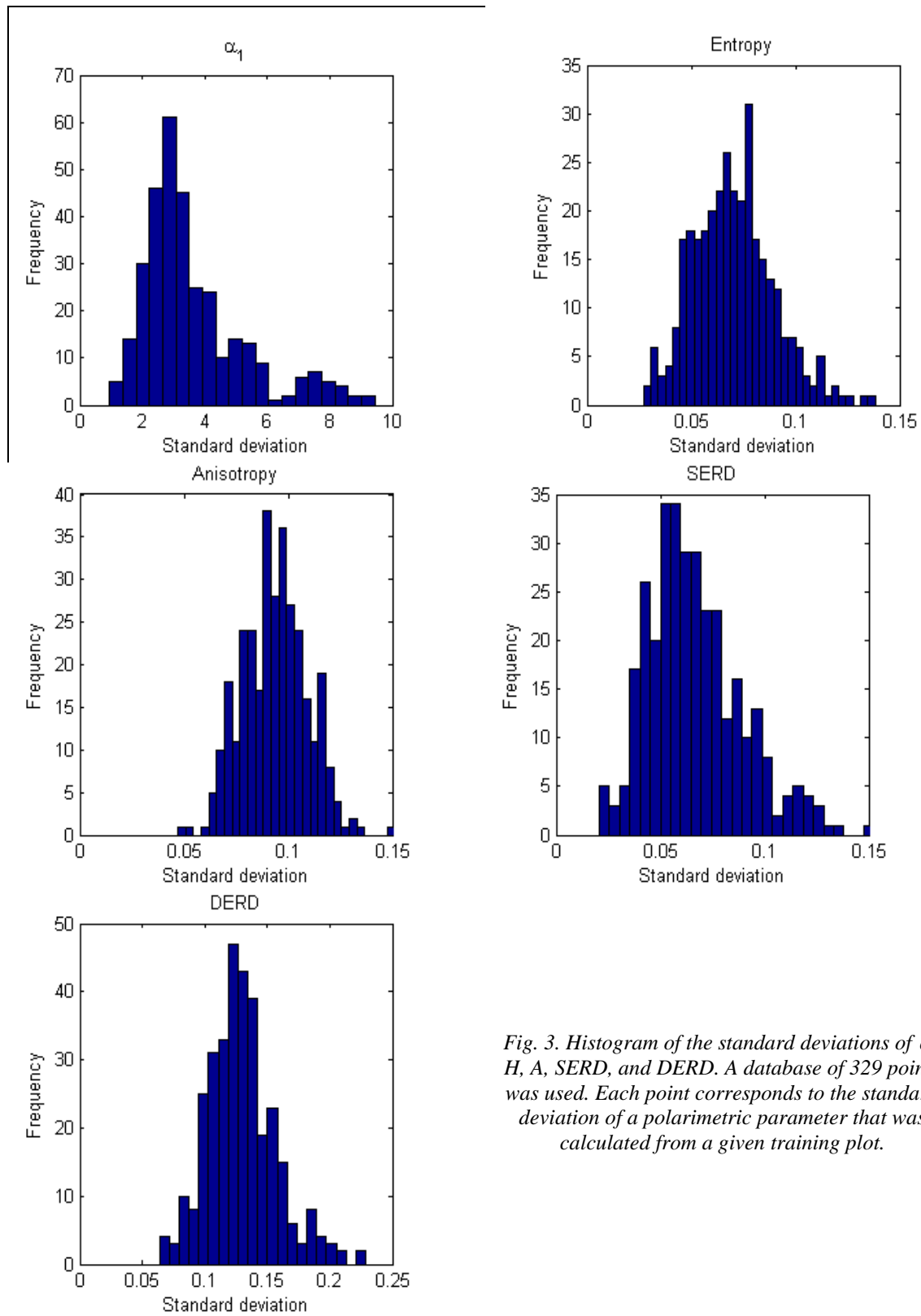


Fig. 3. Histogram of the standard deviations of α_1 , H, A, SERD, and DERD. A database of 329 points was used. Each point corresponds to the standard deviation of a polarimetric parameter that was calculated from a given training plot.

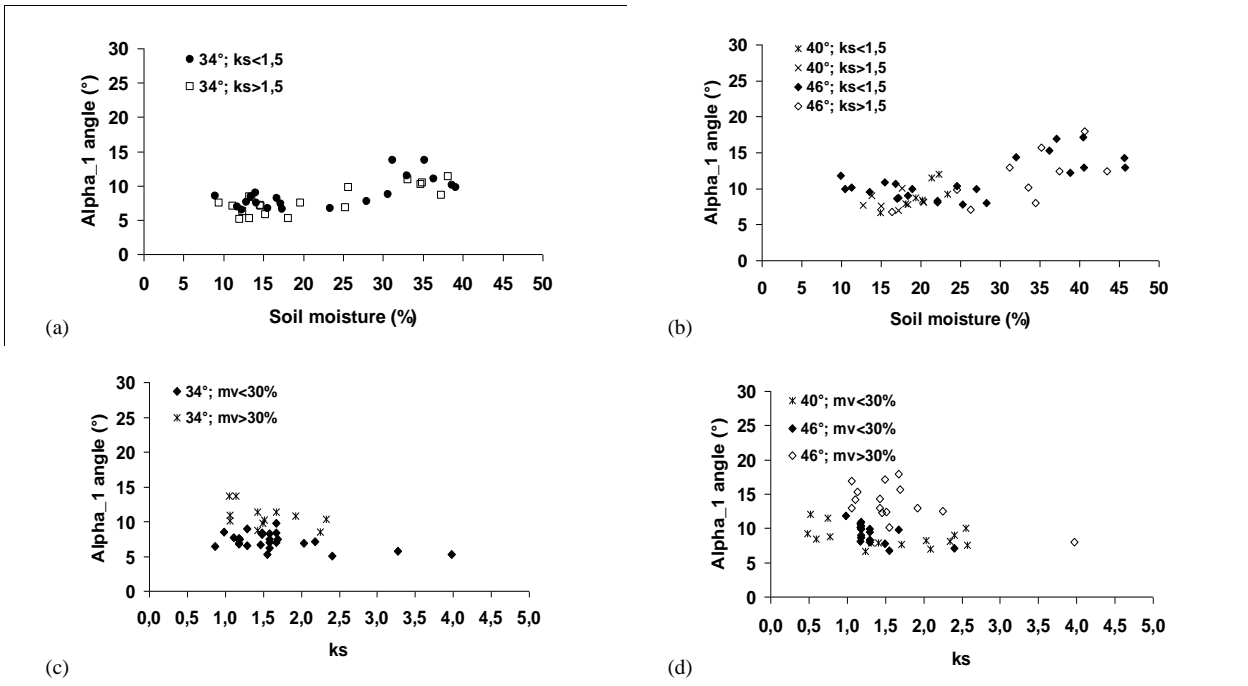


Fig. 4. Behaviour of α_1 from the RADARSAT-2 data as a function of the soil moisture and ks .

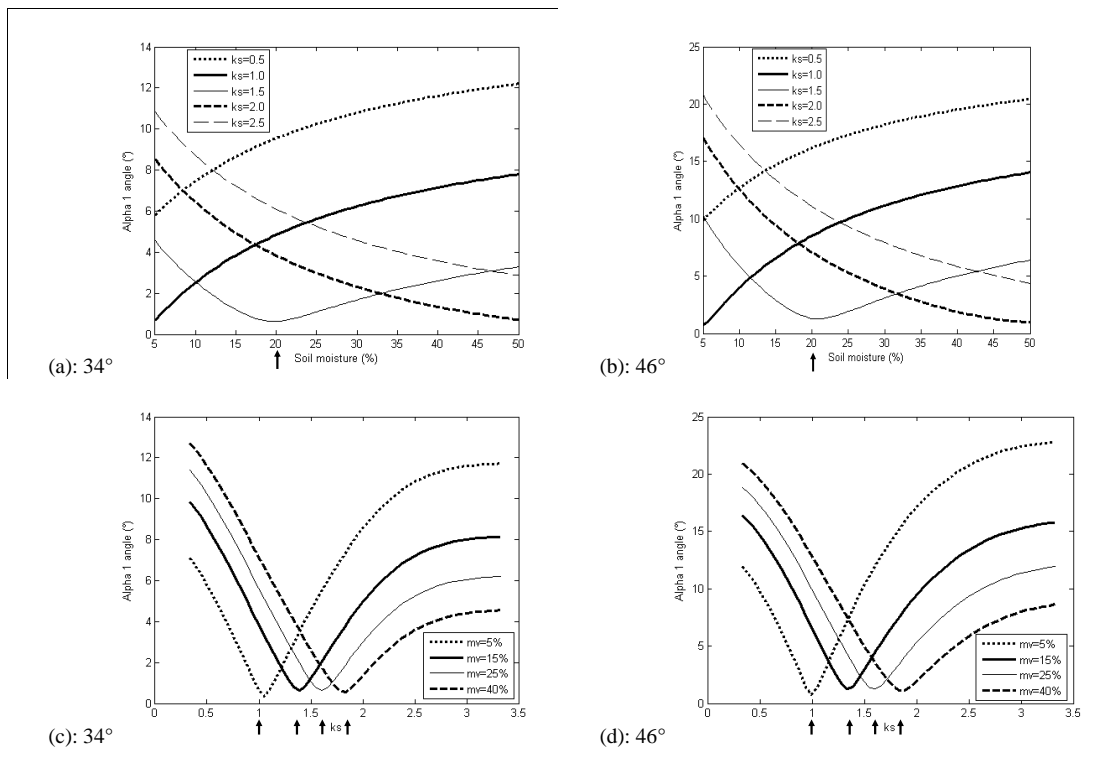


Fig. 5. Behaviour of α_1 from the IEM data as a function of the soil moisture and ks . $F=5.3\text{GHz}$, Exponential autocorrelation function, incidence angles = 34° and 46°. The change of the polarimetric behaviour is indicated by arrows.

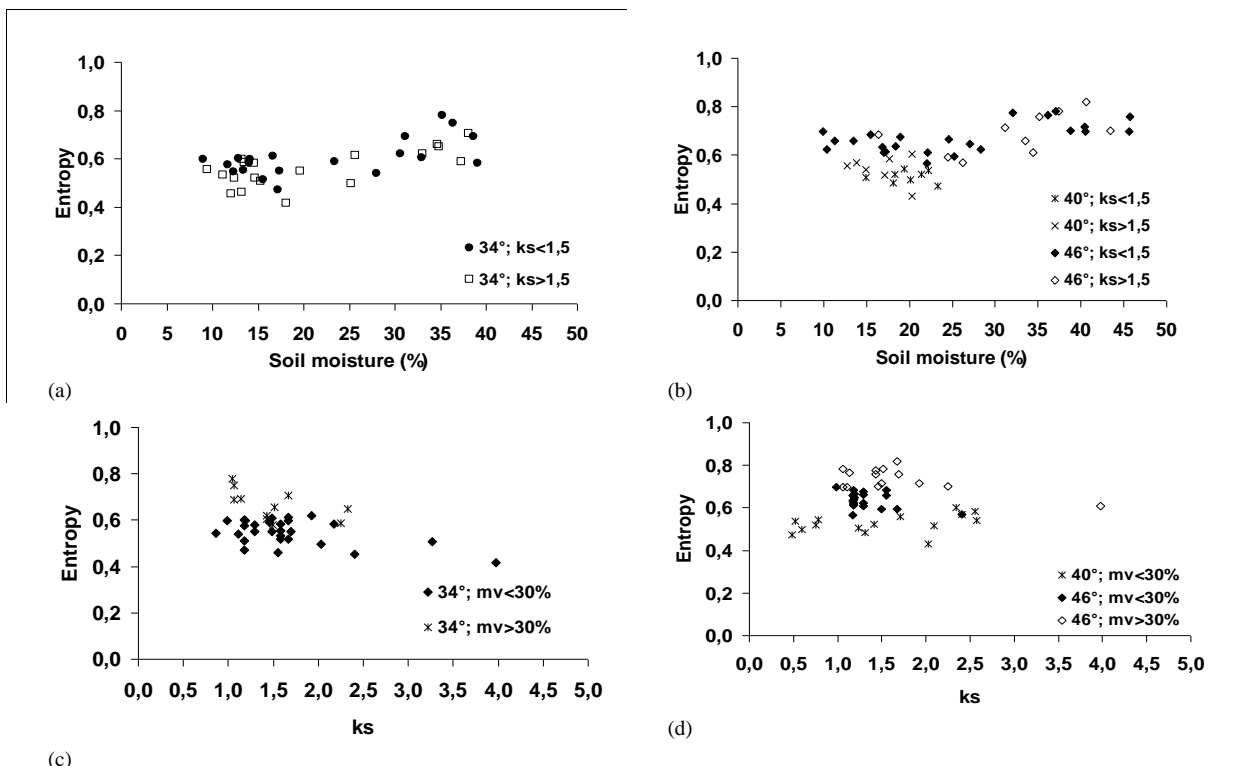


Fig. 6. Behaviour of entropy from the RADARSAT-2 data as a function of the soil moisture and ks.

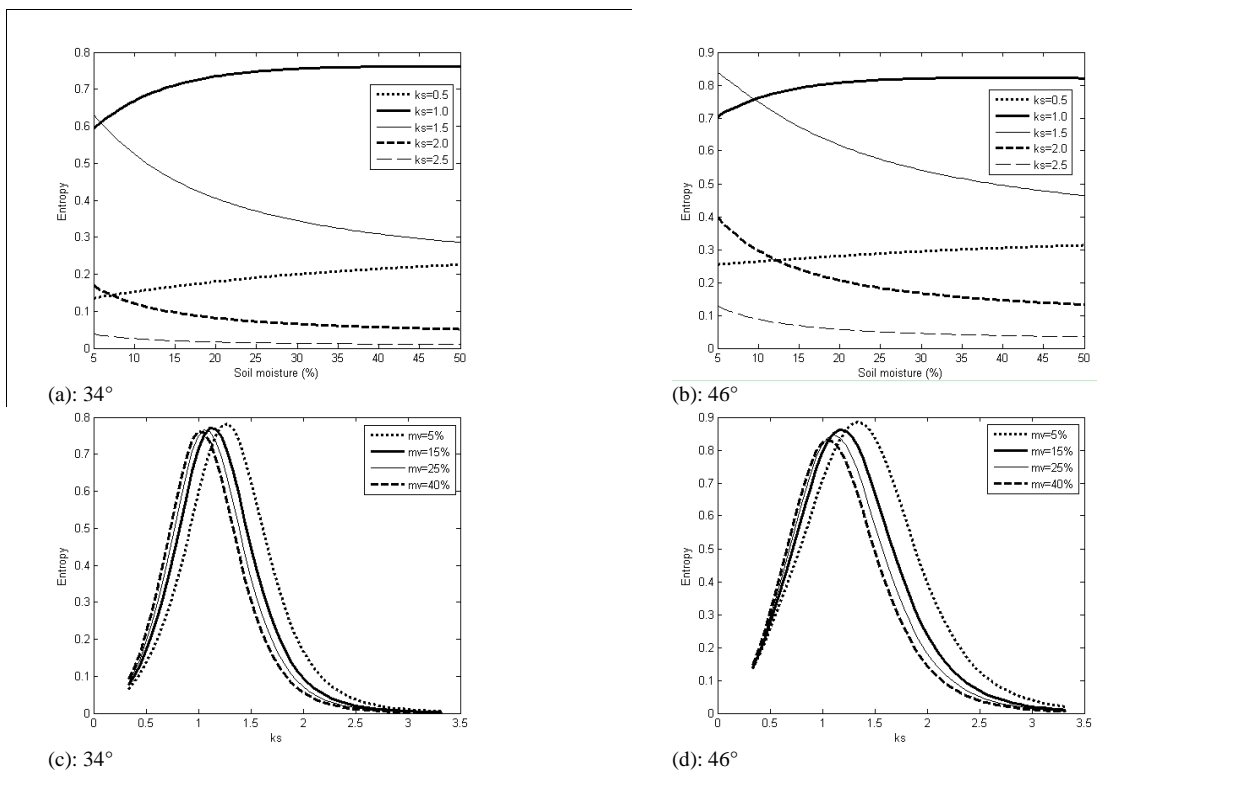


Fig. 7. Behaviour of entropy from the IEM data as a function of the soil moisture and ks. $F=5.3\text{GHz}$, Exponential autocorrelation function, incidence angles = 34° and 46° .

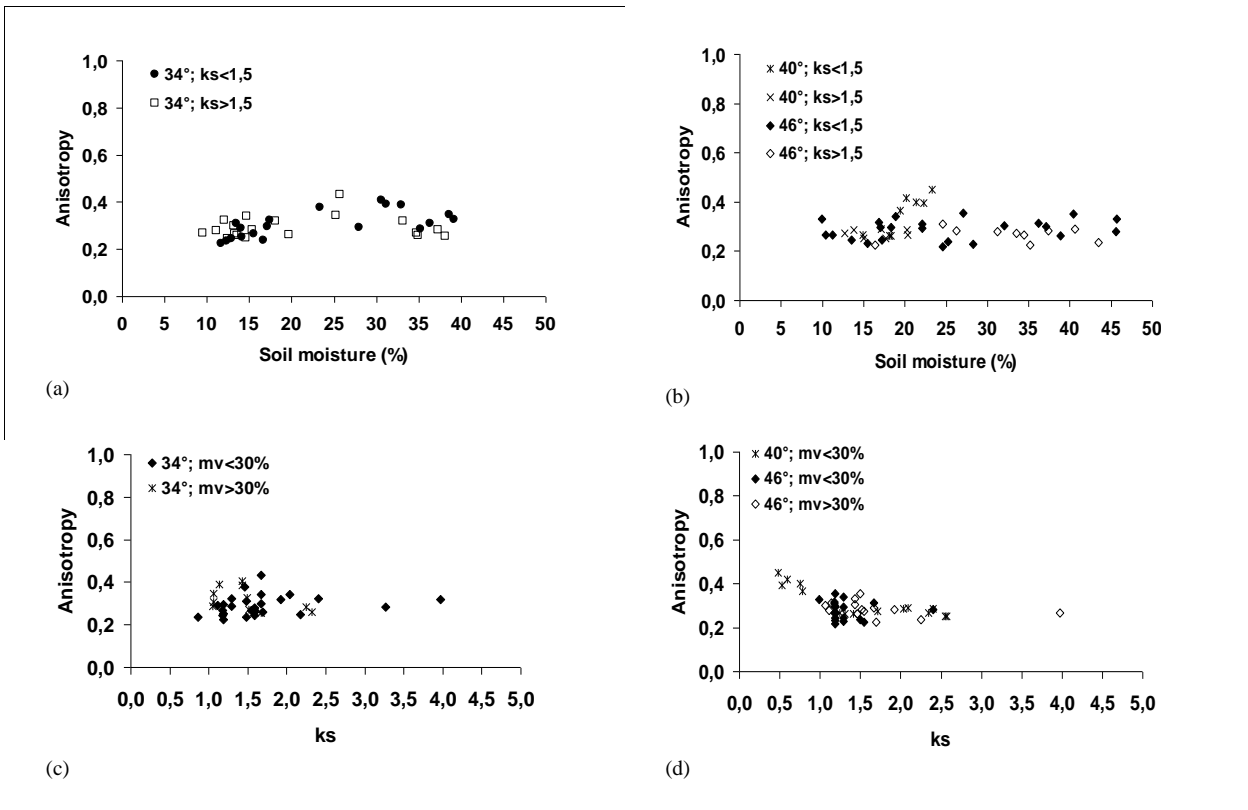


Fig. 8. Behaviour of anisotropy from the RADARSAT-2 data as a function of the soil moisture and ks.

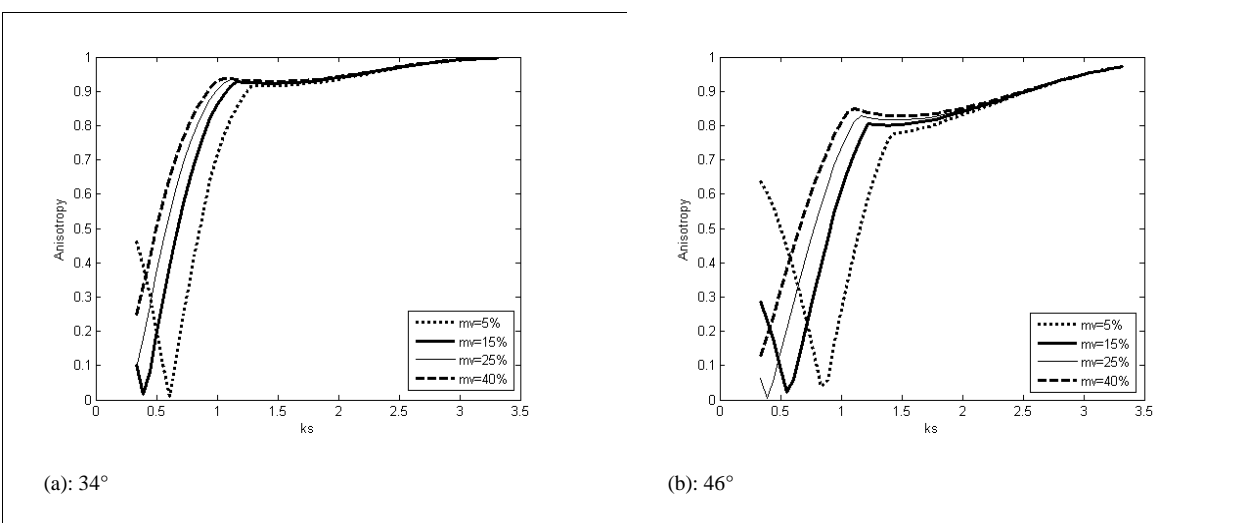


Fig. 9. Behaviour of anisotropy from the IEM data as a function of the soil moisture and ks. $F=5.3\text{GHz}$, Exponential autocorrelation function, incidence angles = 34° and 46°.

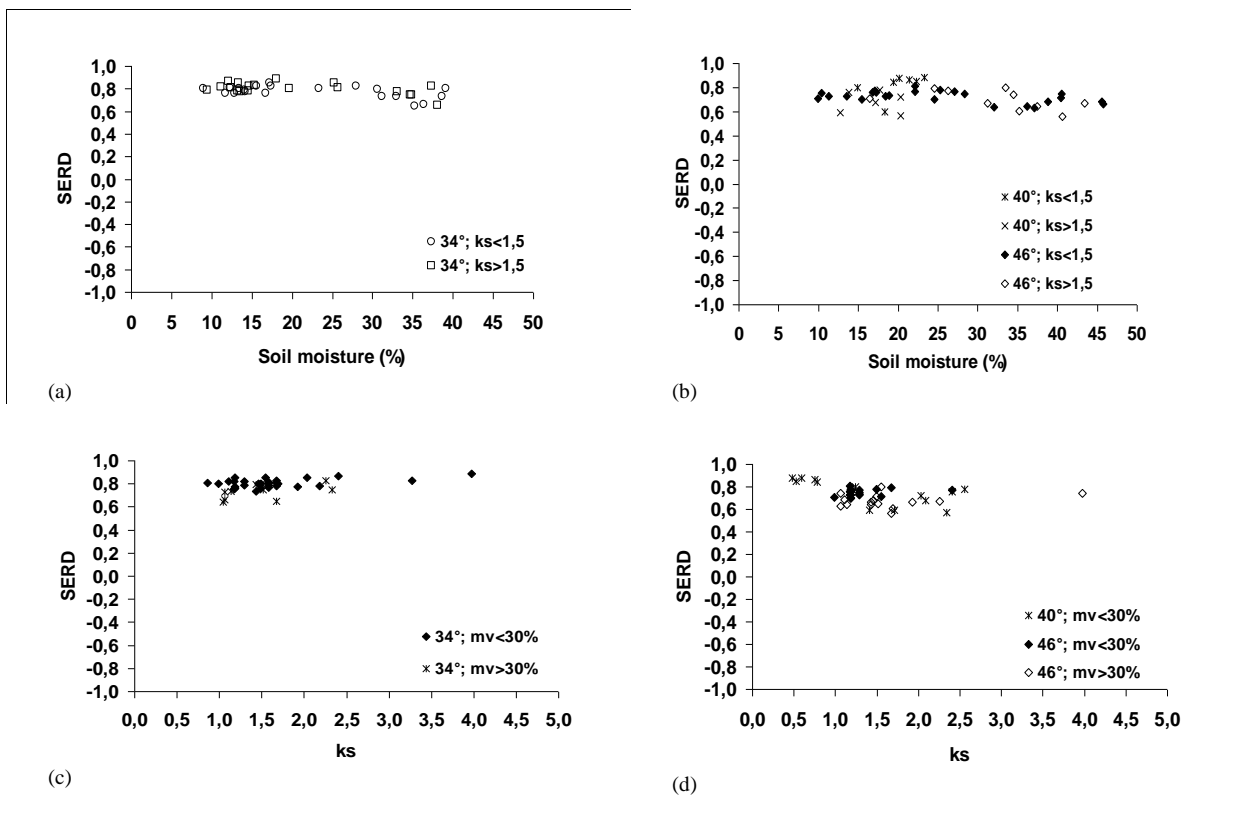


Fig. 10. Behaviour of the SERD from the RADARSAT-2 data as a function of the soil moisture and ks.

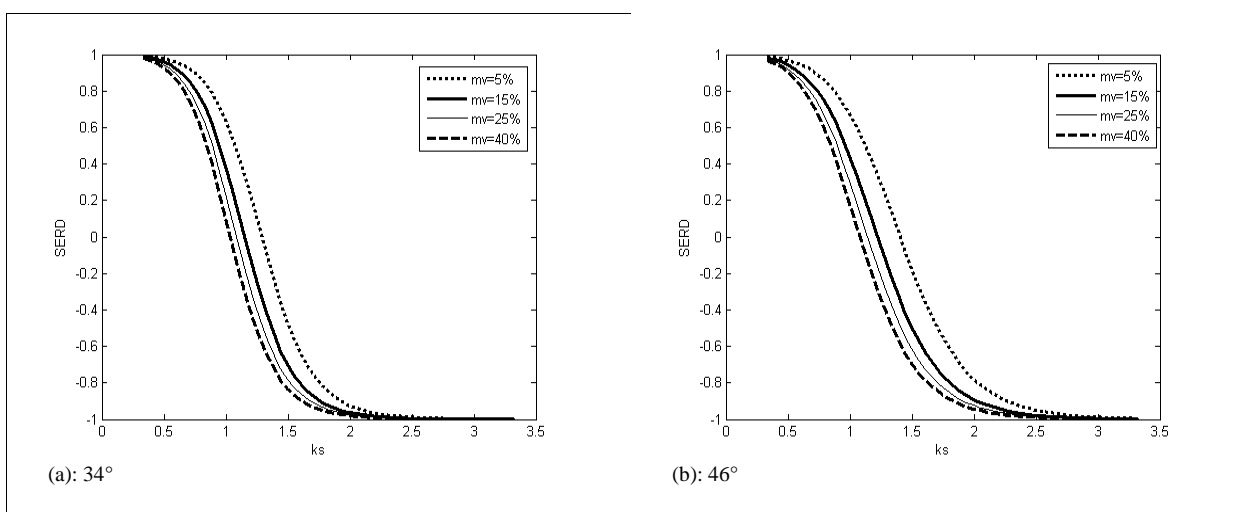


Fig. 11. Behaviour of the SERD from the IEM data as a function of the soil moisture and ks. $F=5.3\text{GHz}$, Exponential autocorrelation function, incidence angles = 34° and 46° .

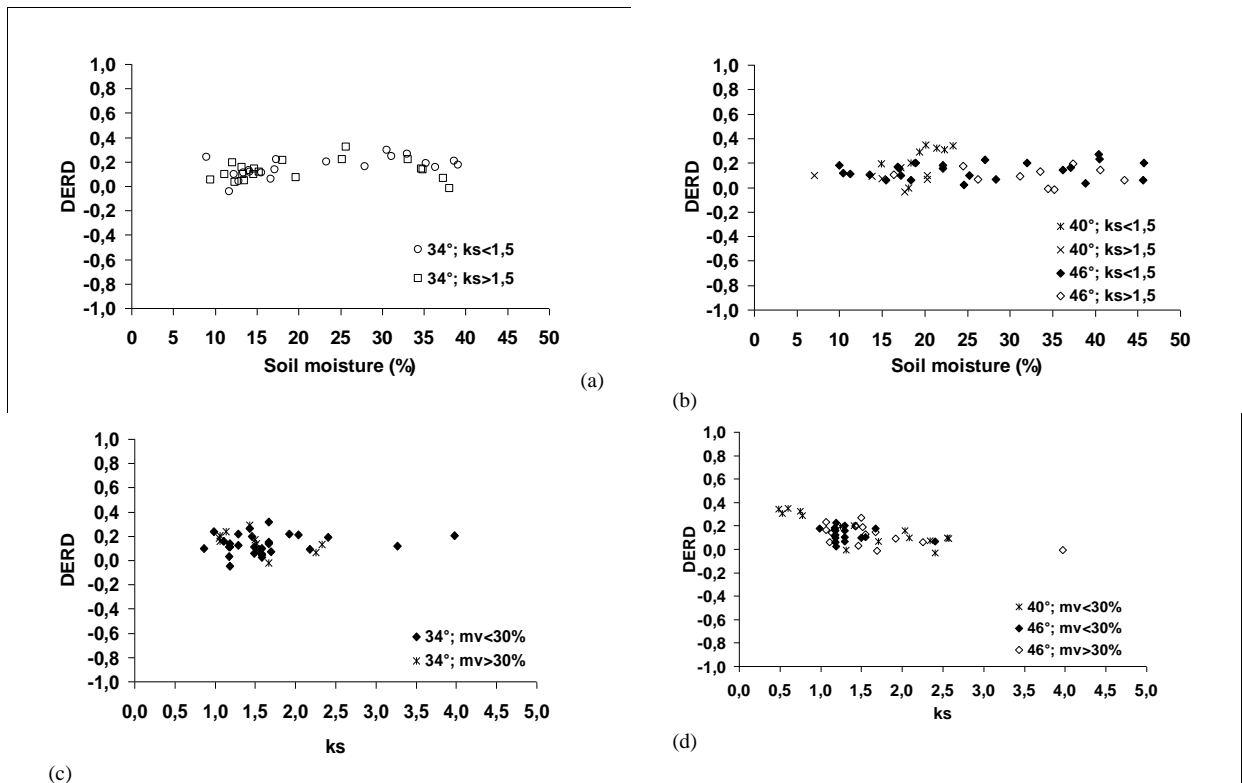


Fig. 12. Behaviour of the DERD from the RADARSAT-2 data as a function of the soil moisture and ks .

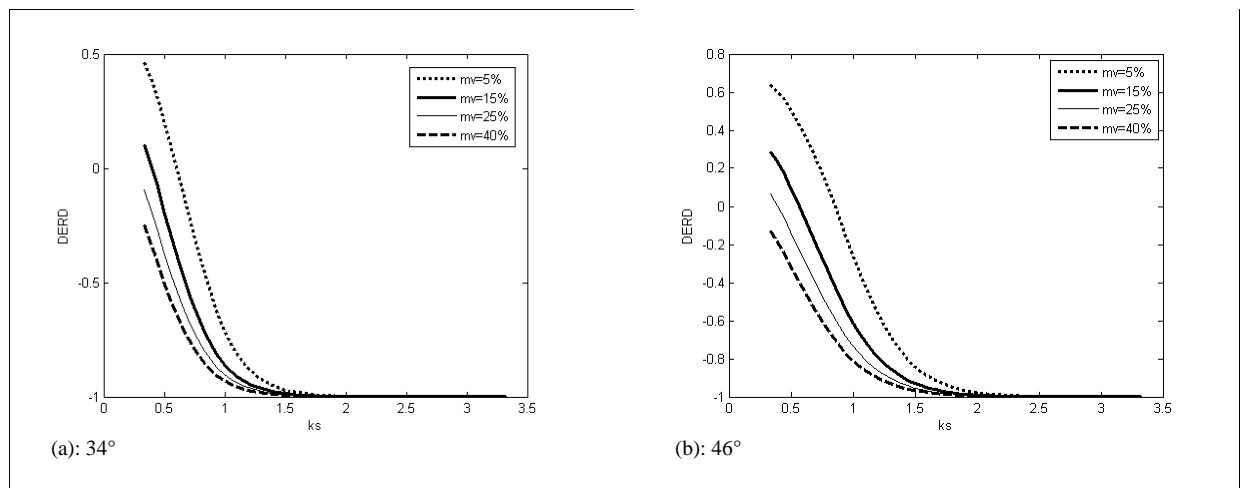


Fig. 13. Behaviour of the DERD from the IEM data as a function of the soil moisture and ks . $F=5.3\text{GHz}$, Exponential autocorrelation function, incidence angles = 34° and 46° .

II.2.2.3. Composition du sol

Si quelle que soit la polarisation (HH, HV, VH, VV) et l'angle d'incidence, l'intensité du signal en bande C ne peut permettre de déterminer la composition du sol, les paramètres polarimétriques pourraient être sensibles à la composition. Aucune étude n'a encore évalué les dynamiques de ces paramètres avec les teneurs en argile, limons, et sable.

Toutefois l'analyse des paramètres polarimétriques des données RADARSAT-2 ne semble pas apporter d'information additionnelle à l'intensité du signal en bande C pour la cartographie de la composition du sol. En effet, quel que soit l'angle d'incidence (20° à 40°) la dynamique des paramètres polarimétriques avec les variations de teneurs en argile (de 2.5 à 17 %) ou en sable (< 4 %) sont trop faibles par rapport à leurs écarts types.

II.2.2.4. Structure de battance

Quel que soit l'angle d'incidence (20° à 40°), aucune influence directe de la structure de battance du sol sur les paramètres polarimétriques n'a pu être démontrée. En effet, comme pour l'humidité, la rugosité et la composition du sol, la dynamique des paramètres polarimétriques est trop faible. Ainsi, les paramètres polarimétriques en bande C (RADARSAT-2) n'apportent pas d'informations complémentaires à l'intensité du signal radar (HH, HV, VH et VV) pour différencier les sols avec ou sans une structure de battance.

II.3. SYNTHÈSE DES SENSIBILITÉS A L'EDS DU SOL

Cette étude a permis, d'une part, de combler le manque d'expertise concernant la sensibilité du signal radar en bande X (TerraSAR-X), et, d'autre part, d'évaluer la sensibilité des paramètres polarimétriques en bande C aux paramètres caractérisant la surface des sols nus agricoles. La cartographie d'un paramètre de surface sur un sol nu agricole sera d'autant plus facile :

- que la dynamique du signal avec les variations du paramètre étudié sera forte
- que la saturation du signal avec le paramètre étudié sera tardive (afin de pouvoir couvrir l'ensemble des valeurs communément observées en contexte agricole : de 0.5 à 4 cm pour la rugosité « Hrms », et entre 5 et 50 % pour l'humidité).

Comme pour une même configuration d'angle d'incidence et de polarisation, la saturation du signal des capteurs en bande C avec la rugosité est plus tardive que celle observée en

bande X, le potentiel de cartographie de RADARSAT-2 est moins restreint que celui de TerraSAR-X. Ainsi, l'utilisation de l'intensité du signal en bande C devrait permettre de différencier trois classes de rugosité (lisse : $H_{rms} < 1$ cm, moyennement rugueuse : $1 \text{ cm} < H_{rms} < 2$ cm, et rugueuse : $H_{rms} > 2$ cm), alors qu'en bande X seuls deux niveaux de rugosité pourraient être distingués (lisse : $H_{rms} < 1$ cm ou rugueuse : $H_{rms} > 1$ cm).

De plus, comme la dynamique du signal en bande X avec la rugosité est dépendante de l'humidité du sol, le faible potentiel de TerraSAR-X à cartographier la rugosité (2 classes) diminue encore lorsqu'il existe des variations spatiales d'humidité de plus de 10 % entre les parcelles. Aussi la cartographie de la rugosité est plus adéquate avec des données en bande C (RADARSAT-2 par exemple). La configuration optimale pour estimer la rugosité des sols nus agricoles à partir de RADARSAT-2 serait alors une polarisation HH ou HV sous un fort angle d'incidence. Pour cartographier la rugosité avec le capteur TerraSAR-X, la configuration la plus adéquate serait aussi un fort angle d'incidence (HH et VV sont équivalentes).

Concernant la cartographie de l'humidité, un signal en bande C atteint son seuil de saturation pour des teneurs en eau d'environ 30-40 % (Holah et al., 2005), alors que le signal en bande X continue de croître pour des humidités d'environ 45 %. De plus, quel que soit l'angle d'incidence utilisé (faible ou fort), la dynamique du signal à l'humidité en bande X est toujours plus importante que celle observée en bande C. D'ailleurs, la dynamique du signal en bande X avec l'humidité est telle que même en utilisant la moins sensible des configurations TerraSAR-X, la sensibilité du signal TerraSAR-X reste supérieure à celle de la configuration la plus sensible en bande C (meilleure configuration en bande C-HH ou VV-20° : +0.2 dB/% ; configuration la moins optimale en bande X-HH-50° : +0.3 dB/%).

Cette grande sensibilité à l'humidité du sol en bande X couplée à sa faible sensibilité à la rugosité sont des caractéristiques clés qui devraient permettre d'effectuer des estimations plus précises et ceci sans besoin de corriger au préalable le signal des effets de la rugosité. Ainsi, la bande X utilisée par le capteur TerraSAR-X est sans conteste la plus adaptée pour estimer et cartographier l'humidité de surface des sols nus agricoles.

Concernant la composition du sol, ni le signal en bande X de TerraSAR-X, ni celui en bande C de RADARSAT-2 ne sont directement sensibles aux fines différences de teneur en sable (< 4 %) et en argile (de 2.5 à 17 %) des parcelles du site d'Orgeval (Sol II et I). Toutefois, il est parfois possible d'observer l'extension spatiale des zones de sols II et I sur les images TerraSAR-X et RADARSAT-2, grâce à leurs différences d'état hydrique. Ainsi ces deux capteurs pourraient être utilisés pour délimiter les contours de zones présentant des compositions du sol différentes.

De même, les limites spatiales de la structure de battance au sein de parcelles agricoles pourraient être dérivées des données des capteurs TerraSAR-X et RADARSAT-2. Néanmoins, que ce soit pour la composition ou la structure de battance du sol, les différences d'humidité entre les sols doivent être deux fois plus grandes en bande C (> 6 %) qu'en bande X (> 3 %) pour être détectées puisque la sensibilité du signal à l'humidité de la bande C est moindre. La flexibilité de programmation et la haute répétitivité temporelle du capteur TerraSAR-X décuple la capacité de détection en bande X. Aussi, le capteur TerraSAR-X est plus à même de suivre les dynamiques hydriques rapides de l'encroutement, que le capteur RADARSAT-2.

Enfin, si les paramètres polarimétriques en bande C ont déjà montré un réel apport pour la discrimination des différents types de végétation, ces paramètres semblent présenter peu d'intérêt pour la caractérisation de l'EDS des sols nus agricoles.

Chapitre

3

CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE
DE L'HUMIDITE

CHAPITRE III. CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE DE L'HUMIDITE.....119

INTRODUCTION.....	121
III.1. REVUE DES ALGORITHMES D'INVERSION DE L'HUMIDITE DU SOL	123
III.1.1. Modèles physiques et semi-empiriques.....	123
III.1.2. Potentiel de la multi-incidence pour l'estimation de l'humidité	134
III.1.3. Perspectives pour le développement d'un algorithme opérationnel.....	143
III.2. METHODE DE CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE DE L'HUMIDITE	144
III.2.1. Développement d'une méthode de cartographie opérationnelle	144
III.2.2. Synthèse du potentiel de cartographie de l'humidité et perspectives de produits dérivés .	173

INTRODUCTION

De nombreuses études ont déjà exploité le potentiel de la bande C pour estimer l'humidité des sols nus agricoles, mais peu d'études ont produit des cartes d'humidité (Baghdadi et al., 2007; Baup et al., 2011 ; Le Hegarat, 2002 ; Zribi et al., 2006).

De plus, si les progrès les plus significatifs dans les techniques d'extraction de l'humidité ont été faits à des échelles larges (régionale et globale) (Pathe et al., 2009; Oldak et al., 2003; Wagner et al., 1999, 2000), les produits d'humidité à des échelles fines (parcellaire ou intra-parcellaire) sont encore loin du stade opérationnel (Thoma et al., 2008; Wagner et al., 2005, 2007). La difficulté majeure rencontrée pour estimer précisément l'humidité du sol à partir des données SAR est la séparation des effets de la rugosité et de l'humidité dans le signal rétrodiffusé (Alvarez-Mozos et al., 2009; Calens et al., 2006; Davidson et al., 2000; Lievens et al., 2009; Oh and Kay, 1998; Verhoest et al., 2008). Par ailleurs, comme le signal rétrodiffusé dépend de la configuration instrumentale du capteur (polarisation, incidence), des relations d'inversion spécifiques doivent être établies pour chaque configuration.

Comme les premiers capteurs n'offraient que des acquisitions mono-configuration (une polarisation, une incidence, une longueur d'onde) seul un paramètre à la fois (rugosité ou humidité) pouvait être déterminé. Aussi, la plupart des travaux antérieurs concernant l'estimation de l'humidité du sol étaient basés sur une image unique et devaient donc considérer la rugosité comme constante malgré son effet perturbateur sur la sensibilité du signal à l'humidité du sol (Baghdadi et al., 2002; Ogivily, 1991; Fung, 1994).

De nombreuses méthodes allant de la modélisation physique du signal SAR à l'approche empirique ont été développées afin de permettre d'estimer l'humidité à partir du signal radar en bandes C et L. Ces méthodes n'ont pas été testées en bande X, faute de données disponibles.

Les approches basées sur des modèles de rétrodiffusion radar ont pour objectif de modéliser le signal rétrodiffusé par un sol en fonction des paramètres du capteur (longueur d'onde, polarisation, incidence) et des paramètres d'EDS du sol (humidité et rugosité). Parmi ces modèles, on distingue deux catégories : les modèles théoriques et les modèles semi-empiriques. Les modèles théoriques, se basent sur les lois physiques de l'électromagnétisme pour simuler la diffusion du signal par le sol. Les plus connus sont : le modèle des petites perturbations (SPM : Small Perturbation Model) (Rice et al., 1951), le modèle issu de l'approximation de Kirchhoff (KA) (Beckman and Spizzichino, 1963) et le modèle IEM (Integral Equation Model) (Fung and Chen, 1992, Wu and Chen 2004). Le modèle SPM n'est pas adapté aux petites longueurs d'onde (X et C) puisqu'il suppose que

les variations de rugosité sont petites par rapport à la longueur d'onde radar. En bande C, le modèle IEM est le mieux adapté puisque son domaine de validité recouvre des gammes de rugosité communes aux surfaces agricoles ($k.Hrms \leq 3$, avec le nombre d'onde : $k = 2\pi / \lambda \sim 1.11 \text{ cm}^{-1}$ en bande C). Les limites de ces modèles théoriques sont la complexité de leur implémentation et le grand nombre de paramètres requis pour les processus de simulation. De plus, de nombreuses études ont montré un désaccord entre les sorties des modèles et les valeurs calculées sur les images (Baghdadi et al., 2004, 2006b, 2011; Mattia et al., 1997).

Les modèles semi-empiriques sont basés sur de grandes bases de données expérimentales. Les plus connues sont les modèles d'Oh et de Dubois (Dubois et al., 1995; Oh et al., 1992, 1994, 2002; Oh, 2004). Leur avantage est de considérer un seul paramètre de rugosité contrairement aux autres modèles (IEM, SPM, KA...) qui nécessitent la connaissance de deux paramètres : longueur de corrélation et Hrms. De plus ces modèles couvrent des gammes de validité beaucoup plus importantes que celles des modèles physiques. Toutefois, leurs limites résident dans leur faible transposabilité d'un site d'étude à l'autre.

Pour séparer l'effet de la rugosité et de l'humidité du signal, d'autres méthodes basées sur des relations empiriques ont aussi été développées (multi-incidence, détection de changement, analyse temporelle). La plus utilisée de ces méthodes empiriques (corrigeant l'effet de la rugosité) est l'approche multi-incidence qui permet d'estimer l'humidité et la rugosité simultanément à partir d'images acquises sous des incidences complémentaires (forte et faible). En utilisant cette approche, les études antérieures ont montré une amélioration de la précision des estimations d'humidité (Baghdadi et al., 2006; Srivastava et al., 2003; Zribi and Dechambre, 2002). Ainsi, en bande C la précision sur l'estimation de la teneur en eau du sol passe d'environ 6 % avec un seul angle d'incidence à environ 3.5 % avec deux incidences (Baghdadi et al., 2006 ; Srivastava et al., 2003, 2009; Zribi et al., 2003, 2005).

Au vu de la diversité des techniques d'estimations de l'humidité (modélisations, relations empiriques), il est nécessaire d'identifier la méthode optimale en terme de précision (fiabilité), de reproductibilité et de simplicité.

Le premier objectif de ce chapitre est donc de tester les trois modèles les plus couramment utilisés en bande C pour inverser le signal en bande X en terme d'humidité (Oh, Dubois, IEM), ainsi que les méthodes empiriques mono et multi-incidences.

Le second objectif est de développer une méthode simple et robuste de cartographie de l'humidité du sol à partir des données TerraSAR-X et permettant d'envisager un transfert vers un mode opérationnel. Pour ce faire, il est nécessaire de développer un algorithme

d'inversion du signal TerraSAR-X fiable et facilement transposable sur différents sites d'études et de développer une méthodologie de détection des sols nus.

Pour répondre à ces objectifs, différentes méthodes d'inversion du signal radar, développées en bande C, seront d'abord testées sur des données en bande X. Puis, une méthode de cartographie opérationnelle de l'humidité sera proposée.

III.1. REVUE DES ALGORITHMES D'INVERSION DE L'HUMIDITE DU SOL

L'objectif de cette partie est d'analyser le potentiel des différentes méthodes d'inversion du signal pour l'estimation de l'humidité du sol (modélisations physique et semi-empirique). Les trois modèles les plus couramment utilisés en bande C sont d'abord testés en bande X (IEM, Oh, Dubois). Puis, deux approches empiriques sont évaluées. L'une basée sur une image unique (une polarisation et une incidence) et négligeant l'effet de la rugosité, l'autre basée sur deux images (une polarisation chacune) et corrigeant les effets de la rugosité.

III.1.1. MODELES PHYSIQUES ET SEMI-EMPIRIQUES

Baghdadi, N., Saba, E., **Aubert, M.**, Zribi, M., Baup, F, 2011. «Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils», *IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters*, vol. 8, 6, pp: 1160–1164.

Cet article associe mes travaux à ceux d'un stage de 6 mois pour la calibration du modèle IEM. Mes contributions à cet article s'articulent autour du traitement des données acquises sur les sites d'Orgeval, Villamblain, Mauzac, Garons, et Versailles. J'ai aussi participé à l'encadrement du stagiaire.

Résumé

Le premier objectif de cet article est d'évaluer la précision des modèles de rétrodiffusion radar IEM, Oh, et Dubois en bande X sur des sols nus agricoles. Le second objectif est de proposer un étalonnage semi-empirique du modèle IEM adapté à la bande X.

Cette étude utilise une base de données composée d'images TerraSAR-X (HH et VV, 25 à 50°) et de mesures in situ acquises sur huit sites d'étude. Ces données couvrent une gamme d'humidité de 5 à 41 %, et des rugosités de surface entre 0.4 à 4.5 cm de Hrms.

Les résultats montrent que le modèle d'Oh simule correctement le signal TerraSAR-X en polarisations HH et VV (biais < 1 dB, RMSE < 3 dB), alors que les simulations du modèle de Dubois sont faiblement corrélées aux données TerraSAR-X (jusqu'à 3.4 dB de biais selon l'angle d'incidence et la polarisation ; RMSE entre 2.2 et 4.4 dB). Les divergences observées entre le modèle de Dubois et les données TerraSAR-X sont liées au domaine de validité restreint de ce modèle (angle d'incidence d'au moins 30°), et en particulier pour la bande X (Hrms < 1.25 cm en bande X). Avec la version "basique" du modèle IEM, le signal est correctement simulé mais les types de fonctions de corrélation ne sont pas les mêmes selon que la rugosité de surface à simuler est inférieure ou supérieure à 1.5 cm de Hrms (Hrms < 1.5 cm : fonction exponentielle ; Hrms > 1.5 cm : fonction gaussienne). Néanmoins, les résultats de cette version basique du modèle IEM ne sont pas assez satisfaisants en bande X pour envisager de l'utiliser comme une méthode d'inversion du signal TerraSAR-X (jusqu'à 1.9 dB de biais selon l'angle d'incidence et la polarisation ; et jusqu'à 4 dB de RMSE). Les différences sont observées entre les simulations IEM et les données TerraSAR-X sont dues aux incertitudes sur la mesure de la longueur de corrélation, au modèle lui-même, et à son domaine de validité (Hrms < 1.5 cm en bande X).

L'étalonnage semi-empirique du modèle proposé dans cet article assure un meilleur accord entre les simulations IEM et les données SAR en bande X. Cet étalonnage remplace les mesures imprécises de la longueur de corrélation et corrige les défauts du modèle. En utilisant cette version calibrée du modèle IEM, quelle que soit la configuration instrumentale (HH ou VV, de 25° à 50°) le biais entre les simulations IEM et les données TerraSAR-X diminue. De plus, le nombre de paramètres requis en entrée du modèle est restreint à 2 (mv, Hrms) au lieu de 4 initialement (mv, Hrms, L, fonction de corrélation).

Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils

(Version auteur de l'article publié dans IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters, vol. 8, 6, pp: 1160–1164)

Nicolas BAGHDADI¹, Elie SABA¹, Maelle AUBERT¹, Mehrez ZRIBI², and Frederic Baup²

¹ CEMAGREF, UMR TETIS, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier cedex 5, France

² IRD-CESBIO, 18 av. Edouard Belin, BP 2801, 31401 Toulouse cedex 9, France

E-mail: nicolas.baghdadi@teledetection.fr

Tel.: 33 4 67 54 87 24; Fax: 33 4 67 54 87 00

ABSTRACT

The objective of this paper is to evaluate the surface radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils. This analysis uses a large database of TerraSAR-X images and in situ measurements (soil moisture " mv " and surface roughness " h_{rms} "). Oh's model correctly simulates the radar signal for HH and VV polarizations whereas the simulations performed with the Dubois model show a poor correlation between TerraSAR-X data and model. The backscattering Integral Equation Model (IEM) model simulates correctly the backscattering coefficient only for $h_{rms} < 1.5$ cm in using an exponential correlation function, and for $h_{rms} > 1.5$ cm in using Gaussian function. However, the results are not satisfactory for a use of IEM in the inversion of TerraSAR-X data. A semi-empirical calibration of IEM was done in X-band. Good agreement was found between the TerraSAR-X data and the simulations using the calibrated version of the IEM.

Index Terms— Integral Equation Model (IEM), Oh Model, Dubois Model, TerraSAR-X images

1. INTRODUCTION

Numerous radar backscattering models have been reported in the literature. The most frequently used are those developed by Oh et al. ([1], [2], [3], [4]), Dubois et al. ([5]), and Fung et al. ([6]). These models are supposed to reproduce the radar backscattering coefficient, and to allow the estimation of soil surface parameters (moisture content and roughness) from SAR images. For bare soils, the models link the radar backscattering coefficient to soil parameters (dielectric constant, roughness) and to SAR sensor parameters (radar wavelength, incidence angle, polarization). However, discrepancies are observed in several studies between SAR backscattering coefficients and

those predicted by the models (e.g. [7], [8], [9], [10]), rendering the inversion results inaccurate. The description of surface roughness on bare soils is currently based on three parameters: correlation function, correlation length, and standard deviation of heights (h_{rms}). The backscattering coefficient varies considerably with the shape of the correlation function. Moreover, the measurements of correlation length are often inaccurate because of inappropriate measurement protocols (short length, reduced number, and low horizontal resolution of roughness profiles).

Baghdadi *et al.* ([10], [11], [12]) proposed an empirical calibration of the IEM in C-band (HH, VV and HV polarizations), based on

experimental data of SAR images and ground measurements (soil moisture and surface roughness). The approach consisted of replacing the correlation length measurements by a fitting parameter; so that the IEM model reproduces exactly the radar backscattering coefficient. Calibration results showed that the fitting parameter was found dependent on *rms* surface height, radar polarization, and incidence angle. Moreover, preliminary results using SAR data in X- and L-bands showed a dependence of the fitting parameter on radar wavelength.

The objective of the present study is to evaluate the three most popular models used in inversion procedures (Oh, Dubois, and IEM) using database acquired during over numerous study sites in France and Tunisia. The database is composed of TerraSAR-X SAR data (X-band) and measurements of soil moisture and surface roughness over bare soils. Moreover, we propose an extension of the calibration of IEM model to SAR data in X-band.

2. EXPERIMENTAL DATA

2.1. Study areas

A database composed of TerraSAR-X acquisitions and ground measurements over numerous agricultural study sites in France and Tunisia has been used (Figure 1, Table 1). Ground measurements of soil moisture and surface roughness were conducted simultaneously to SAR acquisition on several bare training plots (with low local topography and at least one hectare in size) of eight study sites:

- Orgeval site: located to the East of Paris (long. 3°07'E, lat. 48°51'N, France). Soil composition is about 78% silt, 17% clay, and 5% sand.
- Villamblain site: located to the South of Paris (long. 1°34'E, lat. 48°00'N, France). Soil composition is about 60% silt, 30% clay, and 10% sand.
- Mauzac site: located near Toulouse in the South of France (long. 01°17'E, lat. 43°23'N). The soil at this site has a texture loamy sand, composed of 48% silt, 16% clay, and 36% sand.
- Garons site: located near Nîmes in the South of France (long. 04°23'E, lat. 43°45'N). Soil composition is 54% silt, 40% clay, and 6% sand.

- Kairouan site: located to the South of Tunis, Tunisia (long. 09°54'E, lat. 35°35'N). Soil composition is about 11% silt, 32% clay, and 57% sand.
- Versailles site: located to the West of Paris, France (long. 02°05'E, lat. 48°47'N). Soil composition is about 58% silt, 24% clay, and 18% sand.
- Thau site: located near Montpellier in the South of France (long. 03°40'E, lat. 43°30'N). Soil composition is about 52% silt, 35% clay, and 12% sand.
- Lamasquere site: located near Toulouse in the South of France (long. 01°17'E, lat. 43°29'N). Soil composition is about 50% silt, 16% clay, and 34% sand.

2.2. Satellite data

Forty-five TerraSAR-X images (X-band ~ 9.65 GHz) were acquired between the 15th of January 2008 and the 18th of November 2010 with different incidence angles between 25° and 52°, and in mono-polarization mode (HH, VV). The imaging mode used was Spotlight with a pixel spacing of 1 m. Characteristics of TerraSAR-X images used in this study are summarized in Table 1. Images were first calibrated to enable the derivation of backscattering coefficients (σ°). The average backscattering coefficient was then calculated for each training plot.

2.3. In situ data

In situ measurements of soil moisture and surface roughness have been achieved. The soil moisture measurements were carried out from the top 5 cm of soil because the low penetration of radar signal at X-band. The soil moisture (*mv*) of each bare soil reference field was assumed to be equal to the mean value measured from several samples collected in that field (20 to 40 measurements were taken per field) in using a calibrated TDR (Time Domain Reflectometry) probe. The volumetric soil moisture contents range from 0.05 to 0.41 cm³/cm³ with a standard deviation of about 0.05 cm³/cm³.

Roughness measurements were made using laser and needle profilometers (1 and 2 m long and with 0.5, 1, and 2 cm sampling intervals). Ten roughness profiles along and across the direction of tillage (five parallel and five perpendicular) were established in each reference field. From these measurements, the

two roughness parameters, root mean square (h_{rms}) surface height and correlation length (L), were calculated using the mean of all correlation functions. The rms surface heights range from 0.42 cm to 4.55 cm. The lower values of h_{rms} (<1.5 cm) corresponded to sown plots, whereas the higher values (above 2.5 cm) corresponded to recently ploughed plots. The correlation length (L) varies from 2.32 cm in sown fields to 10.41 cm in ploughed fields.

In general, the precision on the roughness measurements is influenced mainly by the roughness profiles length, the number of profiles, and the horizontal resolution (sampling interval) of profiles ([13]). It was demonstrated that significant errors are observed when short profiles with a low horizontal resolution are used.

3. EVALUATION OF RADAR BACKSCATTERING MODELS

In this section, the three most used radar backscattering models Oh, Dubois and IEM will be evaluated in using the large database of TerraSAR-X data and soil measurements (bare soils). The errors of the models were studied as function of the radar angle of incidence, the polarization, and the rms surface height.

3.1. Oh model

The semi-empirical Oh model relates the co-polarized ratio p ($=\sigma_{HH}^{\circ}/\sigma_{VV}^{\circ}$), the cross-polarized ratio q ($=\sigma_{HV}^{\circ}/\sigma_{VH}^{\circ}$) and the cross-polarized backscatter coefficient (σ_{HV}°) to incident angle (θ), wave number ($k \sim 2 \text{ cm}^{-1}$ in X-band), rms surface height, correlation length, and volumetric soil moisture (mv) or the soil dielectric constant ([1], [2], [3], [4]). Oh et al. proposed analytical expressions for p and q in 1992. The expression of q was modified in 1994 and a new expression that incorporates the effect of the incident angle was proposed. In 2002, an expression was given for σ_{HV}° and new expressions for p and q . Finally, Oh proposed a new formulation in 2004 for q that ignores the correlation length. The validity of Oh model was tested for $0.04 < mv < 0.29 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.13 < k * h_{rms} < 6.98$ (in X-band, $0.06 < h_{rms} < 3.5 \text{ cm}$), $10^{\circ} < \theta < 70^{\circ}$.

Oh's model was then compared to the experimental database of σ_{VV}° and σ_{HH}° by

using σ_{HV}° , p and q . σ_{VV}° and σ_{HH}° were calculated from Oh model in using the expressions of p , q and σ_{HV}° as follows: $\sigma_{VV}^{\circ} = \sigma_{HV}^{\circ} / q_{yyyy}$ and $\sigma_{HH}^{\circ} = (p_{yyyy} / q_{yyyy}) \sigma_{HV}^{\circ}$ where $yyyy$ corresponds to 1992 or 2002 for p and 1992, 1994, 2002 or 2004 for q .

Results shows that the backscatter coefficients σ_{HH}° measured from TerraSAR-X images and those simulated by the Oh model are of the same order of magnitude for all Oh model versions. The mean difference between TerraSAR-X in HH polarization and model (bias) varies between -0.66 and +0.87 dB. As for the RMSE (root mean square error), it is between 2.64 and 2.82 dB. The 2002 model is slightly better than the other versions (Bias=-0.01dB and RMSE=2.64dB) (Fig. 2). The error of the model does not seem to depend on the incidence (θ). The behavior of the error as a function of soil moisture shows two trends (by considering all data whatever the roughness values). The first trend corresponds to values of mv lower than about 25-30%, where we find that Oh's model considerably over-estimates σ_{HH}° (by 7 dB maximum). For values of mv above 25-30%, Oh's model under-estimates σ_{HH}° by 3 dB maximum. This results was observed by Baghdadi et al. ([9]) in using C-band data. Moreover, results show higher error for h_{rms} lower than 1.5 cm.

For VV polarization, the difference between SAR data and simulated data ranges from -1.88 dB (1994 model) to -0.01 dB (2002 model). The RMSE varies between 2.66 (2002 model) and 3.13 dB (1994 model). The analysis of the error as a function of θ , h_{rms} and mv shows the same behaviour with the soil moisture but not a clear tendency with θ and h_{rms} . In fact, the database in VV polarization is not big enough for a detailed study of the behaviour of the error as a function of h_{rms} and θ .

3.2. Dubois Model

The semi-empirical expressions of radar backscatter coefficients σ_{HH}° and σ_{VV}° suggested by Dubois *et al.* ([5]) for bare soils depend of the incident angle, the dielectric constant, the rms surface height, and the radar wavelength. The algorithm is optimized for bare soils with $k * h_{rms} \leq 2.5$ (in X-band, $h_{rms} \leq 1.25 \text{ cm}$), $mv \leq 35\%$, and $\theta \geq 30^{\circ}$.

The Dubois model seems to under-estimate the radar signal by about 1.78 dB in VV polarization (between 0.28 dB for 26° and 3.38

dB for 50-54°). For HH polarization, the difference between SAR data and simulated data varies from -2.97 dB for 30-35° to 3.19 dB for 49-52°. The RMS error is about 3.85 dB in HH polarization and about 3.06 dB in VV polarization (Fig. 3). Simulations performed with the Dubois model show an under-estimation of backscatter coefficients for surfaces with low levels of roughness (for $h_{rms} < 1.5$ cm) and an over-estimation for surfaces with a roughness greater than 1.5 cm. Moreover, the Dubois model over-estimates the measured backscatter coefficients σ_{HH}° and σ_{VV}° for values of mv less than 15% and under-estimates them for mv above 15%. This behaviour of the error with mv and h_{rms} were also observed by Baghdadi et al. ([9]) in using C-band data. Moreover, the bias and RMSE values are higher with Dubois model than with Oh model.

3.3. IEM model

In X-band, the validity domain of Integral Equation Model [6] covers only a part of the range of roughness values commonly encountered for agricultural surfaces ($k \cdot h_{rms} \leq 3$ corresponds to $h_{rms} \leq 1.5$ cm in X-band,). Over bare soils in agricultural areas, IEM simulates the backscattering coefficients (σ_{HH}° , σ_{HV}° , σ_{VV}°) using the characteristics of the sensor (incidence angle, polarization, and radar wavelength) and the soil (dielectric constant, rms surface height, correlation length, and correlation function). The surface correlation function is exponential for low surface roughness values and Gaussian for high surface roughness values [10].

In HH and VV polarizations, the IEM model simulates correctly the backscattering coefficient only for two cases: $h_{rms} < 1.5$ cm and exponential correlation function, and $h_{rms} > 1.5$ cm and Gaussian function (Fig. 4). For these two cases in VV polarization, the mean difference between IEM and TerraSAR-X (bias) is better than -1 dB (-0.75 for $h_{rms} < 1.5$ cm and -0.55 dB for $h_{rms} > 1.5$ cm) with a RMSE about 4 dB (4.21 for $h_{rms} < 1.5$ cm and 3.94 dB for $h_{rms} > 1.5$ cm). In HH polarization, the biases are of -1.88 dB and -0.01 dB for surfaces with $h_{rms} < 1.5$ cm and $h_{rms} > 1.5$ cm, respectively. The RMSE for HH database is of the same order of magnitude than for VV polarization (3.51 for $h_{rms} < 1.5$ cm and 4.89 dB for $h_{rms} > 1.5$ cm). When an exponential correlation function is used for $h_{rms} > 1.5$ cm

and a Gaussian function for $h_{rms} < 1.5$ cm, the RMSEs are higher (between 6.2 and 11.9 dB).

In practice, during the inversion of SAR images for estimating soil moisture, the h_{rms} values could not be known. Thus, it is difficult to choose the adapted correlation function, what would lead to an inaccurate estimation of the soil moisture due to the inadequacy between IEM simulations and SAR data. To improve the performance of IEM model and to make possible its use in the inversion process of SAR images in X-band, we propose to replace the correlation length by a fitting parameter in considering the same correlation function whatever the range of rms height. The choice to replace the correlation length is related to the uncertainty of the correlation length measurements when conventional profilometers of 1 or 2 m long are used ([13]). In the following paragraph, we propose a semi-empirical calibration of the IEM by redefining the measured correlation length so as to ensure better agreement between the model and the data.

4. EMPIRICAL CALIBRATION OF THE IEM

Based on the previous studies carried out by Baghdadi et al. ([10], [11], [12]) in C-band, the objective is to propose a robust calibration of the IEM model in X-band that would allow reproducing correctly the SAR signal. The approach consists of replacing the measured correlation length by a fitting parameter ($Lopt$). As illustrated in Table 1, a part of the database was used in the calibration phase while the remainder of the database was used for the validation of this approach. For each element of the calibration database, $Lopt$ ensures a good fit between IEM simulation and SAR data. In the fitting process, all experimental data at inside or outside of the IEM validity domain were used. Results show that the fitting parameter follows the same relationship for h_{rms} smaller or larger than 1.5 cm.

Like to C-band, $Lopt$ has two possible solutions, $Lopt1$ and $Lopt2$, which ensure good agreement between the IEM and the SAR backscattering coefficient. When $Lopt1$ (the lowest value) was used in the IEM model, it proved difficult for some incidence angles to ensure the correct physical behaviour between σ° and the h_{rms} (increasing σ° with increasing h_{rms} , for a given moisture value) for both exponential and Gaussian correlation functions. Only $Lopt2$ (the

highest value) with Gaussian correlation function ensures a correct physical behaviour of σ° . The fitting parameter $Lopt2$ is strongly dependent on rms surface height and the incidence angle. It increases as the h_{rms} increases and decreases with the incidence angle (Fig. 5). Moreover, $Lopt2$ in HH were higher than those in VV for the Gaussian function (Fig. 6a).

For Gaussian correlation function, $Lopt2$ follows a power-type relationship ($\alpha * h_{rms}^\beta$). α is dependent of incidence angle whereas β is dependent of both polarization and incidence angle:

$$Lopt2(h_{rms}, \theta, HH) = 18.102e^{-0.033\theta} h_{rms}^{0.7644e^{0.0035\theta}} \quad (1)$$

$$Lopt2(h_{rms}, \theta, VV) = 18.075e^{-0.0379\theta} h_{rms}^{1.2594e^{-0.0145\theta}} \quad (2)$$

θ is in degree, $Lopt2$ and h_{rms} are in centimeters. The coefficient of determination R^2 is about 0.92.

In order to analyse the effect of radar frequency on the IEM calibration, comparison was done using the expressions of $Lopt2$ obtained by Baghdadi et al. in C-band [12] and those obtained in this study in X-band. Figure 6b show C-band and X-band calibration results for radar configurations with HH and VV polarizations and incidence angles of 26° and 50°. With the Gaussian correlation function, the C-band $Lopt2$ was higher than the X-band $Lopt2$. Baghdadi et al. [11] observed a similar behaviour between the L-band $Lopt$ and the C-band $Lopt$, what leads to the conclusion that $Lopt$ decreases as the radar frequency increases.

5. VALIDATION OF THE IEM CALIBRATION

In order to validate this IEM calibration approach, the validation database (Table 1) was used with $Lopt2$ given by the analytical expressions (1) and (2). Results show that the proposed semi-empirical calibration of the IEM provides improved results (Figure 7). For HH polarization, the bias and the standard deviation of the error have decreased from -2.81 dB to +0.36 dB (difference between IEM and TerraSAR-X), and from 8.73 dB to 2.08 dB, respectively. For VV, the standard deviation of the error decrease from 3.78 dB to 1.73 dB. The bias is of the same order before and after calibration (-0.37 dB before and -0.34 dB after calibration).

Moreover, the parameterization of the fitting parameter enables a correct simulation of the backscattering signal. The expressions of $Lopt2$ (eq. (1) & (2)) were validated for incidences between 25° and 50°. Also, the use of Gaussian correlation function ensures correct physical behaviour of IEM to approximately $h_{rms}=3.2\text{cm}$ for 25° and $h_{rms}=4.7\text{cm}$ for 50°.

6. CONCLUSIONS

The semi-empirical models of Oh and Dubois as well as the IEM physical backscattering model were evaluated by using TerraSAR-X data and ground measurements on bare soils in agricultural environments. The objective of this article is to evaluate the errors of these models and to propose a semi-empirical calibration of the IEM model in X-band. Oh's model correctly simulates the radar signal for HH and VV polarizations (bias<1dB and RMSE<3dB). Simulations performed with the Dubois model show a poor correlation between TerraSAR-X data and model simulations (RMSE between 2.2 and 4.4 dB, bias can reach 3.4 dB according to incidence and polarization).

The discrepancies observed between the Dubois model and TerraSAR-X data could be related to the restrictive validity domain of Dubois model in X-band. Indeed, only data with $h_{rms}<1.25$ cm (X-band) are applicable in Dubois model. Moreover, data with incidence angles of 25° and 26° are situated at the limit of Dubois validity domain (incidence should be > 30°).

The IEM model simulates correctly the backscattering coefficient only for $h_{rms}<1.5$ cm in using an exponential correlation function, and for $h_{rms}>1.5$ cm in using Gaussian function. However, the results are not satisfactory for a use of IEM in the inversion of TerraSAR-X data (bias can reach 1.9 dB and RMSE about 4 dB). The mismatch noted between IEM simulations and TerraSAR-X data is related to the uncertainty of the correlation length measurements, to the model itself, and the validity domain of model ($h_{rms}<1.5$ cm in X-band).

A semi-empirical calibration of the IEM was proposed in this study to ensure better agreement between IEM and the SAR data in X-band. It consisted of finding a fitting parameter which replaces the inaccurate correlation length measurements and corrects the defects of model. The results showed that

the fitting parameter was found to be dependent on *rms* surface height, radar wavelength, incidence angle, and polarization. Moreover, it is robust and stable whatever the database (independent of study site). The simulations produced by the calibrated IEM fit correctly SAR measurements in X-band, HH and VV polarizations, and incidence angles between 25° and 50° (bias and standard deviation of the error were reduced). With this calibration, bare agricultural soils can be characterized by two surface parameters (*rms* height and soil moisture) instead of four (*rms* height, correlation length, correlation function, and soil moisture).

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the CEMAGREF (Agricultural and Environmental Engineering Research). The authors wish to thank DLR (the German Space Agency) for kindly providing the TerraSAR-X images (proposal HYD0007).

REFERENCES

- [1] **Y. Oh, K. Sarabandi, and F. T. Ulaby**, "An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no 2, pp. 370-382, 1992.
- [2] **Y. Oh, K. Sarabandi, and F. T. Ulaby**, "An inversion algorithm for retrieving soil moisture and surface roughness from polarimetric radar observation", Proceedings IGARSS'94, Pasadena, USA, IEEE Catalog Number 94CH3378-7, vol. III, pp. 1582-1584, 1994.
- [3] **Y. Oh, K. Sarabandi, and F. T. Ulaby**, "Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, no 6, pp. 1348-1355, 2002.
- [4] **Y. Oh**, "Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no 3, pp. 596-601, 2004.
- [5] **P. Dubois, J. Van Zyl, and T. Engman**, "Measuring soil moisture with imaging radars," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 33, no. 4, pp. 915-926, 1995.
- [6] **A. K. Fung, Z. Li, and K. S. Chen**, "Backscattering from a randomly rough dielectric surface," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no 2, pp. 356-369, 1992.
- [7] **F. Mattia, T. Le Toan, J. C. Souyris, G. De Carolis, N. Floury, F. Posa, and G. Pasquariello**, "The effect of surface roughness on multifrequency polarimetric SAR data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, no 4, pp. 954-966, 1997.
- [8] **M. Zribi, O. Taconet, S. Le Hegarat-Masclé, D. Vidal-Madjar, C. Emblanch, C. Loumagne, and M. Normand**, "Backscattering behavior and simulation: Comparison over bare soils using SIR-C/X-SAR and ERASME 1994 data over Orgeval," *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, pp. 256-266, 1997.
- [9] **N. Baghdadi and M. Zribi**, "Evaluation of Radar Backscatter Models IEM, OH and Dubois Using Experimental Observations," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, no. 18, pp. 3831-3852, 2006.
- [10] **N. Baghdadi, J. Abou Chaaya, and M. Zribi**, "Semi-empirical calibration of the Integral equation Model for SAR data in C-band and cross polarization using radar images and field measurements", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 8, no.1, pp.14-18, 2011.
- [11] **N. Baghdadi, I. Gherboudj, M. Zribi, M. Sahebi, F. Bonn, and C. King**, "Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no. 18, pp. 3593-3623, 2004.
- [12] **N. Baghdadi, N. Holah, and M. Zribi**, "Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, no. 4, pp. 805-816, 2006.
- [13] **Y. Oh and Y. Kay**, "Condition for precise measurement of soil surface roughness," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, no 2, pp. 691-695, 1998.

Tables et Figures

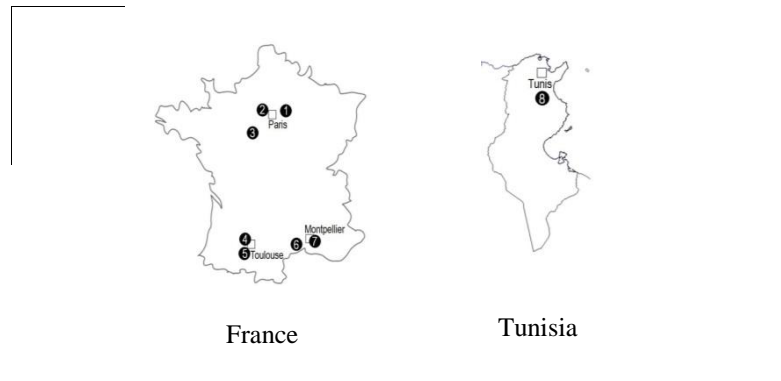


Fig. 1. Location of various study sites in France and Tunisia. (1): Orgeval, (2): Versailles, (3): Villablain, (4): Seysses, (5): Mauzac, (6): Thau, (7): Garon, (8): Kairouan.

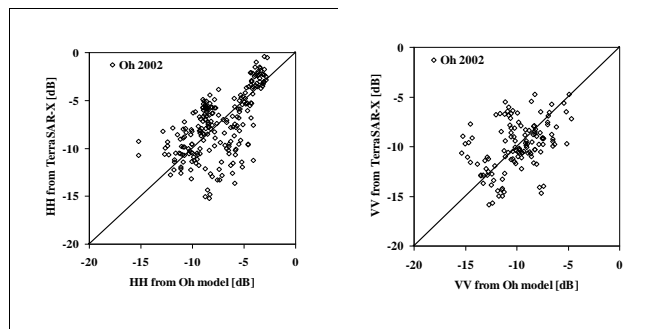


Fig. 2. σ_{HH} and σ_{VV} measured from TerraSAR-X images versus those simulated from 2002 Oh model.

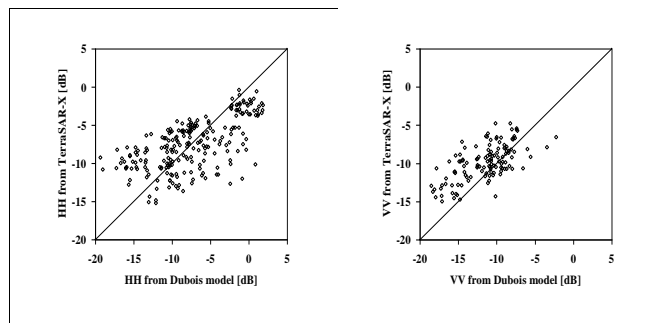


Fig. 3. σ_{HH} and σ_{VV} measured from TerraSAR-X images versus those simulated from Dubois model.

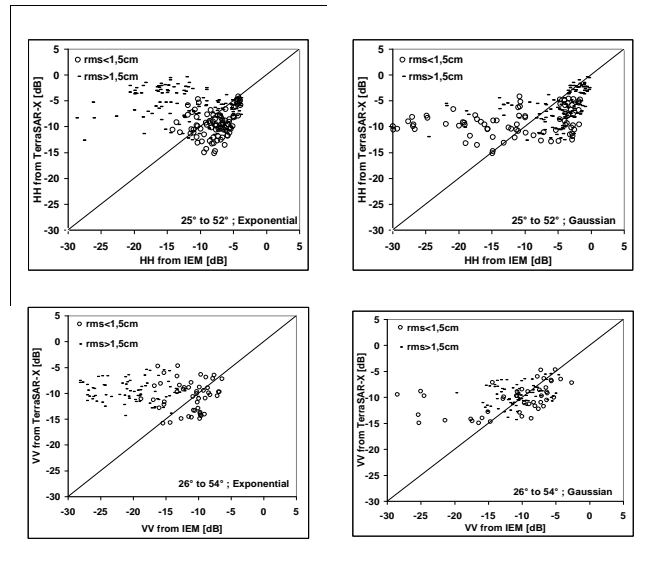


Fig. 4. Comparison between σ^0 -IEM using correlation length measurements, and σ^0 -TerraSAR-X for exponential and Gaussian correlation functions. Mean and standard deviation of the difference were calculated.

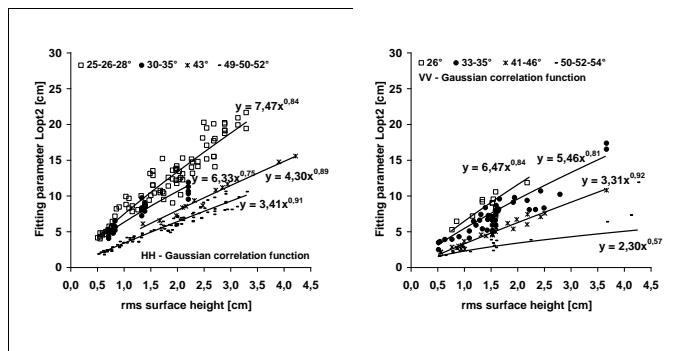


Fig. 5. Fitting parameter $Lopt2$ as a function of h_{rms} (X-band, HH, VV), with Gaussian correlation function.

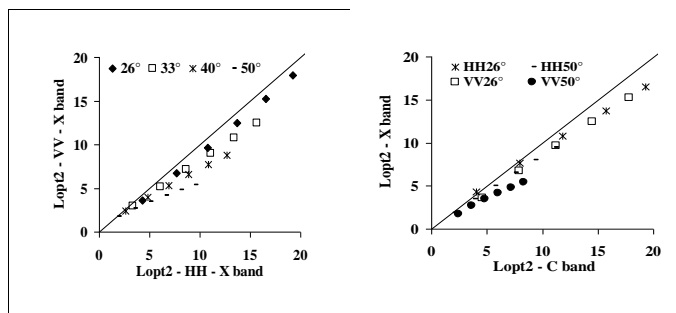


Fig. 6. $Lopt2$ in VV as a function of $Lopt2$ in HH for X-band, and comparison between $Lopt2$ in C-band and those in X-band. The points corresponds to h_{rms} values between 0.5 and 3 cm with a step of 0.5 cm.

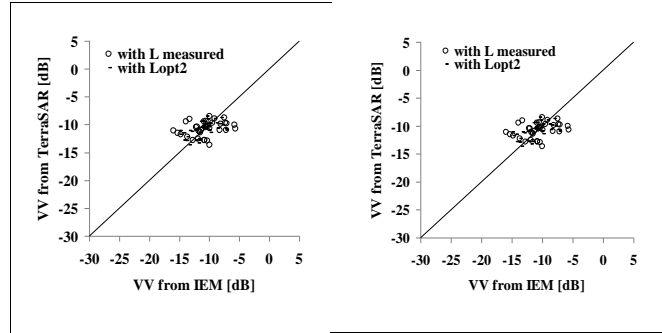


Fig. 7. Validation of the empirical calibration approach in using the fitting parameter L_{opt2} and the validation database (TerraSAR-X and in situ data).

Table I: Main characteristics of the database used in this study (226 data in HH and 130 in VV).

σ° : backscattering coefficient, mv : soil moisture, h_{rms} : standard deviation of heights, L : correlation length.

Site	Number of data (σ° , mv , h_{rms} , L)	Year	Radar configurations (polarization-incidence)
Orgeval	12	2008	HH-50° For calibration
	27		HH-26° For calibration
Orgeval	30	2009	HH-50° For calibration
	28		HH-26° For calibration
	4		VV-26° For calibration
	7		VV-50° For calibration
Orgeval	15	2010	HH-50° For validation
	19		HH-26° For validation
Villamblain	30	2009	HH-52° For validation
Mauzac	15	2009	HH-43° For calibration
	5		HH-28° For calibration
	5		HH-49° For calibration
Garons	5	2009	HH-25° For validation
Kairouan	14	2010	HH-30° For calibration
	21		HH-35° For validation
Versailles	18	2010	VV-33° For calibration
	12		VV-54° For calibration
Thau	11	2010	VV-26° For calibration
	25		VV-35° For calibration
	14		VV-41° For validation
	14		VV-52° For validation
Lamasquere	9	2010	VV-33° For validation
	16		VV-46° For calibration

III.1.2. POTENTIEL DE LA MULTI-INCIDENCE POUR L'ESTIMATION DE L'HUMIDITE

Baghdadi N., **Aubert M.**, Zribi M., 2012. «Use of TerraSAR-X data to retrieve soil moisture over bare soils agricultural fields». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 9, 3, pp: 512-516.

Pour cet article, j'ai effectué le traitement des données et participer à l'analyse des résultats.

Résumé

L'objectif de cet article est d'évaluer la précision des estimations de l'humidité des sols à partir des images TerraSAR-X, en utilisant une approche empirique basée, soit sur une image unique (à faible ou à fort angle d'incidence), soit sur deux images (une à faible et une à fort angle d'incidence).

La base de données utilisée pour cette étude a été collectée sur deux sites (Orgeval 2009 et 2010, et Villamblain). Elle est composée de données in situ et d'images TerraSAR-X acquises en polarisation HH sous des angles d'incidence de 25° et 50°.

Les résultats montrent que pour des conditions d'humidité allant de 25 à 40 %, et des rugosités de surface entre 1.1 à 3.3 cm de Hrms, les données TerraSAR-X permettent d'estimer l'humidité des sols nus agricoles avec une précision de l'ordre de 3 % à faible angle d'incidence, et de l'ordre 4 % à fort angle d'incidence. Par ailleurs contrairement à la bande C, la précision des estimations d'humidité en bande X n'est pas améliorée quand deux images (26- 28° et 50- 52°) sont utilisées au lieu d'une seule (une image à faible ou à fort angle d'incidence).

Use of TerraSAR-X data to retrieve soil moisture over bare soils agricultural fields

(Version auteur de l'article publié dans IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 9, 3, pp: 512-516)

Nicolas Baghdadi¹, Maelle Aubert¹, Mehrez Zribi²

¹ CEMAGREF, UMR TETIS, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier cedex 5, France

² IRD-CESBIO, 18 av. Edouard Belin, BP 2801, 31401 Toulouse cedex 9, France

E-mail: nicolas.baghdadi@teledetection.fr

Tel.: 33 4 67 54 87 24; Fax: 33 4 67 54 87 00

ABSTRACT

The retrieval of the bare soil moisture content from TerraSAR-X data is discussed using empirical approaches. Two cases were evaluated: (1) one image at low or high incidence angle, (2) two images, one at low incidence and one at high incidence. This study shows in using three databases collected between 2008 and 2010 over two study sites in France (Orgeval and Villamblain) that TerraSAR-X is a good remote sensing tool for the retrieving of surface soil moisture with accuracy about 3% (RMSE). Moreover, the accuracy of the soil moisture estimate does not improve when two incidence angles (26°-28° or 50°-52°) are used instead of an only one. When compared with the result obtained with a high incidence angle (50°-52°), the use of low incidence angle (26°-28°) does not enable a significant improvement in estimating soil moisture (about 1%).

Index Terms— TerraSAR-X images, soil moisture

1. INTRODUCTION

Radar signal is function of soil moisture and surface roughness in the case of bare soil. The possibility of retrieving these soil parameters was little investigated from X-band Synthetic Aperture Radar (SAR). However, many studies were carried out by using C-band radar data (e.g. [1], [2], [3], [4]). With the launch of satellites using the X-band (~9.6 GHz), such as TerraSAR-X and COSMO-SkyMed, the use of X-band data to derive soil parameters became possible. A radar configuration that minimizes the effects of surface roughness is recommended for a better estimate of soil moisture when using only one incidence angle. The optimal radar incidences in C-band for the retrieval of soil moisture are smaller than 35° ([4]).

Soil moisture estimation from SAR images is carried out by using physical or statistical models. Physical approach consists in using

physical model, such as the Integral Equation Model (IEM) ([5]), to predict the radar backscattering coefficient from SAR and soil parameters (wavelength, polarization, incidence angle, surface roughness and soil dielectric constant). Statistical models based on experimental measurements are also often used in soil moisture estimation. For bare soils, the increase of radar signal (σ^0) is supposed linear with the volumetric soil moisture for values between 5% and 35% ([6]). Moreover, σ^0 increases with soil surface roughness and follows an exponential or logarithmic behaviour (e.g. [4], [7]).

Very few studies analyzed the sensitivity of TerraSAR-X data to bare soil surface parameters. Baghdadi et al. [8] have observed that the radar signal at X-band is slightly more sensitive to surface roughness at high incidence angle than at low incidence angle. The difference observed between radar signals reflected by the roughest and smoothest areas

increases with the radar wavelength. Moreover, results showed that the sensitivity of radar signal to surface roughness is better with PALSAR in L-band than with TerraSAR-X in X-band, and that the C- and X-bands are similar sensitivity results. In this study, only in situ soil moisture measurements in very wet conditions between 25% and 40% were available. Results obtained showed that the backscattering coefficient at X-band is stable when the moisture content ranges between 25% and 35%, and that it decreases beyond this threshold.

Aubert et al. [9] have showed that the sensitivity of the TerraSAR-X signal to soil moisture is very important at low and high incidence angles. In comparison to results published with C-band SAR data, this sensitivity of the radar signal to soil moisture is higher in X-band. The second important result concerns the potential of the fine spatial resolution of TerraSAR (1 m) in the detection of soil moisture variations at the within-plot scale. The spatial distribution of slaking crust could be detected when soil moisture variation is observed between soil crusted and soil without crust. Indeed, areas covered by slaking crust could have greater soil moisture and consequently a greater backscattering signal than soils without crust.

At least one research question remained open. It concerns the precision on the soil moisture estimates in bare agricultural soils. The objective of this study is to examine the potential of TerraSAR-X data for retrieving volumetric soil moisture over bare soils. This work evaluates if the use of both two incidence angles at X-band (one low: 26°-28°, and one high: 50°-52°) improves the accuracy on the estimate of surface soil moisture in comparison to only one incidence (low or high). TerraSAR-X sensor has the advantage to acquire on a same study site image pairs at low and high incidence angles within one day. The goal of this work is to compare the findings with C- and X-bands data. At C-band, several studies have shown that the use of two incidence angles provides distinct improvement in the soil moisture estimate, in comparison with results obtained using a single incidence (e.g. [1], [2], [4]). Moreover, low incidence angle is better than the high incidence angle for estimating soil moisture with C-band SAR data. This paper investigates this research question.

2. STUDY AREA AND DATASET

2.1. Study site

Data were acquired over two mainly agricultural sites (Figure 1). The Villamblain site is located in the South of Paris (France; Lat. 48° 01'N and Long. 1°35'E) with soil composed of 30% clay, 60% silt, and 10% sand. The second site is situated in the Orgeval watershed, located to the East of Paris (France; Lat. 48° 51'N and Long. 3° 07'E). The soil has a loamy texture, composed of 78% silt, 17% clay, and 5% sand. Both of these two sites are very flat.

During the period February-April (our SAR acquisitions), the main crops are wheat and colza. They cover approximately 50% of the agricultural area. The remaining surface corresponds to ploughed soils awaiting future cultivation (corn, potato).

2.2. TerraSAR-X images

Fourteen TerraSAR-X images (X-band ~ 9.65 GHz) were acquired during the years of 2008, 2009 and 2010 (Table 1). The radar data are available in HH polarization, with incidence angles (θ) of 26°, 28°, 50° and 52°. The imaging mode used was Spotlight with a pixel spacing of 1 m. Radiometric calibration using MGD (Multi Look Ground Range Detected) TerraSAR-X images was first carried out using the following equation ([10]):

$$\sigma_i^{\circ}(dB) = 10\log_{10}(Ks \cdot DN_i^2 - NEBN) + 10\log_{10}(\sin\theta_i) \quad (1)$$

This equation transforms the amplitude of backscattered signal for each pixel (DN_i) into a backscattering coefficient (σ°) in decibels. Ks is the calibration coefficient and $NEBN$ is the Noise Equivalent Beta Naught. All TerraSAR-X images were then georeferenced using GPS points with a root mean square error of the control points of approximately one pixel (i.e., 1 m). This co-registration error was overcome by removing two boundary pixels from each training plot relative to the limits defined by the GPS control points. The mean backscattering coefficients were calculated from calibrated SAR images by averaging the linear σ° values of all pixels within reference fields.

2.3. Field data

Simultaneously with TerraSAR-X acquisition, field measurements of soil moisture and surface roughness have been achieved on several bare soil reference fields of at least two hectares. In

the case of TerraSAR-X in Spotlight mode (pixel spacing = 1 m), this corresponds to a surface of 20,000 pixels or more.

The volumetric water content at field scale was assumed to be equal to the mean value estimated from several samples (20 to 40 measurements per field, Figure 2) collected from the top 5 cm of soil using the gravimetric method. The soil moistures range from 13% to 40%.

In most studies of microwave measurements carried out over bare soils, experimental relationship between soil moisture and backscattering coefficient are provided by mean volumetric water contents measured to a soil depth, generally 0-5 cm or 0-10 cm. Indeed, only some studies using theory results are available at X-band. These studies suggest a penetration depth maybe lower than 5cm. No experimental measurements are made in field condition and the low penetration depth of X band is only based on theoretical study. So, the penetration depth of the X-band is not yet well known.

Roughness measurements were made using needle profilometers (1 m long and with 2 cm sampling intervals). Ten roughness profiles were sampled for each training field (parallel and perpendicular to the row direction). From these measurements, the two roughness parameters, root mean square (*rms*) surface height and correlation length (*L*), were calculated using the mean of all correlation functions. The *rms* surface heights range from 1.1 cm to 3.3 cm, and the correlation length (*L*) varies from 2.3 cm in sown fields to 9.3 cm in ploughed fields.

3. METHODOLOGY

The retrieval of soil moisture from TerraSAR-X images by means of empirical approaches requires the development of experimental relationships between $\sigma^{\circ}_{\text{TerraSAR-X}}$ and the measured soil moisture. TerraSAR data acquired in two configurations of incidence angles ($\sim 26^{\circ}$ and $\sim 50^{\circ}$) were used with ground measurements conducted over bare soil. The sensitivity of TerraSAR signal to soil moisture is the greatest for low incidence angle (0.43 dB/% for 26° - 28° and 0.29 dB/% for 50° - 52° , Figure 3). For a confidence level of 95%, there are significant relationships between the TerraSAR-X backscattering coefficient and the in situ soil moisture because the p-values are

much less than 0.05 (p-value $<2.2\text{e-}16$ for HH 26° - 28° and p-value $=1.52\text{e-}10$ for HH 50° - 52°).

Studies using C-band (ERS, RADARSAT, ASAR ...) showed lower sensitivities between radar signal and soil moisture, between 0.2 and 0.3 dB/% for low incidence angles and about 0.1dB/% for high incidence angles (e.g. [2], [11], [12], [13]).

The objective of this study is to analyze the influence of incidence angle on the accuracy of the soil moisture estimate. Configurations in HH polarization with single incidence angle (26° - 28° or 50° - 52°) were studied. Next, multi-incidence TerraSAR-X images acquired at both low and high θ with one day spaced dates and only minor variations in soil characteristics were used to analyze the possible improvement in the soil moisture estimates when two incidences are used.

The empirical relationship between the radar backscattering coefficient (σ°) and the volumetric soil moisture (*mv*) for bare soil surfaces without taking into account the *rms* surface height is given by (e.g. [14], Figure 3):

$$\sigma^{\circ}_{dB} = f(mv, \theta)_{dB} = \delta mv + \xi. \quad (2)$$

This simplified relationship is valid for *mv*-values between 5 and 35% ([6]). The coefficient δ is dependent on SAR parameters (radar wavelength, incidence angle, and polarization) while the coefficient ξ is controlled by SAR parameters and surface roughness. Experimental data of σ° and *mv* show a slope δ of about 0.43dB/% for HH 26° - 28° and 0.29dB/% for HH 50° - 52° .

The relationship obtained between σ° and the *rms height* independently of row direction, correlation length, and soil moisture could be written as an exponential relationship of the form $\sigma^{\circ}_{dB} = g(rms, \theta)_{dB} = \mu e^{-krms} + c$ ([15], [16]) or logarithmic of the form $\sigma^{\circ}_{dB} = g(rms, \theta)_{dB} = \mu \ln(rms) + c$ ([1]).

With taking into account of both soil roughness and soil moisture, the radar signal in decibels scale may be written as the sum of two functions that describe the dependence of the radar signal on soil moisture (*f*: linear) and surface roughness (*g*: exponential) (e.g. [1], [4]):

$$\sigma^{\circ}_{dB} = f(mv, \theta)_{dB} + g(rms, \theta)_{dB} = \delta mv + \mu e^{-krms} + \tau \quad (3)$$

where *k* is the radar wave number ($\sim 2 \text{ cm}^{-1}$ for TerraSAR-X).

This equation neglects the effect of the correlation length L on the backscattering coefficient. To take account of the correlation length, Zribi and Deschambre ([1]) proposed a new roughness parameter Z_s , defined by rms^2/L , which is the product of the rms surface height and the slope of the soil surface (rms/L). Thus, the empirical model linking σ° and Z_s could be written as $\sigma_{dB}^\circ = \delta mv + \eta e^{-kZ_s} + \psi$.

In the case of one SAR image characterized by one incidence ($\theta=26^\circ-28^\circ$ or $50^\circ-52^\circ$), inversion model is written as follows:

$$mv = \alpha \sigma^\circ(\theta) + \beta. \quad (4)$$

The use of two incidence angles eliminates the effects of roughness and thus allows linking the backscattering coefficient to the soil moisture only. For two images acquired with low and high incidence angles, the estimate of soil moisture can be obtained by solving equation (3) for two incidences (substituting the e^{-krms} of $\sigma^\circ(\theta_{low})$ into $\sigma^\circ(\theta_{high})$):

$$mv = \alpha \sigma^\circ(\theta_{low}) + \beta \sigma^\circ(\theta_{high}) + \gamma. \quad (5)$$

α and β depend of δ and μ , whereas γ is function of δ , μ , and τ (in both incidence angles).

The form of the equation (5) should be the same if the Z_s parameter was used.

The empirical models given in (4) and (5) were then fitted to experimental data acquired in 2008 and 2009 by using the least squares method (cf. Table 2). The validation of these models was tested in using the dataset of 2010 (13 points for each of the two configurations HH-26° and HH-50°). The inputs are the mean backscattering coefficients in dB calculated for each reference field.

4. RESULTS AND DISCUSSION

The inversion procedures were applied in order to retrieve soil moisture. The results obtained in the validation phase with one low incidence show inversion errors in the estimation of mv of about 3% for incidence angles. The use of high incidences ($50^\circ-52^\circ$) gives slightly poorer results with a RMSE about 4%. The accuracy of the soil moisture estimate remains unchanged by using TerraSAR-X multi-incidence data (both low and high incidence angles) with a RMSE about 3% (Table 2). Figure 4 illustrates the good agreement between estimated and measured mv values.

In contrast, large errors in the retrieved soil moisture were observed at C-band for a single incidence angle (RMSE about 6% for 20° and 9% for 40°) ([4]). This is due to the fact that the radar signal is much more sensitive to surface roughness at high radar wave length. The accuracy is strongly improved with the use of both low and high incidences (RMSE about 3.5%) (e.g. [1], [2], [4]).

The dependence of the radar signal at X-band on surface roughness in agricultural areas was described as weak by several works ([8], [14], [17]). Results of these studies show that the influence of surface roughness on the radar signal increases with increasing radar wavelength. Moreover, this dependence is mainly significant for low levels of roughness. At X-band, Baghdadi *et al.* ([4], [8]) showed that the sensitivity of σ° to surface roughness becomes weak for $rms > 1$ cm. Thus, the effect of surface roughness on radar signal becomes weak in X-band, which improves the estimates of soil moisture, especially for $rms > 1$ cm. Moreover, the multi-incidence approaches become less effective because the effect of surface roughness that we try to eliminate is relatively weak at X-band compared to C-band.

5. CONCLUSIONS

This study examined the potential of TerraSAR-X data for estimating soil moisture (mv) over bare soils. TerraSAR-X images collected between 2008 and 2010 over two study sites in France were used. SAR images were acquired at HH polarization and for incidence angles of 26° , 28° , 50° and 52° . The goal of this work was to compare estimates of mv obtained from various incidence configurations, and to find the best sensor configuration in incidence angle for measuring the bare soil moisture.

The study tested empirical models for soil moisture inversion from one incidence (low or high) and multi-incidence TerraSAR-X data (both low and high incidences). The results of the study may be summarized as follows:

- For a single incidence, the retrieval algorithm performed very well for low and high incidence angles. The RMSE for the soil moisture estimate is about 3% for $26^\circ-28^\circ$ and 4% for $50^\circ-52^\circ$.
- The accuracy of the soil moisture estimate does not improve when two incidence angles (RMSE is about 3%) are used.

These results appear promising for the

development of simplified algorithms for retrieving soil moisture from TerraSAR-X data, and for monitoring temporal moisture changes. Table 3 lists the different observation possibilities for the Orgeval study site within one orbit cycle (11 days). This site could be imaged 8 times within 11 days (two images for each following incidence: $\sim 26^\circ$, 39° , 50° , 58°) and 24 times within one month. The soil moisture mapping frequency with low incidence angle (26°) or with both low and high incidence angles (26° and 50°) is possible six times within one month. The incidence of 39° can also be used, which would increase to twelve the TerraSAR-X scenes number within one month. This very short revisit time make TerraSAR-X to a very useful source for the soil moisture mapping. Moreover, the increase in the acquisition frequency is much awaited for the soil moisture data assimilation in hydrological modeling.

In addition, the very high spatial resolution (metric) of TerraSAR-X sensor is also very promising for local estimation of soil moisture at the within agricultural field scale. It offers a great potential in terms of improving the quality of soil moisture mapping for catchment areas where the parcels are of small size.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the CEMAGREF (Agricultural and Environmental Engineering Research) and the CNES (French Space Study Center, ORFEO program). The authors wish to thank DLR (German Space Agency) for kindly providing TerraSAR-X images within the framework of proposals HYD0007 and HYD0542. The authors also thank Patrick Ansart, Youssef Hachouch, and Cécile Loumagne for their logistic support during the field campaigns. The authors are grateful to the TerraSAR-X Science Coordinators Achim Roth and Ursula Marschall for their assistance.

REFERENCES

- [1] M. Zribi and M. Dechambre, "A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data", *Remote Sensing of Environment*, vol. 84, pp. 42-52, 2002.
- [2] H.S. Srivastava, P. Patel, M.L. Manchanda, and S. Adiga, "Use of multi-incidence angle RADARSAT-1 SAR data to incorporate the effect of surface roughness in soil moisture estimation", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, no. 7, pp. 1638-1640, 2003.
- [3] Y. Oh, "Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no 3, pp. 596-601, 2004.
- [4] N. Baghdadi, N. Holah, and M. Zribi, "Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR SAR data", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, no. 10, pp. 1907-1920, 2006.
- [5] A.K. Fung, "Microwave Scattering and Emission Models and their Applications", Artech House, Inc., Boston, London, 573 pages, 1994.
- [6] H. Holah, N. Baghdadi, M. Zribi, A. Bruand, and C. King, "Potential of ASAR/ENVISAT for the characterisation of soil surface parameters over bare agricultural fields", *Remote Sensing of Environment*, vol. 96, no. 1, pp. 78-86, 2005.
- [7] F.T. Ulaby, P.P. Batlivala, and M.C. Dobson, "Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture, and soil texture: Part I - Bare soil", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-16, no. 4, pp. 286-295, 1978.
- [8] N. Baghdadi, M. Zribi, C. Loumagne, P. Ansart, and T. Paris Anguela, "Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields", *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, pp. 4370-4379, 2008.
- [9] M. Aubert, N. Baghdadi, M. Zribi, A. Douaoui, C. Loumagne, F. Baup, M. El Hajj, and S. Garrigues, "Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust", *Remote Sensing of Environment*, vol. 115, pp. 1801-1810, 2011.
- [10] T. Fritz and M. Eineder, "TerraSAR-X Ground Segment Basic Product Specification Document (18.03.2009)", Doc.: TX-GS-DD-3302, 2009, Issue, 1.6, 108 pages, https://tandemx-science.dlr.de/pdfs/TX-GS-DD-3302_Basic-Products-Specification-Document_V1.6.pdf.
- [11] N. Baghdadi, O. Cerdan, M. Zribi, V. Auzet, F. Darboux, M. El Hajj, and R. Bou Kheir, "Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics: application to hydrological and erosion modeling", *Hydrological Processes*, vol. 22, Issue 1, pp. 9-20, 2008.
- [12] S. Le Hégarat-Mascle, M. Zribi, F. Alem, A. Weisse, and C. Loumagne, "Soil moisture estimation from ERS/SAR data: toward an operational methodology", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-24, no. 12, pp. 2647-2658, 2002.
- [13] A. Quesney, S. Le Hégarat-Mascle, O. Taconet, D. Vidal-Madjar, J.P. Wingneron, C. Loumagne, and M. Normand, "Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data", *Remote Sensing of Environment*, vol. 72, no. 3, pp. 290-303, 2000.
- [14] F.T. Ulaby, R.K. Moore, and A.K. Fung, "Microwave Remote Sensing, Active and Passive, From Theory to Applications", vol. 3, Artech House, Inc., 685 Canton Street, Norwood, MA 02062, 1098 pages, 1986.
- [15] Y. Oh, K. Sarabandi, and F. T. Ulaby, "An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no 2, pp. 370-382, 1992.
- [16] N. Baghdadi, C. King, A. Bourguignon, and A. Remond, "Potential of ERS and RADARSAT data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields : application to catchments in Northern France", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, no. 17, pp. 3427-3442, 2002.
- [17] N. Baghdadi, N. Holah, P. Dubois, L. Prévot, S. Hosford, A. Chanzy, X. Dupuis, and M. Zribi, "Discrimination potential of X-band polarimetric SAR data", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no. 22, pp. 4933-4942, 2004.

Tables et Figures

Table 1: Characteristics of TerraSAR-X images and summary of ground-truth measurements (*mv*, *rms*, *L*).

Date dd-mm-yy	Site	Pol.-Inc.	Fields number	<i>mv</i> (%) (min;max)	<i>rms</i> (cm) (min;max)	<i>L</i> (cm) (min;max)
06-02-08	Villamblain	HH-52°	8	(27 ; 34)	(1.3 ; 3.1)	(4.5 ; 9.1)
07-02-08	Villamblain	HH-28°	8	(27 ; 34)	(1.3 ; 3.1)	(4.5 ; 9.1)
12-02-08	Orgeval	HH-50°	6	(31 ; 36)	(1.8 ; 3.3)	(5.0 ; 9.3)
13-02-08	Orgeval	HH-26°	6	(31 ; 35)	(1.8 ; 3.3)	(5.0 ; 9.3)
17-03-09	Orgeval	HH-26°	7	(25 ; 32)	(1.7 ; 2.3)	(4.8 ; 6.9)
18-03-09	Orgeval	HH-50°	7	(24 ; 30)	(1.7 ; 2.3)	(4.8 ; 6.9)
25-03-09	Orgeval	HH-50°	3	(28 ; 29)	(2.0 ; 2.7)	(4.8 ; 5.7)
26-03-09	Orgeval	HH-26°	3	(24 ; 31)	(2.0 ; 2.7)	(4.8 ; 5.7)
08-04-09	Orgeval	HH-26°	6	(17 ; 26)	(1.1 ; 2.1)	(3.7 ; 6.0)
09-04-09	Orgeval	HH-50°	6	(15 ; 26)	(1.1 ; 2.1)	(3.7 ; 6.0)
01-03-10	Orgeval	HH-50°	6	(33 ; 40)	(1.9 ; 2.9)	(5.9 ; 7.5)
02-03-10	Orgeval	HH-26°	6	(33 ; 37)	(1.9 ; 2.9)	(5.9 ; 7.5)
12-03-10	Orgeval	HH-50°	7	(13 ; 25)	(1.1 ; 2.6)	(4.6 ; 7.0)
13-03-10	Orgeval	HH-26°	7	(15 ; 22)	(1.1 ; 2.6)	(4.6 ; 7.0)

Table 2: Inversion models for estimating soil moisture and statistics on the validation of these models.

TerraSAR-X data - HH	Calibration phase Model	R ²	Validation phase		
			Bias	std	RMSE
26°-28°	$mv (\%) = 2.31 \sigma_{dB} + 37.19$	0.79	0.52	2.76	2.81
50°-52°	$mv (\%) = 3.43 \sigma_{dB} + 54.30$	0.66	2.95	2.83	4.09
26°-28° and 50°-52°	$mv (\%) = 1.67 \sigma_{dB} (\theta_{low}) + 0.55 \sigma_{dB} (\theta_{high}) + 38.22$	0.69	1.65	2.46	2.91

Table 3: TerraSAR-X coverage simulation for Orgeval site between September 02 and September 12, 2010 (orbit cycle).

Time	02 sep.	03 sep.	04 sep.	05 sep.	06 sep.	07 sep.	08 sep.	09 sep.	10 sep.	11 sep.	12 sep.
θ (°)	-	39	58	50	26	-	26	50	58	39	-

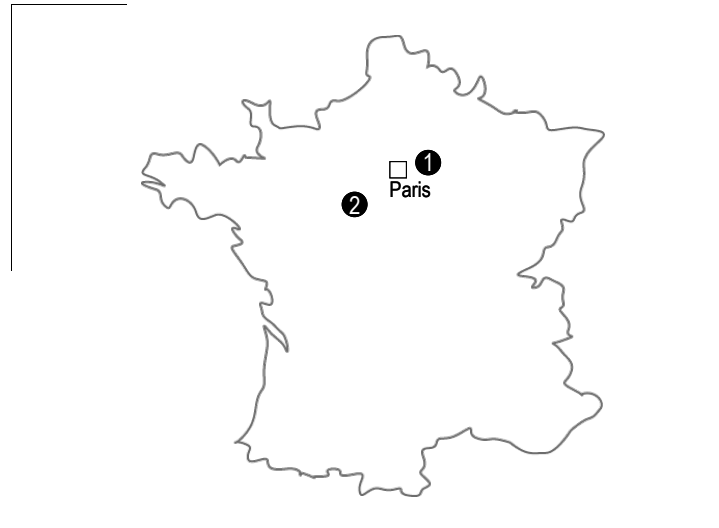


Fig. 1. Location of study sites. (1): Orgeval, (2): Villamblain.

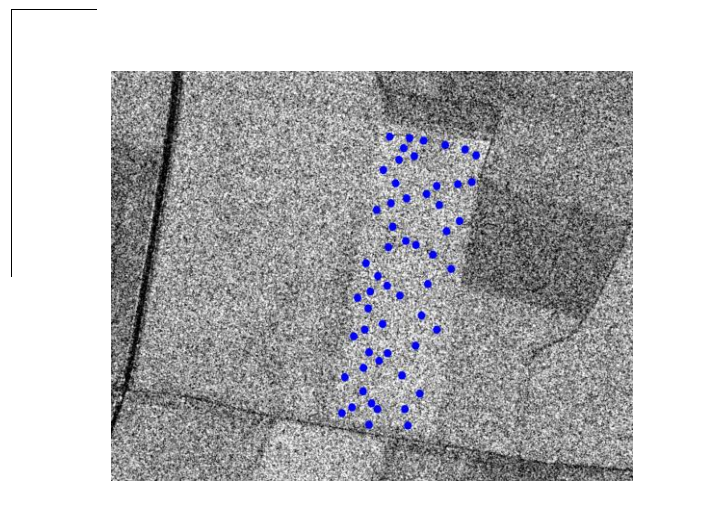


Fig. 2. Example of volumetric soil moisture measurements taken on a reference field.

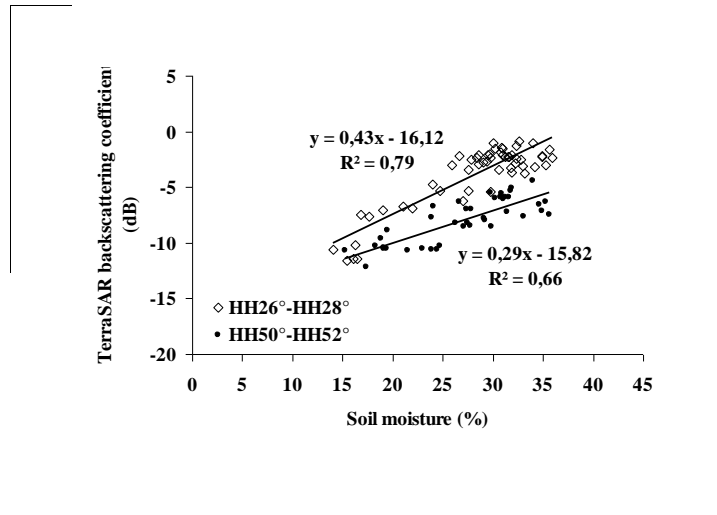


Fig. 3. TerraSAR-X signal versus volumetric soil moisture (measured at a depth of 5 cm). Each point corresponds to the average backscattering coefficient in decibels for one reference field. 30 points are used for each of the two configurations HH26°-28° and HH50°-52° (datasets of 2008 and 2009).

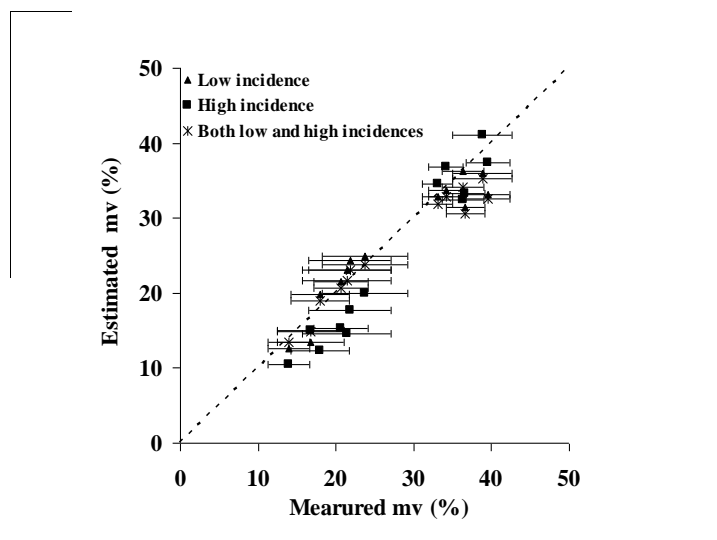


Fig. 4. Comparison between the estimated mv-values and those measured. The error bars on the measured soil moisture values correspond to one standard deviation.

III.1.3. PERSPECTIVES POUR LE DEVELOPPEMENT D'UN ALGORITHME OPERATIONNEL

Les deux études présentées dans cette partie ont montré que contrairement à la bande C, il n'est pas nécessaire de corriger les effets de la rugosité en bande X avant d'estimer l'humidité du sol. En effet la précision des estimations de l'humidité du sol n'est pas améliorée par des méthodes d'inversions prenant en compte la rugosité (modélisation IEM) ou en corrigeant au préalable son effet (multi-incidence).

De plus, les algorithmes basés sur des relations empiriques entre le signal TerraSAR-X et l'humidité permettent d'atteindre une précision en deçà de 4 % quelles que soient les configurations d'incidence utilisées (fort ou faible angles d'incidence).

III.2. METHODE DE CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE DE L'HUMIDITE

III.2.1. DEVELOPPEMENT D'UNE METHODE DE CARTOGRAPHIE OPERATIONNELLE

Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj M., Braud I., Vaudour E., accepté avec corrections, 2012. « Toward an operationnal soil moisture mapping using TerraSAR-X acquired over agricultural areas », *IEEE Journal of Selected Topics in Applied earth observation and Remote Sensing*.

Résumé


L'objectif de cet article est d'évaluer le potentiel d'exploitation des données mono-configuration (une polarisation et une incidence) acquises par le capteur TerraSAR-X pour cartographier l'humidité de sols nus agricoles dans un contexte opérationnel.

Pour deux polarisations (HH et VV) et deux gammes d'angles d'incidence (23-33°; 50-54°), des algorithmes empiriques d'estimation de l'humidité du sol ont été développés à partir d'une base de données composée de 182 parcelles agricoles mesurées in situ sur 3 sites d'étude (Orgeval 2009, Villamblain, Versailles). Cette base de données couvre un large panel de conditions de surface (sec à humide, lisse à rugueux). Les relations d'inversion du signal TerraSAR-X en termes d'humidité ont été validées en utilisant une base de données composées de 121 parcelles agricoles mesurées in situ sur quatre autres sites d'étude (Orgeval 2010, Thau, Garon, Yzeron) présentant des compositions du sol allant de l'argilo-limoneux au sablo-limoneux. La comparaison des humidités estimées à partir des données TerraSAR-X avec des données mesurées in situ montre que l'erreur moyenne des estimations (RMSE) est inférieure à 4 % quel que soit l'EDS du sol des sites d'étude (i.e. humidité, rugosité, composition) et la configuration TerraSAR-X utilisée (HH ou VV, angles d'incidence de 23° à 54°).

Le potentiel des données TerraSAR-X (signal et indice de texture) à différencier les sols nus des autres classes d'occupation du sol en milieux agricoles (forêt, culture) a été évalué. Les résultats montrent que quelle que soit la configuration TerraSAR-X et les conditions d'humidité, le signal TerraSAR-X moyen des parcelles de sols nus peut être facilement différencié du signal des autres classes d'occupation du sol quand les cultures sont bien développées (i.e. mi-avril pour les sites agricoles Français). Une image TerraSAR-X acquise sous des conditions humides (> 40 %) peut aussi permettre de discriminer les sols nus lorsque les cultures sont peu développées. Par ailleurs, l'utilisation d'indices de texture n'apporte pas d'améliorations notables par rapport à l'utilisation de la seule moyenne du signal. Toutefois, contrairement au signal TerraSAR-X, le potentiel de séparabilité des indices de texture n'est pas fonction de l'humidité du sol.

Enfin, un processus complet de cartographie de l'humidité, allant de la détection des parcelles agricoles de sol nu à l'inversion du signal TerraSAR-X a été appliqué avec succès sur des données TerraSAR-X acquises en 2010 sur le site d'Orgeval. Cette chaîne de traitements est basée sur une seule acquisition TerraSAR-X : un masque des sols nus est d'abord généré grâce à une classification orientée objet (précision globale > 84 %) avant de procéder à l'inversion du signal en humidité sur des mailles de 49m² (fenêtre de 7x7 pixels).

Enfin, cet article s'achève par une interprétation des cartes d'humidité générées à partir de la série temporelle TerraSAR-X acquise en période sèche hivernale sur le site d'étude d'Orgeval. Cette analyse illustre les capacités de TerraSAR-X à suivre les variations spatio-temporelles de l'humidité à l'échelle intra-parcellaire.



Toward an operational bare soil moisture mapping using TerraSAR-X data acquired over agricultural areas

(Version auteur de l'article publié dans IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing)

M. Aubert⁽¹⁾, N. Baghdadi⁽¹⁾, M. Zribi⁽²⁾, K. Ose⁽¹⁾, M. El Hajj⁽³⁾, E. Vaudour⁽⁴⁾, E. Gonzalez-Sosa⁽⁵⁾

(1) IRSTEA, UMR TETIS, BP 5095, Montpellier, (France), E-mail: maelle.aubert@teledetection.fr.

(2) IRD-CESBIO, 31041 Toulouse, (France)

(3) Noveltis, 31520 Ramonville-Saint Agne, (France)

(4) INRA AgroParisTech UMR10091 EGC, 78850 Thiverval-Grignon, (France)

(5) IRSTEA, UR HHLy, CP 220, F-69336 Lyon, (France) and DEFI-CIAQ, Universidad de Querétaro, CU Cerro de las Campanas. S/N. Centro. 6900 Querétaro, Qro., (Mexico)

ABSTRACT

TerraSAR-X data are processed for an “operational” mapping of bare soils moisture in agricultural areas. Empirical relationships between TerraSAR-X signal and soil moisture were established and validated over different North European agricultural study sites. The results show that the mean error on the soil moisture estimation is less than 4% regardless of the TerraSAR-X configuration (incidence angle, polarization) and the soil surface characteristics (soil surface roughness, soil composition). Furthermore, the potential of TerraSAR-X data (signal, texture features) to discriminate bare soils from other land cover classes in an agricultural watershed was evaluated. The mean signal backscattered from bare soils can be easily differentiated from signals from other land cover classes when the neighboring plots are covered by fully developed crops. This was observed regardless of the TerraSAR-X configuration and the soil moisture conditions. When neighboring plots are covered by early growth crops, a TerraSAR-X image acquired under wet conditions can be useful for discriminating bare soils. Bare soil masks were calculated by object-oriented classifications of mono-configuration TerraSAR-X data. The overall accuracies of the bare soils mapping were higher than 84% for validation based on object and pixel. The bare soils mapping method and the soil moisture relationships were applied to TerraSAR-X images to generate soil moisture maps. The results show that TerraSAR-X sensors provide useful data for monitoring the spatial variations of soil moisture at the within-plot scale. The methods of bare soils moisture mapping developed in this paper can be used in operational applications in agriculture, and hydrology.

Index Terms—SAR, soil moisture, map, X-band, TerraSAR-X, within field plot scale

1. INTRODUCTION

OUR Earth is not the desolate planet depicted in the famous science fiction novel "Dune" [1]; however, its water is a precious and often scarce resource. Soil moisture is the life-giving substance for crop growth and governs the proportion of rainfall that percolates, is lost

to runoff, or evaporates from the land. Soil moisture has also been widely recognized as a key variable of the water cycle in numerous environmental studies focusing on climate change, flood forecasting, crop monitoring, and other applications [2]-[3]. For sustainable development to occur, operational tools for evaluating land management scenarios,

providing sound references for natural resource protection, and targeting land use planning are required. Therefore, it is important to accurately monitor and estimate spatial and temporal variations of soil moisture. Moreover, because essentially bare soils are associated with a considerable risk of runoff and erosion in agricultural areas [4], maintaining soil moisture over bare soil surfaces is especially important.

Active and passive microwave sensors have already shown their potential for use in soil moisture estimations, regardless of the weather conditions, over a vast surface and at regular time intervals. Currently, a variety of sensors with various ranges of spatial resolution are available. Some of these provide estimates of soil moisture at low resolutions that are suitable for regional or global climatic studies (ERS/WSC, ASCAT/METOP, ASMR-E, and SMOS) [5]-[6]-[7]-[8]; others, such as ERS, RADARSAT, ASAR/ENVISAT, PALSAR/ALOS, TerraSAR-X, and Cosmo-SkyMed) provide soil moisture estimations at high spatial resolution (better than 30 m) to provide a diagnosis suited to agricultural watershed areas (e.g., [8]-[9]-[10]-[11]-[12]-[13]). The available sensors suited for agricultural and hydrological studies at fine scale are TerraSAR-X, Cosmo-SkyMed and RADARSAT-2.

It is well known that the SAR (Synthetic Aperture Radar) backscattered signal from bare soils is a function of the sensor configuration, which includes the wavelength, polarization, and incidence angle, as well as the soil surface characteristics such as soil moisture and surface roughness [14]-[15]-[16]-[17]. A major limiting factor in the estimation of bare soil moisture is the separation of the individual scattering effects of soil moisture and surface roughness. Moreover, the estimation of soil moisture is even more complicated in the case of single-configuration SAR observations (one SAR datum and at least two unknowns, such as the soil moisture and surface roughness), leading to an underdetermined problem. Thus, with only one image acquired at one incidence and one polarization, the estimation of bare soil surface moisture requires knowledge of the relationship between the radar signal and the soil moisture regardless of the surface roughness. To overcome the effect of soil roughness on soil moisture estimation processes conducted using only one set of SAR data (one incidence and one polarization), methodologies have been

developed based on empirical relationships or multi-incidence SAR acquisitions.

For retrieving bare soil moisture from single SAR data at C- and L-bands, some approaches based on empirical relationships between radar signal and soil moisture are used without taking the soil roughness into account [18]-[19]-[20]-[15]. These methods are based on linear or logarithmic regressions between in situ soil moisture measurements and radar signals for each SAR configuration (incidence, polarization, and radar wavelength). At C- and L-bands, soil moisture estimation has shown that the coefficients that describe the relationship between the SAR signal and soil moisture may depend on watershed soil surface characteristics such as soil surface roughness and soil composition [10]. In the X-band, investigations with TerraSAR-X data have demonstrated high sensitivity of the radar signal to soil moisture and low sensitivity to agricultural surface roughness [22]. Moreover, the TerraSAR-X signal was not directly sensitive to the soil composition of bare agricultural plots [22]-[23].

To overcome the influence of soil roughness on soil moisture estimation, other methods based on multi-incidence SAR images have been developed. When two images acquired at different incidence angles, one low and one high, are used, it is typically assumed that the soil roughness remains unchanged between the two acquisitions and that the change in backscattered signal is due to a change in soil moisture. Several studies using C-band data have shown that the use of two incidence angles improves soil moisture estimation in comparison with results obtained using only one incidence angle [24]-[25]-[13]. The high temporal repetitiveness of the TerraSAR-X sensor permits the acquisition of image pairs at low and high incidence angles at the same study site within one day. Nevertheless, [26] have demonstrated that the accuracy of soil moisture estimates based on TerraSAR-X data is not improved when two incidence angles (26° - 28° or 50° - 52°) are used instead of one. Thus, TerraSAR-X data at a single incidence angle are sufficient to estimate soil moisture [26].

In the operational process of bare soil moisture mapping, the greatest challenge may be bare soil detection from SAR images. Commonly, bare soil detection is conducted using optical or

in situ data [27]-[10]-[21]. Nevertheless, due to cloud cover, it is sometimes difficult to acquire optical images from dates close to those of the SAR acquisitions, especially during the autumn and winter seasons. Moreover, to reduce the cost of operational soil moisture mapping from SAR images, it would be very useful to extract the bare soils from these same SAR images.

Previous studies have shown that the SAR signal is correlated with the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index); consequently, the SAR signal can be used to detect bare soil from vegetation cover. At the L-band, the signal ratio HV/VV can be used to distinguish bare soils from vegetation cover [28]. Using single SAR images, [15] indicated that the classification of bare surface, short and tall vegetation reached an accuracy of approximately 75% at the C-band (VV-23°) and of approximately 98% at the L-band (HH-35°). However, [29] found that the classification accuracy of bare soil from vegetation cover is approximately 98% in using both C- and L-band data at HV and HH polarizations. Recently, [30] showed that bare soil areas could be distinguished from areas with short and tall vegetation using PALSAR polarimetric data (L-band).

At the X-band, previous studies on sugarcane have shown that X-band signals increase with NDVI [31]. Nevertheless, few studies have used the X-band to distinguish bare soil from other landcover. Preliminary studies have been conducted on the potential of using TerraSAR-X classification to discriminate different types of forests and crops. Using TerraSAR-X time series acquired during the spring and summer, crop types could be classified with an accuracy of 78.5% using VV polarization and with an accuracy of 90.4% using dual polarization (VV, VH) [32]. Reference [33] proposed landcover classification into urban area, agricultural, forest, and open water using single TerraSAR-X data acquired in the summer. The results of that study yielded an overall accuracy of approximately 94% for both HH and VV polarizations (88% with HH alone and 90% for VV alone). HH polarization was slightly better suited to separate forest and urban areas, whereas the use of VV polarization permitted better separation of forest and agricultural lands [33]. Moreover, a variety of studies have shown that the use of both texture and signal data improves the classification accuracy of agricultural cover (crops and forest) because the

information content of an image depends both on each pixel's intensity (signal) and on the spatial arrangement of pixels [34]-[35]-[36]-[16]. Using TerraSAR-X data acquired in the spring, [37] showed that, when Haralick texture and signal are used together, crop type classification can reach an overall accuracy of 95%.

Finally, landcover mapping from SAR images is most appropriately performed using an object-based approach rather than a pixel-based method because the grouping of neighboring pixels into objects based on similar properties results in minimization of the SAR speckle noise. Reference [38] have shown that the optimum scale for mapping agricultural areas is the plot scale because of the inherent plot structure of such areas.

The present study proposes an operational methodology for soil moisture mapping over bare soils that is based only on TerraSAR-X data. This methodology should be reproducible, uses limited number of data, and easy to implement. An empirical soil moisture estimation algorithm will be developed and validated over several agricultural study sites. The potential of TerraSAR-X data for mapping bare soils will also be investigated for different TerraSAR-X configurations, soil moisture conditions, and crop growth stages. Finally, an operational mapping process of soil moisture that proceeds from bare soil detection to soil moisture estimation will be carried out over a TerraSAR-X time series. All processes are based on a single configuration of TerraSAR-X data, thus reducing both processing time and cost. Section 2 provides a description of study sites and available data set. The results are shown in Section 3, and finally, Section 4 presents the main conclusions.

2. MATERIALS AND METHODS

2.1. Study Sites

Six sites were used in this study. These sites are located in contrasting geographic and climatic environments, a feature that allowed us to test the robustness and the transferability of the approaches that were developed (Fig. 1).

- Orgeval watershed: This study site is located to the east of Paris, France (Lat. 48°51'N; Long. 3°07'E). The main land use is arable farming for wheat and maize. The terrain is flat, and the

topsoil composition is predominantly loamy (17% clay, 78% silt, and 5% sand). This soil composition promotes crust development, which increases soil sealing and causes runoff [39]-[40]. The Orgeval watershed has been managed since 1962 as an experimental basin for hydrological research by the National Research Institute of Science and Technology for Environment and Agriculture (IRSTEA).

- Versailles plain: This study site is located in the western Paris suburbs, France (Lat. 48° 51'N; Long. 1° 58'E). Its territory is characterized by a discontinuous urban fabric and intensive development of agricultural activities (mainly wheat, barley and rape). Due to its geographical proximity to the Parisian urban zone, this agricultural territory recycles considerable organic waste into organic amendments for agricultural use. It is flat, and its topsoil composition is predominantly loamy (24% clay, 59% silt, and 17% sand). It is monitored by the National Institute of Agronomical Research (INRA) since 1998 for agronomical and environmental effects of several organic amendments including urban waste composts onto soils.

- Villamblain site: This study site is located southwest of Paris, France (Lat. 48°00'N; Long. 1°34'E). It is characterized by large agricultural fields, and the main crops are wheat and corn. It is flat, and its topsoil composition is loamy (30% clay, 60% silt, and 10% sand).

- Yzeron watershed: This study site is located southwest of Lyon, France (Lat. 45°46'N; Long. 4°39'E). It is a peri-urban watershed that is regularly subjected to flooding downstream. The data were collected in the Mercier sub-catchment. Its land use is dominated by forest, pasture and crops, although a significant part of the catchment is heavily impacted by human activity. The topography is very marked, with slope gradients of over 10%. Its topsoil composition is predominantly sandy loam (13% clay, 20% silt, and 67% sand).

- Thau watershed: This study site is located near Montpellier, France (Lat. 43°26'N; Long. 3°40'E). Its land is primarily used for cereal crops (wheat) and vineyards. The soil composition is predominantly loamy (35% clay, 53% silt, and 12% sand).

- Garon site: This study site is located near Montpellier, France (Lat. 43°45'N; Long. 4°23'E). It is flat and characterized by highly diversified agricultural use (field crops, orchards, vineyards, market gardens, meadows, and fallow land). The soil

composition is predominantly loamy (40% clay, 54% silt, and 6% sand).

2.2. TerraSAR-X Data

Thirty-nine TerraSAR-X images were acquired between 2008 and 2010. The images are acquired in spotlight mode (pixel spacing ~1 m), with incidence angles between 23° and 54° and using HH or VV polarization (Table 1).

TerraSAR-X data were radiometrically calibrated using the following equation (1) [41]:

$$\sigma^{\circ} \text{ (dB)} = 10 \cdot \log_{10} (K_s \cdot DN_i^2 - NEBN) + 10 \cdot \log_{10} (\sin \theta_i) \quad (1)$$

This equation converts the digital number of each pixel (DN_i) into a backscattering coefficient in decibels (σ_i°) that is corrected for sensor noise (NEBN). This calibration process takes into account the radar incidence angle (θ_i) and a calibration constant (K_s) provided in the image data. The images were then georeferenced using aerial orthophotographs (50 cm spatial resolution). The root mean square error of the control points was approximately one pixel (i.e., 1 m). For the Yzeron data, a radiometric terrain correction was performed with the radiometric correction module implemented in the ERDAS Leica geosystem software using a Lidar DEM (2 m spatial resolution). The use of these calibration processes not only permitted multi-temporal analysis of different images of a single study site but also made possible the comparison of radar signals between the different study sites.

Finally, the dataset was divided into four sets, as described below (Table 1):

SMAC (Soil Moisture Algorithm Calibration) was used to define relationships between radar signals and soil moisture (182 plots measured in situ: Orgeval 2008-2009, Versailles, Villamblain);

SMAV (Soil Moisture Algorithm Validation) was used to validate the relationships between radar signals and soil moisture derived from the SMAC dataset and to test the robustness of these relationships (121 plots measured in situ: Yzeron, Thau, Garon, Orgeval 2010);

BSD (Bare Soil Detection) was used to evaluate the potential of TerraSAR-X data for bare soil mapping (Orgeval 2009 and 2010);

BSMOM (Bare Soil Moisture Operational Mapping) was used to test the applicability of the bare soil moisture operational mapping method (48 plots measured in situ: Orgeval 2010).

2.3. Optical Data

Optical data are used both to identify training objects and to validate the accuracy of the TerraSAR-X bare soil mapping approaches (Table 2). In a first step, optical images were calibrated in 'Top Of the Atmosphere' (TOA) reflectance and georeferenced using aerial orthophotographs (50 cm spatial resolution). The NDVI images were then calculated from each image in TOA spectral reflectance. Oriented object classifications were then conducted to obtain landcover maps from each optical image using eCognition software. Segmentation processes were based on the NDVI image because it is the best feature by which to differentiate bare soil from vegetation and because it permits obtaining homogenous objects without jagged boundaries at field scale. Table 3 lists the segmentation parameters that were used. Once each image had been segmented, different rules were used to differentiate bare soil, developed crop, sprouting crop, open water, forest and urban areas. Rules were based on the mean and standard deviation of the NDVI, the mean and standard deviation of the spectral values, and on border features (the ratio between the border lengths of the image object and the smallest enclosing rectangle). Border features were used to differentiate bare and sprouting crops from urban objects; this was possible because the shapes of urban objects are strongly jagged, whereas crops have a compact shape.

The comparison of landcover maps obtained from optical images with in situ observations and expert photo-interpretation showed good agreement. Bare soils are very well identified, but there is sometimes confusion between bare soils and urban areas. Moreover, pixels of images of forests and developed crops are sometimes mixed in the same object during the segmentation process. As a result, after the classification process, some confusion between forest and developed crop areas persisted.

To evaluate the potential of TerraSAR-X data in differentiating bare soils from other landcover classes, the training objects are identified from optical images. From the beginning to the end of each time series (2009 and 2010) the same training objects were used.

For the 2009 BSD TerraSAR-X dataset, training plots are identified from IKONOS and SPOT-5 landcover maps (Fig. 2). Only training plots

classified as bare soil, forest, or developed crop on both IKONOS and SPOT-5 landcover maps were selected. Consequently, possible inaccuracies in the IKONOS and SPOT-5 landcover maps due to classification or segmentation were overcome. In our separability study, urban areas and open waters are not used because they are easily detectable on TerraSAR-X images. Moreover, because sprouting crops and bare plots give similar TerraSAR-X signals, their separation is not possible. Consequently, sprouting crops are not studied.

For the 2010 BSD dataset, only one optical image acquired in May is available on the Orgeval study site, whereas the TerraSAR-X time series was acquired in March (Table 1). Nevertheless, all bare soils and forests in the landcover map of May 2010 were also bare soils and forests in March (TerraSAR-X acquisitions). Of the plots identified as developed crops on the landcover map in May, only the plots with the highest NDVI were assumed to be developed crops in March. These plots were selected as training plots and were used to analyze the potential of the TerraSAR-X data for distinguishing bare soil from the other landcover classes.

Finally, to test the accuracy of the bare soil map obtained from the BSMOM TerraSAR-X dataset (Table 1), a reference bare soil map is created from the RapidEye landcover map (Fig. 8). To accomplish this, each pixel classified as bare soil or sprouting crops in the RapidEye landcover map of May 2010 is classified as bare soil in the bare soil map of validation of March 2010. The fact that sprouting crops in May were bare soils in March is confirmed by the fact that two bare soils measured in situ in March 2010 are classified as sprouting crops in the RapidEye May 2010 landcover map. Moreover, this observation is coherent with the evolution observed in the 2009 TerraSAR-X time series: sprouting crops in the SPOT-5 landcover map were bare soil in the IKONOS landcover map. All other pixels are classified in the 'other' class (Fig. 8).

2.4. Ground Measurements

Simultaneously with TerraSAR-X acquisitions (between 2008 and 2010), ground measurements of soil moisture and surface roughness were obtained on several bare training plots. Gravimetric and TDR (time-domain reflectometry probe) soil moistures

were collected over depths of 0-5 cm at the time of the satellite overpasses. For each training plot, twenty gravimetric samples were taken and 20 to 40 TDR measurements were performed. Gravimetric measurements were converted into volumetric moisture (mv) based on bulk density. The location of each in situ measurement was recorded using a GPS device. The soil moisture of each training plot was assumed to be equal to the mean value estimated from the measurements collected in each training plot. Ground surveys conducted between 2008 and 2010 produced soil moisture values ranging between 5.7% and 40.6% (Table 1).

Soil roughness measurements were also conducted using ten profiles of a 1 m long profilometer with a 2 cm sampling interval. The surface roughness of a given bare soil is defined statistically using the standard deviation of surface height (Hrms) and the correlation length (L). The Hrms values of the plots obtained during the ground surveys varied between 0.4 and 4.6 cm (Table 1). The lowest values (0.4 to 1.5 cm) corresponded to recently sown plots, whereas the highest values (above 1.5 cm) corresponded to winter and recently ploughed plots. The correlation length (L) varied from 1.7 cm in sown plots to 9.3 cm in ploughed plots. Thus, data collected between 2008 and 2010 covered a very wide range of soil surface conditions (dry to wet and smooth to rough).

3. RESULTS

3.1. Sensitivity of TerraSAR-X signals to soil moisture

The SMAC dataset (Table 1) was used to establish empirical relationships between the backscattered signal and the in situ soil moisture. At C- or L-bands, it is commonly assumed that the backscattered signal of bare soils can be formulated as the sum of a function dependent on soil moisture (f) and a function dependent on surface roughness (g) [24]-[13]. Early investigations showed a logarithmic dependence between the radar signal and the soil moisture [42]-[20]. This logarithmic function could be approximated by a linear relationship for moisture contents between 15% and 40% (e.g., [24], [43]). The relationship between the radar signal and the soil surface roughness is exponential [18]-[13]. The backscattered signal (σ°) can be written as (2):

$$\begin{aligned} \sigma^\circ (dB) &= f_{dB}(mv, \theta, pp, k) + g_{dB}(Hrms, \theta, pp, k) \\ &= A \ln(mv) + B e^{-k.Hrms} + C \quad \text{for } mv < 40\% \\ &= A_1 mv + B e^{-k.Hrms} + C_1 \quad \text{for } 15\% < mv < 40\% \end{aligned} \quad (2)$$

where, k is the radar wave number, θ is the radar incidence angle (degree), pp is the polarization and (A, A₁, B, C, C₁) correspond to coefficients that depend on the radar incidence angle, polarization, and radar wave number. In the X-band, for bare agricultural plots, the effect of soil roughness on the TerraSAR-X signal is low and is mainly a function of the moisture content [22].

In the case of single SAR configurations (one incidence and one polarization), the bare agricultural soil moisture estimate requires that the relationship between the backscattered signal and the soil moisture be determined without taking into account the soil roughness (e.g., [18]-[44]). In our study, the SMAC dataset (Table 1) included soil moisture values below and above 15%. Consequently, the backscattered signal was described by a logarithmic function of soil moisture. Thus, the relationship between the SAR signal and soil moisture can be written as follows (3):

$$\sigma^\circ (dB) = A \cdot \ln(mv) + \beta \quad (3)$$

For a given SAR configuration, the sensitivity of the SAR signal to soil moisture (A) is principally controlled by the SAR acquisition configuration (incidence angle, polarization, and radar wavelength). The offset (β) is primarily controlled by incidence angle, polarization and surface roughness ($\beta = B e^{-k.Hrms} + C$). To determine the coefficients A and β , the mean backscattering coefficient calculated for each training plot of the SMAC dataset was plotted as a function of in situ soil moisture regardless of soil roughness. TerraSAR-X data acquired at HH and VV polarizations were plotted together because they are very well correlated [45]-[31]. One graphic was created for each range of incidence angle (25° and 33°, 50° and 54°) (Fig. 3).

Fig. 3 shows that the sensitivity of TerraSAR-X signals to soil moisture is higher for a low incidence angle and low soil moisture than for a high incidence angle and high soil moisture. However, the dependence of the TerraSAR-X signal on soil moisture shows high sensitivities for both low and high incidence angles (0.34 dB/% at 25°-33° and 0.28 dB/% at 50°-54° for moisture contents between 15% and 40%, linear

expression between signal and soil moisture). In conclusion, the estimation of bare soil moisture using mono configuration TerraSAR-X data could be performed with either low (25°-33°) or high (50°-54°) incidence angles, regardless of the polarization (HH or VV). In comparison with C-band studies, the sensitivity of the TerraSAR-X signal to soil moisture appears to be higher in the X-band than in the C-band data, regardless of the incidence angle (e.g., [9]-[10]-[46]). Indeed, the relationship between the radar signal at the C-band and soil moisture varies commonly between 0.15 dB/% and 0.3 dB/% according to the incidence angle and the characteristics of the study sites.

The estimation of soil moisture from TerraSAR-X data is based on the inversion of the relationships established between σ° and mv from the SMAV dataset (3) (Fig. 3). A linear interpolation of the relationships obtained for low (25°-33°) and high (50°-54°) incidence angles was also performed to compute the coefficients of the relationship between σ° and mv for 40° (4). Thus, the soil moisture estimation using single TerraSAR-X configuration can be obtained from the following relationships (4):

$$\begin{aligned} \text{HH and VV at } 25^\circ\text{-}33^\circ \\ mv = e^{[(\sigma^\circ \text{ (dB)} + 33.167) / 8.8054]} \quad (4) \\ \text{HH and VV at } 50^\circ\text{-}54^\circ \\ mv = e^{[(\sigma^\circ \text{ (dB)} + 30.974) / 6.9482]} \\ \text{HH and VV at } 40^\circ \\ mv = e^{[(\sigma^\circ \text{ (dB)} + 32.120) / 7.9190]} \end{aligned}$$

3.2. Validation of relationships between radar signal and soil moisture

The SMAV dataset (Orgeval 2010, Yzeron, Thau, Garon) was used to test the robustness of the relationships between TerraSAR-X signals and soil moisture. In a first step, the mean backscattering coefficient was calculated for each bare training plot of the SMAV dataset. Then, according to the incidence angle of the TerraSAR-X image, the relationship between mv and σ° defined in (4) is used to invert the backscattered signal into soil moisture. The inversion procedure was performed using TerraSAR-X data acquired at HH23°-25°, VV26°-35°, VV52°, and VV-41° (Table 1). The TerraSAR-X soil moisture estimates were compared to the in situ soil moisture measurements. The comparisons showed good agreement between the estimated and measured

soil moistures (Table 4 and Fig. 4).

The soil moisture was estimated with a Root Mean Square Error (RMSE) of 3.8% (bias = 0.7%) when all of the site-by-site data were pooled. Moreover, the TerraSAR-X soil moisture estimation accuracy is of the same order at low and at high incidence angles (RMSE = 3.7% for HH and VV polarizations and incidence angles between 23° and 35°, 2.5% for VV-41°, and 4.5% for HH and VV49°-52°). The accuracy of the soil moisture estimates derived from TerraSAR-X data is of the same order for sandy loam (Yzeron) and for loamy soil compositions (Orgeval, Thau, and Garon) (Table 4). In summary, the results show that relationship between the TerraSAR-X signal and soil moisture is robust regardless of the study site and the TerraSAR-X configuration. High and low incidence angles (23° to 52°) both give satisfactory performance (RMSE < 4%).

3.3. Potential of TerraSAR-X data for bare soil detection

For soil moisture mapping from SAR images over bare agricultural areas, it is essential that the bare soil map be available. Commonly, the bare soil map is obtained by classifying optical images (e.g., [26]-[10]-[21]). Nevertheless, due to bad weather conditions during the autumn and winter, it is sometimes difficult to acquire optical images from dates close to those of the SAR acquisitions. Moreover, it would be operationally very useful to extract the bare soils from these same SAR images. Thus, it is important to be able to create bare soil maps without optical data and from the primary TerraSAR-X data of the time series.

The potential of TerraSAR-X data to differentiate bare soil from other landcover classes was evaluated using the BSD dataset acquired over the Orgeval study site in 2009 and 2010 (Table 1). This analysis allows us to determine the best SAR configuration (incidence angle) and the optimal soil moisture conditions for bare soil mapping from TerraSAR-X data. Training objects with their landcover class identified from optical landcover maps allow us to validate the potential of TerraSAR-X data for use in differentiating bare soil from other landcover classes such as forest areas and crops.

3.3.1. Effect of TerraSAR-X configurations and soil moisture conditions

The objective of this study is to determine the best TerraSAR-X incidence angle and the optimal soil moisture condition to differentiate bare soil from forest and crops. For each TerraSAR-X image, the mean and the standard deviation of the TerraSAR-X signal is calculated for each landcover class using all training plots of each class. The signal of each landcover class is then analyzed with respect to soil moisture conditions for two incidence angles: low (25°) and high (50°) (Fig. 5). Because HH and VV are strongly correlated in the X-band for vegetation cover [31]-[47], HH and VV polarization are analyzed together. Reference [31] observed that, for bare soils and crops, the HH response in the X-band is slightly higher than that of the VV response (less than 1 dB).

As shown, the backscattered signal of bare soils follows the behavior of the soil moisture regardless of the TerraSAR-X acquisition parameters (i.e., incidence angle) (Fig. 5). For example, the signal of bare soils for HH- 25° decreases by 6.8 dB between March 26 and April 17, 2009 for a decrease of soil moisture of 13.1%.

In the two BSD TerraSAR-X time series (2009, 2010), the forest signal at HH polarization is almost constant (± 1 dB) for each incidence angle (25° and 50°) regardless of the soil moisture content (Fig. 5). This is due to the low penetration depth of the X-band in the forest cover (almost zero). The standard deviation of the backscattered signal from forest is constant and below 1 dB whatever the TerraSAR-X configuration (incidence angle, polarization). At the beginning of crop growth (approximately April 17, 2009), the TerraSAR-X signal backscattered from crops (mainly winter wheat) is dominated by direct backscatter from the soil. Indeed, the TerraSAR-X signal follows the in situ soil moisture variation regardless of the incidence angle (25° and 50°) (Fig. 5). This result confirms the results of previous studies in which it was demonstrated that the TerraSAR-X signal can penetrate the vegetation cover at the early crop stage [31]. Indeed, between March and April 2009, the measured wheat height over the Orgeval study site varies between 10 and 20 cm. Moreover, the wide TerraSAR-X time series of 2009 at the incidence angle of 25° allows us to observe the multitemporal

backscattered signal behavior of wheat crops. After April 17, 2009, the direct soil contribution is attenuated by the presence of stems. The backscattered signal obtained on April 28, 2009 is dominated by direct scatter from the leaves and stems; later, on May 11, 2009, it is strongly affected by scatter from the ears. The contribution of the stems is also important in the final growth phase. This result is in agreement with the results of many other studies [48]-[47]. Regardless of the incidence angle, the standard deviation of the backscattered signal from the crops is approximately 1.5 dB during the early season. For developed crops from April 27 to May 11, 2009, the standard deviation is approximately 2.5 dB at 25° and 3.6 dB at 50° .

In conclusion, at the early crop growth stage, although the signal from crops is slightly attenuated by the vegetation cover, the total backscattered signal is dominated by the direct soil backscatter (i.e., by soil moisture). The signal difference between bare soil and crops is slightly greater at 25° than at the 50° incidence angle. Moreover, this difference is greater at high (>25%) than at low soil moistures. The signal difference between bare soils and crops increases with crop growth, and this difference becomes important under all soil moisture conditions when crops are developed. The signal difference between bare soils and forest is important for TerraSAR-X data acquired at wet (25-30%) and dry (<10-15%) soil moisture conditions regardless of the TerraSAR-X incidence angle. For a soil moisture content of approximately 15%, forests and bare soils have similar TerraSAR-X signals at 25° and 50° incidence angles. Indeed, the forest signal is almost constant at these two angles, and its value is of the same order as the signal value obtained from bare soils with a moisture content of approximately 15-20%.

3.3.2. Separability between landcover classes

Previous studies have shown that the use of both SAR signals and textural features improves the SAR classification of different types of crops [37] or forests [33]-[16]. To test the potential of textural features in differentiating bare soils from forests and crops, 64 textural features are calculated in addition to the SAR signal (mean and standard deviation computed at plot scale); these include the 4 textural features described by [49] (computed from windows 7×7 pixels in size and averaged at plot scale) and the 12 textural features defined by

[50] and computed for 5 directions (all directions, 0°, 45°, 90°, and 135°) (Table 5).

Textural and signal features are computed for each training object (Table 4) and each TerraSAR-X image of the BSD dataset (Table 1).

To reflect the overall classification accuracy that will be attained in using a feature to differentiate bare soil from crops or forest, the Jeffries-Matusita distance is used. Indeed, the Jeffries-Matusita distance measures the separability between two classes on a scale of 0 to 2, as described by the following equation (5):

$$J = 2(1 - e^{-B}) \quad (5)$$

where B is the Bhattacharyya distance [48].

Total separability between two classes in using a given feature is indicated by $J \sim 2$ (no misclassifications). The lower the J value, the poorer the separability and the higher the number of misclassified objects [52]. Thus, a minimum Jeffries-Matusita distance between two classes of approximately 1.5 is suitable to yield a limited number of misclassified objects [53].

Fig. 6 shows the separability (mean and standard deviation) for each signal feature and for each Irons & Petersen textural feature.

a) Separability between bare soils and forests

At an incidence angle of 25°, the minimum Euclidian distance and variance of bare soils and forests show separabilities of greater than 1.5 under all soil moisture conditions (Fig. 6a). Moreover, when using the mean signal, the separability between bare soils and forests is above 1.5 ($J > 1.5$) only for soil moistures above 25% (March 17 and 26, 2009; May 11, 2009; March 2 and 4, 2010). At an incidence angle of 50°, the separability between bare soils and forests increases between March 18 and April 27, 2009 when using the signal standard deviation (leaves development) (Fig. 6a). Moreover, the standard deviation is greater than 1.5 for all images. The results also show that the mean signal provides high separability between bare soils and forests for soil moistures above 35% and below 15-20%. The textural features of bare soils and forests have lower separability than their signal features. The Haralick textural features are above 1.5 only after April 20, 2009 (developed leaves) regardless of the incidence angle. The best features are GLCM correlation 0°, GLDV entropy 45°, and GLDV contrast in all directions.

b) Separability between bare soils and crops

At early crop growth stages (before April 17, 2009 and during the 2010 time series), the separability between bare soils and crops is greater when using the mean signal than when using the signal standard deviation or textural features, regardless of the TerraSAR-X configuration (incidence angle) or soil moisture conditions (Fig. 6b). For March 12 and 13, 2010, all features are very low (close to zero) (Fig. 6b). The maximum separability between bare soils and crops (1.2-1.4) is observed when using the mean signal for soil moisture conditions above 35% at 50° incidence angle (March 1, 2010) or for soil moisture contents above 22% at 25° incidence angle (March 26 and April 8, 2009; March 2, 2010). For incidence angles of 25° and 50°, the separability between bare soils and crops obtained using the mean signal decreases with decreased soil moisture (for example, between April 8 and 17, 2009 at 25° and between March 25 and April 9, 2009 at 50°). The presence of slaking crust on March 17 and 18, 2009, which generates signal variations at the bare plot scale due to soil moisture variation, results in a decrease of the separability between bare soils and crops.

The separability between bare soils and crops increases with the development of crops at incidence angles of both 25° and 50°. When using the mean signal feature, the separability between bare soils and crops is greater than 1.5 (April 20, 27, and 28 and May 11, 2009) regardless of the soil moisture conditions. The best feature is the mean signal, but the minimum Euclidian distance and the variance give also good separabilities ($J > 1.5$). When Haralick textural features are used, the separability between bare soils and crops is greater than 1.5 only when the crops are well developed. At both 25° and 50° incidence angles, the best features are GLCM contrast, GLCM dissimilarity, GLCM second moment, GLCM entropy, GLDV contrast, and GLDV mean (all directions). Finally, the separability between bare soils and crops is not influenced by the computation angle (0°, 45°, 90°, 135°) (similar separability as with features all directions) when using Haralick texture.

In conclusion, bare soils and forests could be differentiated from TerraSAR-X data at 25° incidence angle regardless of the soil moisture conditions by using the minimum Euclidian distance or the variance. At a 50° incidence angle, the signal standard deviation is the best

feature to use whatever the soil moisture conditions. To obtain a limited number of misclassified objects between bare soils and crops at early crop stages, the mean signal of TerraSAR-X data acquired in high soil moisture conditions (approximately 35%) is required. Moreover, the separability between bare soils and developed crops obtained by using the mean signal feature is the highest regardless of the soil moisture conditions. Thus, although textural features have previously been shown to improve the SAR classification (X-band) of different crop types when crops are well developed [37], their potential to improve the discrimination of bare soils from crops appears limited. Moreover, the separability between bare soils and other landcover (forests and crops) does not improve the discrimination when two incidence angles are used instead of one.

4. OPERATIONAL TERRASAR-X SOIL MOISTURE MAPPING

The BSMOM dataset is used to test the applicability of a bare soil moisture mapping method (Table 1). This dataset permits monitoring of the temporal variations of soil moisture during a winter drying period of 13 days. It also permits the observation of the spatial variations of soil moisture both at the 'within-plot' and watershed scales.

4.1. Bare soil mapping

The first step in bare soil moisture mapping is to identify bare soils from the other landcover classes. Thus, the bare soil map should be obtained as soon as the beginning of the TerraSAR-X time series. Because the BSMOM TerraSAR-X dataset is acquired during early crop growth (March, 2010), bare soils mapping requires TerraSAR-X data acquired in wet soil moisture conditions, as demonstrated previously. Thus, a bare soils map is created from the first TerraSAR-X image (March 1, 2010; HH-50°) of the BSMOM dataset. Moreover, the soil moisture, which is approximately 36% at this stage, is optimal for differentiating bare soils from other landcover classes. An object-oriented approach based on segmentation and supervised classification is used to map bare soils based on the TerraSAR-X data of March 1, 2010.

4.1.1. Segmentation of TerraSAR-X image

Different combinations of features have been tested to segment the TerraSAR-X image. To obtain the best bare soils object boundaries, the segmentation of the March 1, 2010 image is based on signal (backscattering coefficient) and minimum Euclidian distance. Indeed, for this TerraSAR-X acquisition, these two features are optimal to differentiate bare soils from forest and crops (Fig. 7). Because the signal has a greater separability value than the minimum Euclidian distance, a higher weight is assigned to the signal layer in the segmentation process. To improve the segmentation, the signal is filtered three times by a 7x7 Lee filter [54]-[55]-[56].

The visual evaluation of the segmentation quality of March 1, 2010 shows homogeneous and representative objects (Fig. 7). Compared to the results of optical segmentation, the TerraSAR-X segmentation results showed more ragged delineated segments. Well contrasted boundaries between landcover classes are correctly shaped by the segmentation, but the areas with low contrast are inaccurately shaped by the segmentation.

4.1.2. Bare soil detection using TerraSAR-X images

After segmentation, a supervised classification of each object is conducted to obtain a bare soils map for the BSMOM dataset. Several training objects representing bare soils, forests and crops are selected, and their signal values are computed. The backscattering coefficient feature is chosen because, as demonstrated previously, it is the best feature to use to differentiate bare soils from forests and crops. The optimal thresholds for differentiating bare soils from forests and crops are determined using the SEaTH approach developed by [52]. SEaTH calculates the SEparability and the corresponding THresholds of object classes for any number of given features on the basis of a statistical approach.

The results show that bare soils are distinguished from forest by the condition $\sigma_{\text{March 1, 2010}}^{\circ} \geq -10.8$ dB and from crops by the condition $\sigma_{\text{March 1, 2010}}^{\circ} \geq -8.8$ dB. Thus, bare soils can be distinguished from other landcover classes based on the condition $\sigma_{\text{March 1, 2010}}^{\circ} \geq -9$ dB. Above this threshold, all objects are classified as "bare soils"; below this threshold, all objects are classified as "other".

The validation of the March 1, 2010 bare soils

map is performed in comparison to the reference bare soils map created from the RapidEye landcover map (Fig. 8). Both pixel and object-based confusion matrices are performed because these two methods do not lead to the same measure of accuracy. A pixel-based confusion matrix evaluates the global accuracy (influenced by boundary errors), whereas an object-based confusion matrix measures the thematic accuracy and is only influenced by labeling error [57]. The pixel-based confusion matrix shows an overall accuracy of 84.6% and a kappa value of 0.65, and the object-based confusion matrix shows an overall accuracy of 92.2% and a kappa value of 0.83 (Table 6). Thus, the bare soils map obtained using only a single configuration (HH-50°) of TerraSAR-X has a good level of accuracy regardless of the confusion matrix sampling approach. The comparison made here between pixel- and object-based accuracies emphasizes the problem of ragged plot boundaries in the results obtained using the TerraSAR-X segmentation process.

Commission errors are imputed mainly to crop growth between the acquisition dates of RapidEye (May 26) and the TerraSAR-X image (March 1). Indeed, sprouting crops in March become developed crops in May. Because sprouting crops and bare soils cannot be differentiated using TerraSAR-X signals, sprouting crops are classified as bare soils in the TerraSAR-X bare soils map (March 1). Consequently, some objects classified as crops in the RapidEye reference map were sprouting crops in March and were classified as bare soils in the TerraSAR-X classification.

An unsupervised object classification (Isodata: 3 classes and 6 iterations) based on the TerraSAR-X segmentation and a supervised object classification using digitalized object boundaries were also evaluated and compared to the previously described classifications (TerraSAR-X segmentation and supervised classification). Although the overall object-based accuracies are similar (between 92% and 94%) (Table 7), the overall pixel-based accuracy of the supervised classification using digitalized object boundaries is considerably higher (94%) than that of other methods of classification using TerraSAR-X segmentation (85%) (Table 7). Indeed, digitalized object boundaries overcome the error of segmentation (no ragged boundaries); consequently, there are no misclassifications of the boundary pixels.

Moreover, only a short processing time is needed for unsupervised classification. Thus, unsupervised object classification could be sufficient to detect bare soils with good accuracy in an operational process of soil moisture estimation.

4.2. Bare soil moisture mapping

For each TerraSAR-X image of the BSMOM dataset (Table 1), the mean backscattering coefficient is calculated for each bare soil object detected on the March 1, 2010 TerraSAR-X image. The same bare soils map is used throughout the TerraSAR-X time series because the BSMOM dataset covers a short winter time period (13 days) during which the landcover change is assumed to be negligible. A window size of 7x7 pixels was used to compute the backscattering coefficient from the acquired TerraSAR-X images. Indeed, this window size results in reduction of speckle noise and retains the high resolution of TerraSAR-X data necessary to observe 'within-plot' soil moisture variations [22]. Subsequently, for each TerraSAR-X image, the relationship σ° dB (mv) corresponding to the same radar configuration (incidence) was used to invert the backscattered signal into soil moisture. A flowchart depicting the bare soil moisture mapping method is presented in Fig. 9.

Fig. 10 shows the results of bare soils moisture mapping of the BSMOM dataset; this data allows the investigator to monitor the temporal variations in soil moisture during a winter drying period of 13 days. At the beginning of the TerraSAR-X time series acquired in 2010, the average estimate of soil moisture on the watershed is approximately 36% (standard deviation = 11.1%) for March 1, 2010 (Fig. 10, and Table 8). The mean soil moisture then decreases to 27.8% on March 4, in accordance with the lack of precipitation and an air temperature between 0°C and 10.6° C (Table 8).

On March 5, the moisture content estimate for the watershed is approximately 17.7%. The marked decrease in soil moisture that occurs between March 4 and March 5 (-10% in only one day) is not in accordance with the decrease shown by in situ measurements (-1.2%). Indeed, the TerraSAR-X image was acquired at 05h52 (UTC) at a minimal air temperature of approximately -2.5°C. The low ambient temperature resulted in the freezing of a portion of the liquid water in the soil and caused a

significant decrease in the microwave signal due to the difference in the dielectric properties of liquid and solid water [58]. Thus, the low backscattered signal on March 5 produced a lower soil moisture estimate because the soil content of liquid water is small (ice crystals are present in the pores of the soil). Thus, the relationship between the radar signal and the soil moisture developed in this paper is not applicable in cases of frozen soils. In the C-band, a decrease of -3 dB to -5 dB in the backscattered signal has already been observed for freezing soil [59]-[60]-[61].

The lack of precipitation between March 5 and March 10 explains the decrease in in situ soil moisture measurements on March 10 (20% vs. 30.4% on March 5). The estimated moisture content estimated from TerraSAR-X images also decreases between March 5 and March 10 (12.2% on March 10 vs. 17.7% on March 5). Nevertheless, the soil moisture estimate obtained using TerraSAR-X images is underestimated, and the decrease in soil moisture is less (~ -5.5%) than that observed in situ (~ -10.4%). This difference can be explained by the frozen condition of the soil (the minimum air temperature between March 5 and March 10 was approximately -3°C, and the images were acquired during the early morning). This is an important consideration when the imaged soil is frozen because the TerraSAR-X signal is only sensitive to liquid water, whereas gravimetric measurements integrate all water content.

Between March 10 and March 12, the minimal air temperature remained around -3°C. In situ measurements show a slight decrease in soil moisture between March 10 and 12 (20% and 18%, respectively), whereas the estimated soil moisture increases slightly between these two dates (12.2% and 14.7%, respectively). The observed increase in soil moisture in the absence of rain is explained by the effect of frozen soil on the SAR signal. Indeed, on March 10, the TerraSAR-X signal, which was acquired at 06h47 UTC, measures only the liquid water, whereas on March 12 the TerraSAR-X signal acquired at 17h43 UTC measures both the soil liquid water of March 10 and the portion of the total water that thawed during the day on March 12. Thus, the amount of liquid water in the soil is greater on March 12 than on March 10, and the TerraSAR-X sensor measures an increase in soil moisture despite the fact that the

gravimetric measurements show a decrease in soil moisture due to lack of precipitation and soil drying.

In a similar manner, the soil moisture estimated using the TerraSAR-X data increases from 14.7% to 17.5% between March 12 and 13, whereas the soil moisture measured in situ remains constant (~18.5%). The increase in the soil moisture estimate is consistent with the thawing of the soil; such thawing engenders a decrease in the amount of ice crystals in the macroporosity and an increase in the amount of liquid water in the soil (the radar image was acquired at 17h26 UTC at an air temperature above 0°C).

The presence of slaking crust on some bare soil plots leads to within-plot variations in the soil moisture on March 4, 12 and 13 (Fig. 10). Reference [22] have shown, using data obtained in winter 2009, that the soils on this watershed consist of two loamy soils, one of which is sensitive to slaking crust formation on the topsoil layer (16% clay, 78% silt, and 6% sand) and one that is without slaking crust (24% clay, 71% silt, and 5% sand). Their results show that crusted soils (CS) have greater soil moisture than soils without crusts (SWC). Indeed, slaking crusts are resistant to water infiltration and favor hydric inertia; consequently, soil moisture content is retained longer in soils covered by crusts than in soils without crusts [22].

At the beginning of the TerraSAR-X time series (March 1 and 2), there was no difference in the soil moisture estimates for CS and SWC soils (below 1.5%). The in situ difference in soil moisture between the two types of soil was of the same order of magnitude (below 4%) in comparison to the TerraSAR-X radiometric precision (1dB). For these dates, no variation in soil moisture was observed within the plots because the previous rainy events (19.4 mm between February 25 and March 1) balanced the difference in soil moisture between the two soil structures. Slight variations in soil moisture within plots are detected on March 4 (difference in soil moistures approximately 3.7% between CS and SWC) (Fig. 10). Indeed, during the dry period that occurred between March 2 and 4, the soil moisture of CS remains constant because the crust of this soil limits water evaporation; during the same period, the soil moisture of SWC decreases due to evaporation. Consequently, the difference in soil moisture

between the two soils structure increases (7.8%).

On March 5 and 10 (data acquired approximately 6 h UTC), no difference in the soil moisture estimates for CS and SWC obtained using TerraSAR-X was observed (below 1%), whereas the gravimetric measurements show a difference in soil moisture greater than 10%. Because the soils were frozen on these two acquisition dates, the difference in the moisture content estimates of the two soils is likely due to the slight difference in liquid water content of CS and SWC, whereas the gravimetric measurements represent the total water content (solid and liquid) of the two soils.

On March 12 and 13 (acquired approximately 17h30 UTC), within-plot variations in soil moisture are clearly discernible on the TerraSAR-X bare soils moisture maps. Indeed, on March 12, the two soil structures have begun to thaw, and the difference in the soil moisture estimates between CS and SWC (9.7%) are in accordance with those measured in situ (12.5%) (Fig. 10). Nevertheless, the CSs with high soil moisture cover a greater area on March 13 than on March 12 because some areas of CS are still frozen on March 12 but have thawed on March 13. The CS areas that thawed later show an increase in soil moisture of about +7% between March 12 and 13 (without rainy events), whereas the other areas have constant soil moisture (only +1.3% between March 12 and 13). Thus, slaking crust slows the thawing of soil because the crust on the topsoil layer limits heat exchange between the soil and the atmosphere (i.e., it limits soil warming).

Finally, some plots do not show soil moisture variations at the within-plot level on the March 12 and 13 images. These plots correspond to recently ploughed plots. Indeed, because tillage operations destroyed the soil crust, no variation in soil moisture, either measured or estimated, was observed within these plots.

To conclude, the bare soils moisture map time series of 2010 clearly illustrates the difference in hydric processes between crusted (CS) and non-crusted (SWC) soils under the conditions of a winter dry period (March 1 to 13, 2010). In cases where freezing occurred, no difference in soil moisture estimates made using TerraSAR-X data was observed between the two soil

structures. In cases in which thawing occurs, the crusted soils are less sensitive to thawing than the soils without crust. Thus, CS required more time than SWC to thaw fully. Moreover, bare soils moisture maps that show within-plot variations in soil moisture can be used to derive other products, such as slaking crust extent maps or recently ploughed plots maps.

5. CONCLUSIONS AND PERSPECTIVES

This study proposes a methodology to exploit TerraSAR-X images in an operational process of bare soils moisture mapping. The mapping process uses only mono-configuration TerraSAR-X data (incidence angle, polarization) both for bare soils detection and for the estimation of soil moisture content.

The empirical relationships between the bare soils moisture content and the TerraSAR-X signal acquired at different SAR configurations were first developed using a training database of 182 bare plots. The validation of these relationships was performed using a second database acquired over four study sites (121 plots). The results show that, regardless of the TerraSAR-X configuration and the soil surface conditions (roughness and soil composition), the Root Mean Square Error of the soil moisture estimate is less than 4%. Thus, TerraSAR-X sensor data can be used to develop soil moisture operational products over an extremely wide range of agricultural soil surface conditions for soil compositions ranging from loamy to sandy clay, for soils with or without slaking crust, and for soils with surface roughness ranging from that present at sowing (smooth) to that present during winter plowing (rough).

In this work, the differentiation of bare soils from other landcover classes was analyzed using the TerraSAR-X mean signal (backscattering coefficient) and the same textural features that are often used in SAR studies to improve discrimination between landcover classes. The results show that the potential of TerraSAR-X data to differentiate bare soils from other classes is influenced mainly by crop growth and the soil moisture conditions regardless of the TerraSAR-X incidence angle. Indeed, when crops are fully developed, it is always possible to detect bare soils from crops, regardless of the soil moisture content, and the mean signal provides better separability than the textural features. Nevertheless, at early crop growth stages, bare soils detection can only be performed using the

mean signal acquired under wet conditions. The process of retrieving bare soils moisture from TerraSAR-X data has been applied using a time series acquired at an early crop stage (winter). In this study, bare soils mapping was conducted without optical data and using only the first TerraSAR-X data of the time series. An object-based classification was used to create the bare soils map. In the segmentation process using the TerraSAR-X image, the bare object boundaries were well defined by the minimum Euclidian distance and mean signal features. Supervised and unsupervised classifications using only the mean signal of segmented objects provides bare soils maps with overall accuracies based on objects of approximately 92%. The overall accuracies of bare soils maps of the same areas based on pixels decreased to 84% because of misclassified pixels present in the ragged object boundaries created by the TerraSAR-X segmentation. The overall accuracy based on pixels can be improved by using digitalized plot boundaries instead of TerraSAR-X segmentation (94%). The estimation of soil moisture was performed on each image of the TerraSAR-X time series using the bare soil map and the relationships developed previously; the results showed that TerraSAR-X sensor data can be used to accurately estimate soil moisture and to monitor soil moisture variations at the within-plot scale. The proposed methodology can provide the bare soils hydric state of a specified agricultural area with a short processing time of a few hours after image reception. Moreover, TerraSAR-X bare soil moisture maps could be used to derive other useful products for environmental studies, such as slaking crust maps (erosion and agriculture) and soil freezing maps (climate change studies). Finally, the high periodicity of the TerraSAR-X sensor (~1 day) permits acquiring soil moisture maps at time scales suitable for hydrologic process monitoring. Future work will address the use of the TerraSAR-X soil moisture maps described here as input for the development of hydrological models.

ACKNOWLEDGMENT

The authors wish to thank AWAN (J. Slevin), the staff of IRSTEA (P. Ansart, I. Braud, C. Loumagne, C. Mastachi-Loza, R. Meloni, G. Tallec) and that of INRA/AgroParisTech (J.M. Gilliot, N. Saint-Geours, A. de Junet) for their knowledge and help during the field studies.

This work was supported in part by the CNES (French Space Agency) and Noveltis. We extend our thanks to DLR (the German Space Agency) for providing the TerraSAR-X

images used in this study (proposal HYD0007). The Yzeron data were acquired thanks to funds from the French Agence Nationale de la Recherche (ANR) under contract n° ANR-07-VULN-01.

REFERENCES

- [1] F. Herbert, "Dune", ed. Robert Laffont, coll. Pocket science-fiction, 1965 (ISBN 2-226-11403-4).
- [2] J.P. Walker, "Estimating soil moisture profile dynamics from near-surface soil moisture measurements and standard meteorological data" PhD of the University of Newcastle, 1999.
- [3] Q. Wu, M. Wang, "A framework for risk assessment on soil erosion by water using an integrated and systematic approach", *Journal of Hydrology*, 337(1-2), 2007, pp.11-21.
- [4] O. Cerdan, J. Poesen, G. Govers, N. Saby, Y. Le Bissonnais, A. Gobin, A. Vacca, J. Quinton, K. Auerswald, A. Klik, F.J.P.M. Kwaad, M.J. Roxo, "Sheet and rill erosion rates in Europe. In Soil Erosion in Europe", chap. 38, 2006, pp.501-513.
- [5] Y.H. Kerr, P. Waldteufel, J.P. Wigneron, J. Martinuzzi, J. Font, M. Berger, M., "Soil moisture retrieval from space: the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8), 2001, pp.1729-1735.
- [6] W. Wagner, G. Lemoine, H. Rott, "A Method for Estimating Soil Moisture from ERS Scatterometer and Soil Data", *Remote Sensing of Environment*, 70(2), 1999, pp.191-207.
- [7] Z. Bartalis, W. Wagner, V. Naeimi, S. Hasenauer, K. Scipal, H. Bonekamp, J. Figa, C. Anderson, "Initial soil moisture retrievals from the METOP-A Advanced Scatterometer (ASCAT)", *Geophysical Research Letters*, 34(20), 2007, p.L20401.
- [8] X. Zhang; J. Zhao; Q. Sun; X. Wang; Y. Guo; J. Li, "Soil Moisture Retrieval From AMSR-E Data in Xinjiang (China): Models and Validation", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(1), 2011, pp. 117 - 127.
- [9] N. Baghdadi, O. Cerdan, M. Zribi, V. Auzet, F. Darboux, M. El Hajj, "Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics in agricultural environments: application to hydrological and erosion modelling", *Hydrological Processes*, 22(1), 2008, pp.9-20.
- [10] S. Le Hegarat-Masclé, M. Zribi, F. Alem, A. Weisse, C. Loumagne, "Soil moisture estimation from ERS/SAR data: toward an operational methodology", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(12), 2002, pp.2647- 2658.
- [11] A. Balenzano, F. Mattia, G. Satalino, M.W.J. Davidson, "Dense Temporal Series of C- and L-band SAR Data for Soil Moisture Retrieval Over Agricultural Crops", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4 (2), 2011, pp. 439 – 450.
- [12] A., Merzouki, H. McNairn, A. Pacheco, "Mapping Soil Moisture Using RADARSAT-2 Data and Local Autocorrelation Statistics", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(1), 2011 , pp. 128 – 137.
- [13] M. Zribi, M. Dechambre, "A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data", *Remote Sensing of Environment*, 84(1), 2002, pp.42-52.
- [14] B.W Barrett, E. Dwyer, P. Whelan, "Soil moisture retrieval from active spaceborne microwave observations:

- An evaluation of current techniques", *Remote Sensing*, 1(3), 2009, pp.210-242.
- [15] **M.C. Dobson, F.T. Ulaby, L.E. Pierce**, "Land-cover classification and estimation of terrain attributes using synthetic aperture radar", *Remote Sensing of Environment*, 51(1), 1995, pp.199-214.
- [16] **F.T. Ulaby, F. Kouyate, B. Brisco, T.H.L. Williams**, "Textural Information in SAR Images", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24(2), 1986, pp.235-245.
- [17] **A.K. Fung**, "Microwave Scattering and Emission Models and their Applications", *Artech House*, Norwood, Massachusetts, 1994, 573 p.
- [18] **N. Baghdadi, M. Aubert, O. Cerdan, L. Franchistéguy, C. Viel, E. Martin**, "Operational Mapping of Soil Moisture Using Synthetic Aperture Radar Data: Application to the Touch Basin (France)", *Sensors*, 7(10), 2007, pp.2458-2483.
- [19] **Y. Oh, K. Sarabandi, F.Y. Ulaby**, "An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 1992, pp.370-381.
- [20] **F.T. Ulaby, P.P. Batlivala, M.C. Dobson**, "Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part I-Bare Soil", *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 16(4), 1978, pp.286-295.
- [21] **M. Zribi, A. Chahbi, M. Shabou, Z. Lili-Chabaane, B. Duchemin, N. Baghdadi, R. Amri, A. Chehbouni**, "Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation", *Hydrology Earth System Science*, 15(1), 2011, pp.345-358.
- [22] **M. Aubert, N. Baghdadi, M. Zribi, A. Douaoui, C. Loumagne, F. Baup, M. El Hajj, and S. Garrigues**, "Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust", *Remote Sensing of Environment*, 115, 2011, pp.1801-1810.
- [23] **R. Prakash, D. Singh, N.P. Pathak**, "Microwave specular scattering response of soil texture at X-band", *Advances in Space Research*, 44(7), 2009, pp.801-814.
- [24] **N. Baghdadi, N. Holah, M. Zribi**, "Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR data", *International Journal of Remote Sensing*, 27(10), 2006, pp.1907-1920.
- [25] **H.S. Srivastava, P. Patel, M.L. Manchanda, S. Adiga**, "Use of multiincidence angle RADARSAT-1 SAR data to incorporate the effect of surface roughness in soil moisture estimation", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(7), 2003, pp.1638-1640.
- [26] **N. Baghdadi, M. Aubert, M. Zribi**, "Use of TerraSAR-X Data to Retrieve Soil Moisture Over Bare Soil Agricultural Fields", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, PP(99), 2011, pp.1-5.
- [27] **N. Baghdadi, P. Camus, N. Beaugendre, O.M. Issa, M. Zribi, J.F. Desprats, J.L. Rajot, C. Abdallah, C. Sannier**, "Estimating Surface Soil Moisture from TerraSAR-X Data over Two Small Catchments in the Sahelian Part of Western Niger", *Remote Sensing*, 3, 2011b, pp.1266-1283.
- [28] **P.C., Dubois, J. Van Zyl, T. Engman**, "Measuring soil moisture with imaging radars", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4), 1995, pp.915-926.
- [29] **F.T., Ulaby, P.C. Dubois, J. Van Zyl**, "Radar mapping of surface soil moisture", *Journal of Hydrology*, 184 (1-2), 1996, pp: 57-84.
- [30] **R. Prakash, D. Singh, N.P. Pathak**, "A Fusion approach to retrieve soil moisture with SAR and optical data", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, PP (99), 2011, pp.1-11.
- [31] **N. Baghdadi, R. Cresson, P. Todoroff, S. Moinet**, "Multitemporal Observations of Sugarcane by TerraSAR-X Images", *Sensors*, 10(10), 2010, pp.8899-8919.
- [32] **M. Mroz, M. Mleczo**, "Potential of TerraSAR-X data in early and rapid agricultural crops mapping. TerraSAR-X", *Science team Meeting, DLR, Oberpfaffenhofen conference*, 2008.
- [33] **J. Breidenbach, S.M. Ortiz, M. Reich**, "Forest monitoring with TerraSAR-X: first results", *European Journal of Forest Research*, 129(5), 2010, pp.813-823.
- [34] **H. Anys, & H. Dong-Chen**, "Evaluation of textural and multipolarization radar features for crop classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(5), 1995, pp.1170-1181.
- [35] **T. Kurosu, S. Uratsuka, H. Maeno, T. Kozu**, "Texture statistics for classification of land use with multitemporal JERS-1 SAR single-look imagery", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1), 1999, pp.227-235.
- [36] **J.V. Soares, C.D. Rennó, A.R. Formaggio, C. da Costa Freitas Yanasse, A.C. Frery**, "An investigation of the selection of texture features for crop discrimination using SAR imagery", *Remote Sensing of Environment*, 59(2), 1997, pp.234-247.
- [37] **A. Mahmoud, S. Elbially, B. Pradhan, M. Buchroithner**, "Field-based landcover classification using TerraSAR-X texture analysis", *Advances in Space Research*, 48(5), 2011, pp.799-805.
- [38] **A.M. Dean, G.M. Smith**, "An evaluation of per-parcel land cover mapping using maximum likelihood class probabilities", *International Journal of Remote Sensing*, 24(14), 2003, pp.2905-2920.
- [39] **J. Boiffin, F. Papy, M. Eimberck**, "Influence des systèmes de culture sur les risques d'érosion par ruissellement concentré: Analyse des conditions de déclenchement de l'érosion", 1988.
- [40] **M. Eimberck**, "Facteurs d'érodibilité des sols limoneux: Reflexions a partir du cas du Pays de Caux", *Cah. Ortom, Ser. Pedol.*, 25(1-2), 1990, pp.81-94.
- [41] **M. Eineder, T. Fritz**, "TerraSAR-X Ground Segment Basic Product Specification Document", *Doc.: TX-GS-DD-3302; DLR: Wessling, Germany, 18 March 2009; Issue 1.6, p. 108. Available online: https://tandem-science.dlr.de/pdfs/TX-GS-DD-3302_Basic-Products-Specification-Document_V1.6.pdf, 2009.*
- [42] **T. Le Toan, P. Smacchia, J.C. Souyris, A. Beaudoin, M. Merdas, M. Wooding, J. Lichteneger**, "On the retrieval of soil moisture from ERS-1 SAR data", in *Proceedings Second ERS-1 Symposium. Space at the Service of our Environment*, 11-14 October 1993. Hamburg, Germany, 1994, pp. 883-888.
- [43] **M. Zribi, N. Baghdadi, N. Holah, O. Fafin**, "New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion", *Remote Sensing of Environment*, 96(3-4), 2005, pp.485-496.
- [44] **A. Weimann, M. Von Schonermark, A. Schumann, P. Jorn, R. Gunther**, "Soil moisture estimation with ERS-1 SAR data in the East-German loess soil area", *International Journal of Remote Sensing*, 19(2), 1998, pp.237-243.
- [45] **J. Sokol, H. McNairn, T.J. Pultz**, "Case studies demonstrating the hydrological applications of C-band multipolarized and polarimetric SAR", *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30:(3) 2004, pp.470-483
- [46] **A. Beaudoin, Q.H.J. Gwy, T. Le Toan**, "SAR observation and modelling of the C-band backscatter variability due to multi-scale geometry and soil moisture", *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, vol. 28, 1990, 886-894.

- [47] **B.A.M. Bouman**, "Crop parameter estimation from ground-based x-band (3-cm wave) radar backscattering data", *Remote Sensing of Environment*, 37(3), 1991, pp.193-205.
- [48] **G. Cookmartin, P. Saich, S. Quegan, R. Cordey, P. Burgess-Allen, A. Sowter**, "Modeling microwave interactions with crops and comparison with ERS-2 SAR observations", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2), 2000, pp.658-670.
- [49] **J.R. Irons, G.W. Petersen**, "Texture transforms of remote sensing data", *Remote Sensing of Environment*, 11, 1981, pp.359-370.
- [50] **R.M. Haralick, K. Shanmugam, I.H. Dinstein**, "Textural features for image classification", *Systems, Man and Cybernetics*, IEEE Transactions on, 3(6), 1973, pp.610-621.
- [51] **A. Bhattacharyya**, "On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions", *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, 35, 1943, pp: 99-109.
- [52] **S. Nussbaum, I. Niemeyer, M.J. Canty**, "SEATH—a new tool for automated feature extraction in the context of object-based image analysis", *Proc 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006)*, *ISPRS*, Volume 36, 2006.
- [53] **C.G.J. Schotten, W.W.L. Van Rooy, L.L.F. Janssen**, "Assessment of the capabilities of multi-temporal ERS-1 SAR data to discriminate between agricultural crops", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 16, issue 14., 1995, pp:2619-2637.
- [54] **J.S. Lee, M. Grunes, E. Pottier, L. Ferro-Famil**, "Segmentation of polarimetric SAR images", *IGARSS Proceeding of Geoscience and Remote sensing*, 9-13, July 2001, Sydney, Australia, vol. 1, 2001, pp:414-416.
- [55] **M. Dabboor, V. Karathanassi, A. Braun**, "A multi-level segmentation methodology for dual-polarized SAR data", *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13 (3), 2011, pp. 376-385.
- [56] **G. De Grandi, D. Hoekman, J.S. Lee, D. Schuler, T. Ainsworth**, "A wavelet multiresolution technique for polarimetric texture analysis and segmentation of SAR images", *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004. *IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*.
- [57] **J. Radoux, P. Defourny, P. Bogaert**, "Comparison of pixel-and object-based sampling strategies for thematic accuracy assessment", *GEOBIA 2008 - Pixels, Objects, Intelligence*, August 5-8, 2008, Calgary, Alberta, Canada, Volume XXXVIII-4/C1, 2008.
- [58] **U. Wegmüller**, "The effect of freezing and thawing on the microwave signatures of bare soil", *Remote Sensing of Environment*, 33(2), 1990, pp.123-135.
- [59] **E.J. Rignot, J.J. Van Zyl**, "Change detection techniques for ERS-1 SAR data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31(4), 1993, pp.896-906.
- [60] **J.D. Villasenor, D.R. Fatland, L.D. Hinzman**, "Change detection on Alaska's North Slope using repeat-pass ERS-1 SAR images", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31(1), 1993, pp.227-236.
- [61] **J. Way, R. Zimmermann, E. Rignot, K. McDonald, R. Oren**, "Winter and spring thaw as observed with imaging radar at BOREAS", *Journal of Geophysical Research*, 102(D24), 1997, pp. 29,673-29,684.



Maëlle Aubert received the Master degree in "Geosciences, Environnement, Natural risks" from ULP-EOST, Strasbourg, France (2007). Until 2008, she was Engineer of Institut de Recherche pour le Développement, working on optical objects based classification, Nouméa, New Caledonia. She received the PhD degrees from AgroParisTech, France in 2012. Her research interest is the retrieval of information from SAR imagery.



Nicolas N. Baghdadi received the Ph.D. degrees from the University of Toulon, France in 1994. From 1995 to 1997, he was postdoctoral research at INRS ETE – Water Earth Environment Research Centre, Quebec University, Canada. From 1998 to 2008, he was with French geological Survey (BRGM), Orléans, France. Since

2008, he is a Senior Scientist with the National Research Institute of Science and Technology for Environment and Agriculture (IRSTEA), Montpellier, France. His research activities involve in the areas of microwave remote sensing, image processing, and analysis for satellite and airborne remote sensing data. His main field of interest is the analysis of SAR data and the retrieval of soil parameters (surface roughness and moisture content).



Mehrez Zribi received the Engineering degree in signal processing from the Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs en Constructions Aéronautiques, Toulouse, France and the Ph.D. degree from the Université Paul Sabatier, Toulouse. In 1995, he joined the Centre d'Etude des Environnements Terrestre et Planétaires Laboratory, Vélizy, France. He is employed by Centre National de Recherche Scientifique, since 2001. In October 2008, he joined Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère laboratory and Institut de Recherche pour le Développement. His research interests include microwave remote sensing applied to hydrology and microwave modeling and instrumentations.



Kenji Ose is a GIS and remote sensing engineer in UMR Tetis at IRSTEA, Montpellier, France. Research interests include responsible agriculture and territories sustainable planning using optical satellite imagery. He also contributes to Equipex GeoSud, a project dedicated to the acquisition and provision of satellite coverage of the entire French territory (images at different times with different sensors) with special attention given to urban areas.



Mahmoud EL HAJJ holds a Ph.D. degree in Remote Sensing from AgroParisTech, France, a Master degree in Computer Science (DEA) from Université Paul Sabatier, France, and an Electrical and Electronic Engineer's degree (Dipl.-Ing.) from Lebanese University, Lebanon.

He joined NOVELTIS in January 2009 after a number of professional experiences in several French research centres (BRGM, Cemagref, CIRAD). He is manager of French and European projects in the field of space, and participates to the development of downstream remote sensing services. He currently coordinates the activities of a scientific unit working on the topics of risks and biodiversity. He is experienced in remote sensing data processing, as well as in multi-source information fusion within decision support systems. He has published more than 20 papers in refereed journals and international conference proceedings in remote sensing, information fusion, and fuzzy logic.



Emmanuelle Vaudour is Assistant Professor in Soil Science and Remote Sensing at AgroParisTech, Paris, France. She received her PhD degree there in 2001. She is conducting her research at the joint research unit INRA/AgroParisTech "Environment and Arable Crops", where her research interests are remote sensing of soils and soil

spectroscopy, the digital mapping of soil properties and viticultural zoning. She currently heads a national PROSTOCK-GESSOL3 research project (2011-2013) entitled "Effects of applying exogenous organic matter onto soil on soil carbon storage, greenhouse gases emissions and the lixiviation of nitrogen into periurban agricultural soils".



Enrique Gonzalez Sosa. Ph.D. Mecanique of Millieux Geophysiques et Environmental. Institute Polytechnique de Grenoble. France. M of S. Hydraulics. University of Queretaro. Graduated. Civil Engineering. Universidad Nacional Autonoma de Mexico (UNAM). The professor is recognized within the field of

Hydrology and the field of SVAT modeling. His research emphasizes how resolution of energy and water transfer of the system soil-vegetation-atmosphere. The evaporation (soil, transpiration, interception) and soil moisture of soil and infiltration with the mulch. Also his research is focused the urban forest.

Tables et Figures

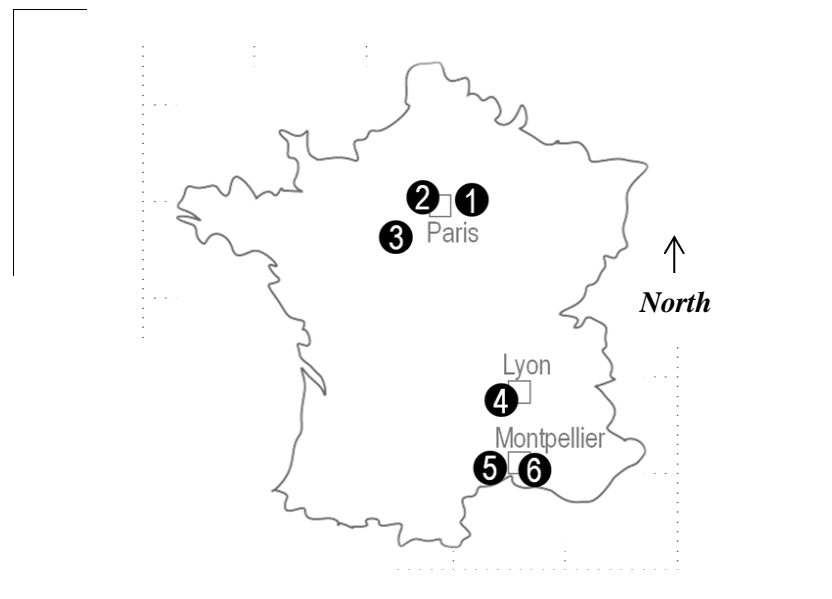


Fig. 1. Location of study sites in France: Orgeval (1), Versailles (2), Villablain (3), Yzeron (4), Thau (5), Garon (6).

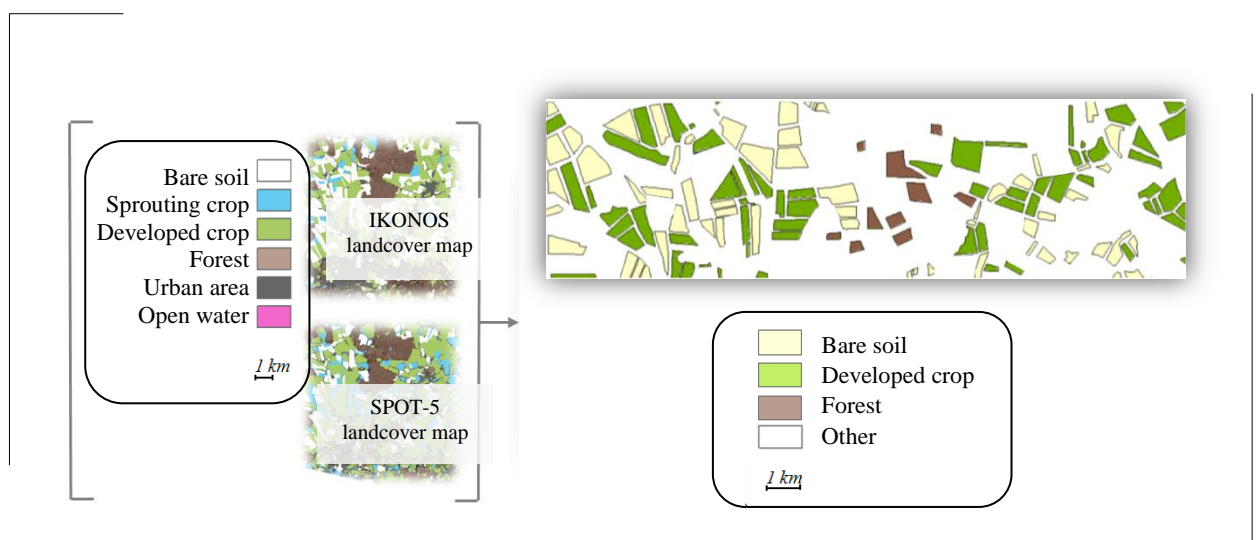


Fig. 2. Process to create training plots valid from March to May 2009 (Orgeval)

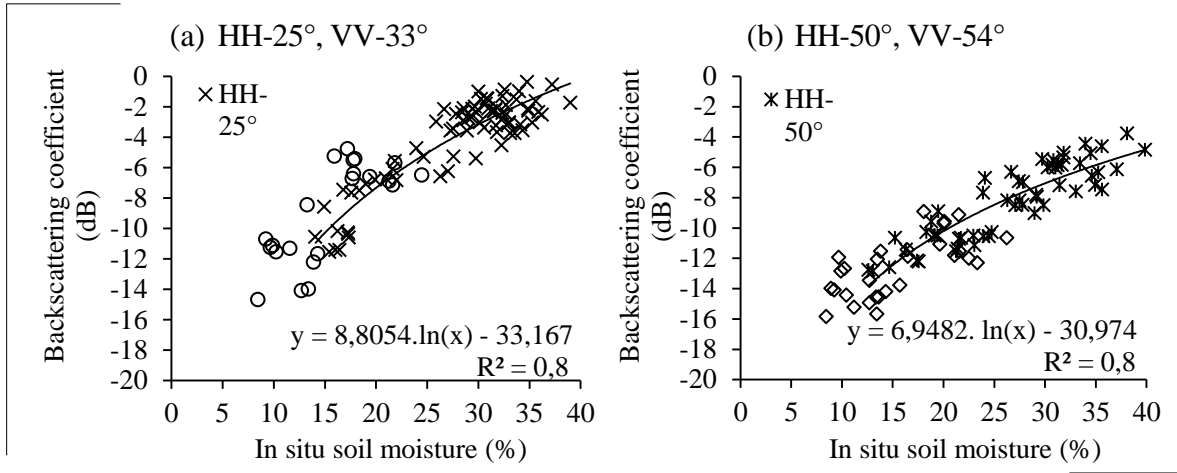


Fig. 3. Sensitivity of TerraSAR-X signals to surface soil moisture (SMAC dataset) for HH and VV polarization acquired with incidence angles from 25 to 33° (a) and from 50 to 54° (b). Each point corresponds to the average backscattering coefficient for one training plot.

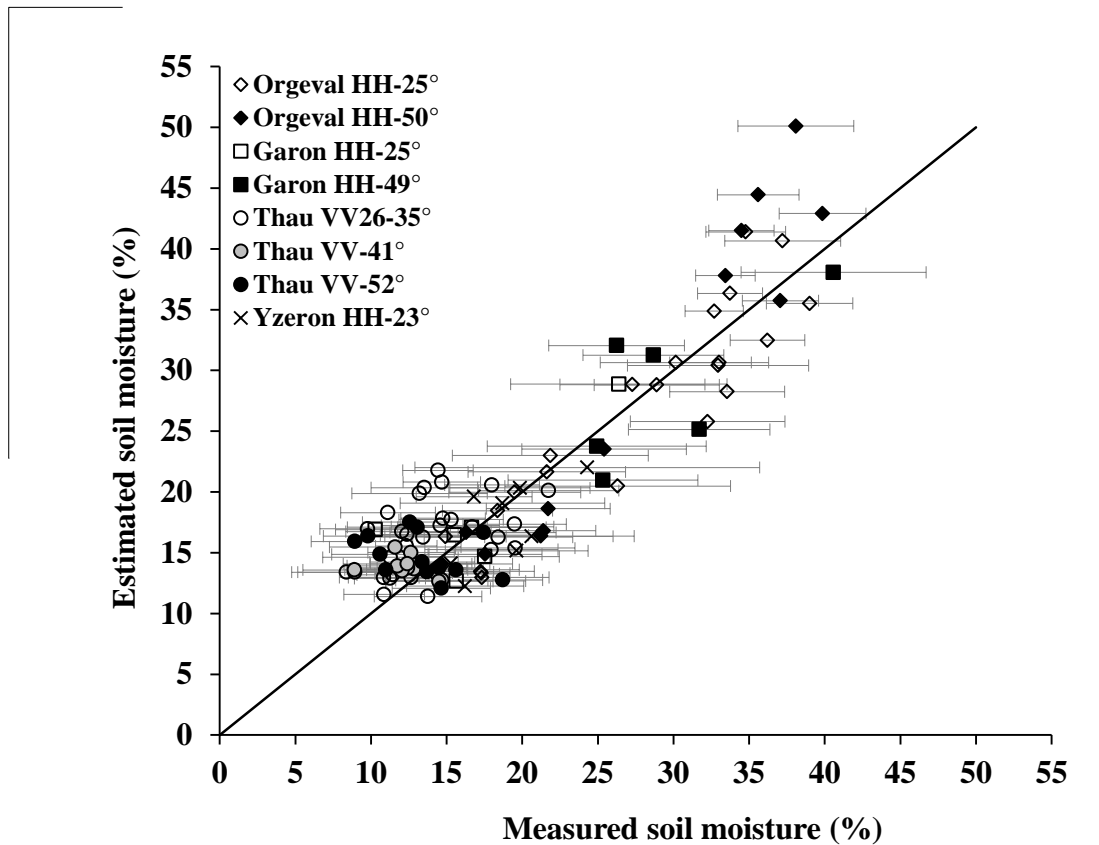


Fig. 4. Comparison between soil moisture estimates made using TerraSAR-X data and in situ soil moisture measurements at the training-plot scale. The SMAV dataset was used. For 95% of the training plots, the standard deviation of the in situ soil moisture measurements at the plot scale varied between 2.0 and 7.1% (mean=3.8%).

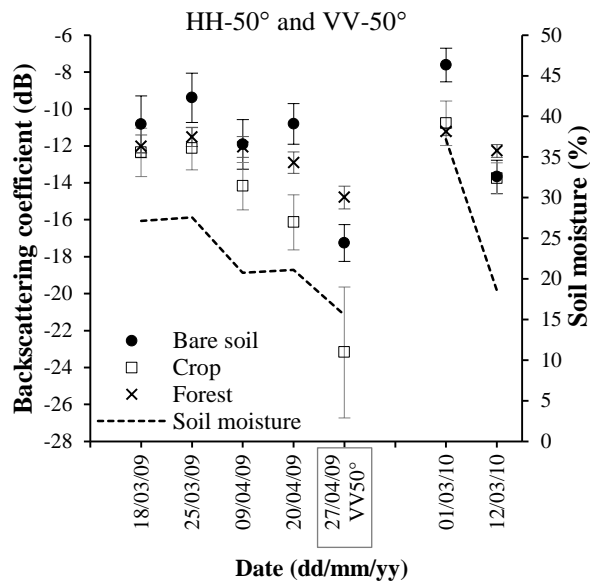
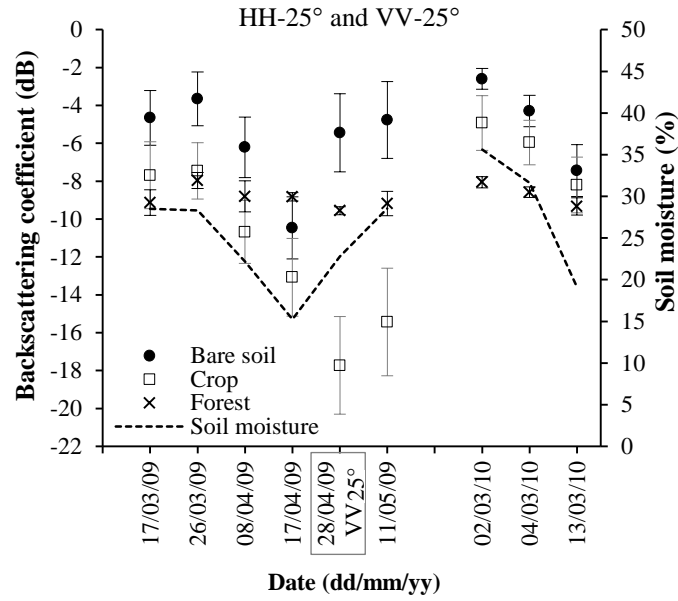


Fig. 5. TerraSAR-X backscattered signal for each landcover class of the BSD dataset (2009 and 2010). In situ soil moistures are also plotted. Bars correspond to the standard deviation of TerraSAR-X signal in using all training plots of each landcover class.

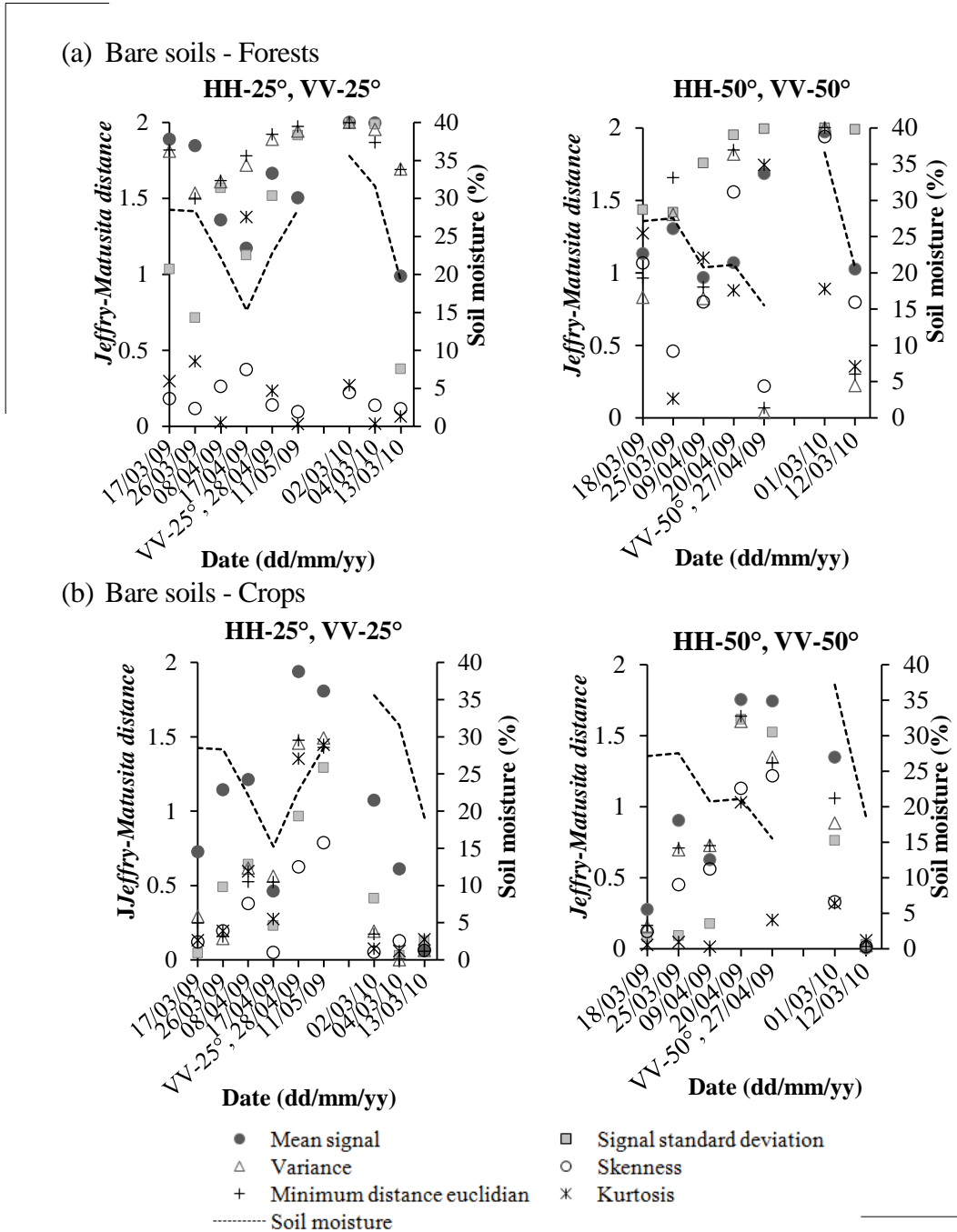


Fig. 6. Temporal variation of Jeffrey-Matusita distance (J) for each signal and texture features.

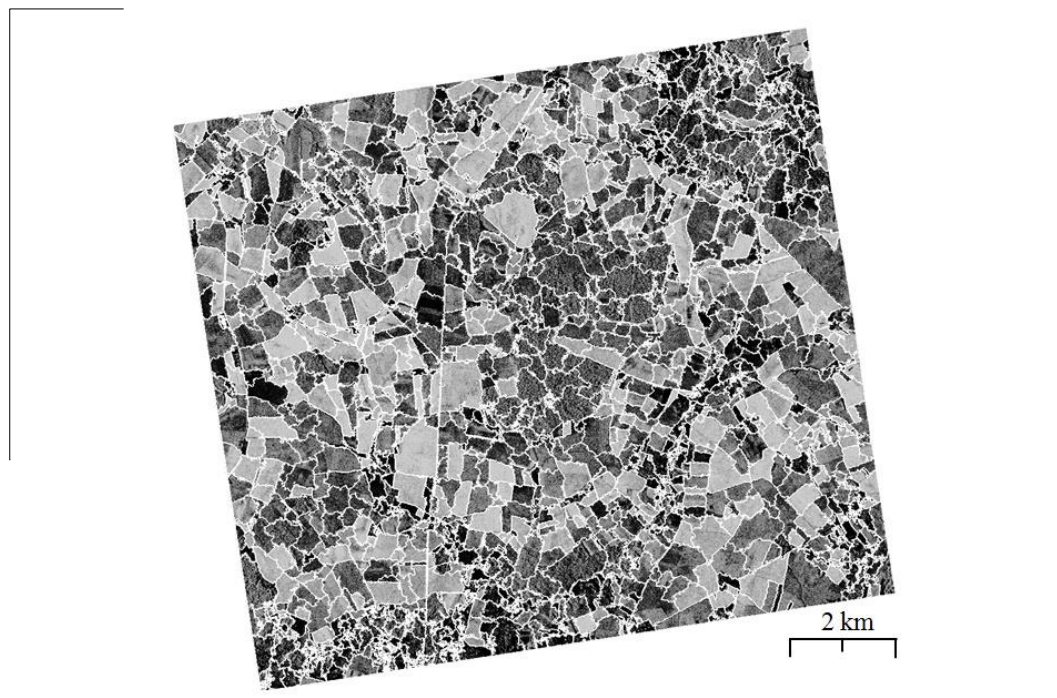


Fig. 7. March 1, 2010 TerraSAR-X segmentation. Central coordinates: lat. $48^{\circ}51'N$ and long. $3^{\circ}07'E$.

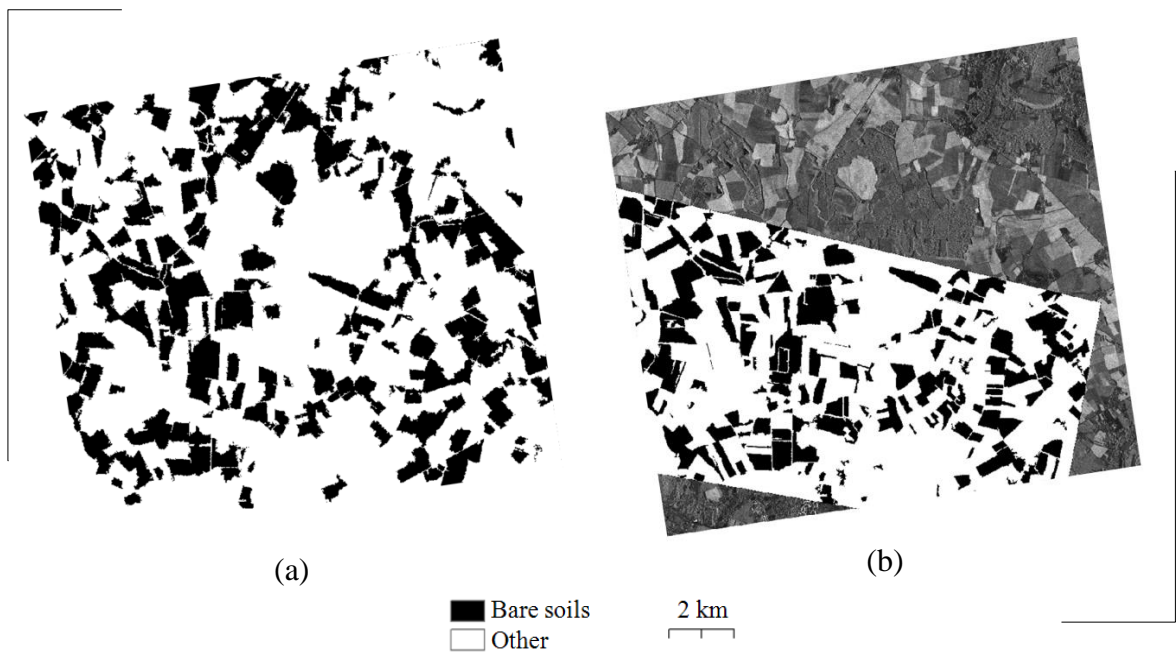


Fig. 8. Bare soils map obtained from March 1, 2010 TerraSAR-X image (a) and the reference bare soils map (RapidEye) (b). Central coordinates: Lat. $48^{\circ}51'N$ and Long. $3^{\circ}07'E$ (Orgeval).

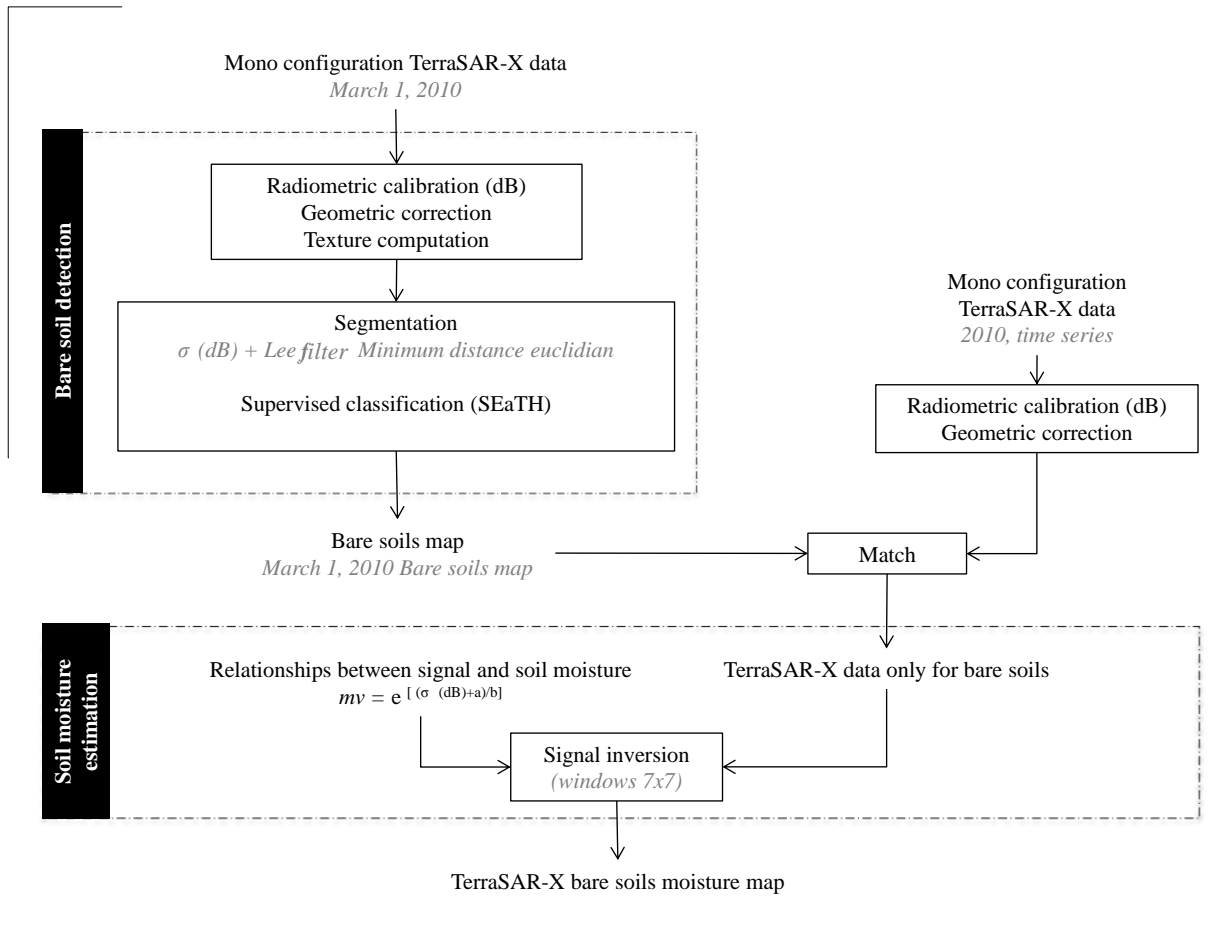


Fig. 9. Flowchart for the moisture mapping of bare soils. First phase: bare soil detection. Second phase: soil moisture estimation.

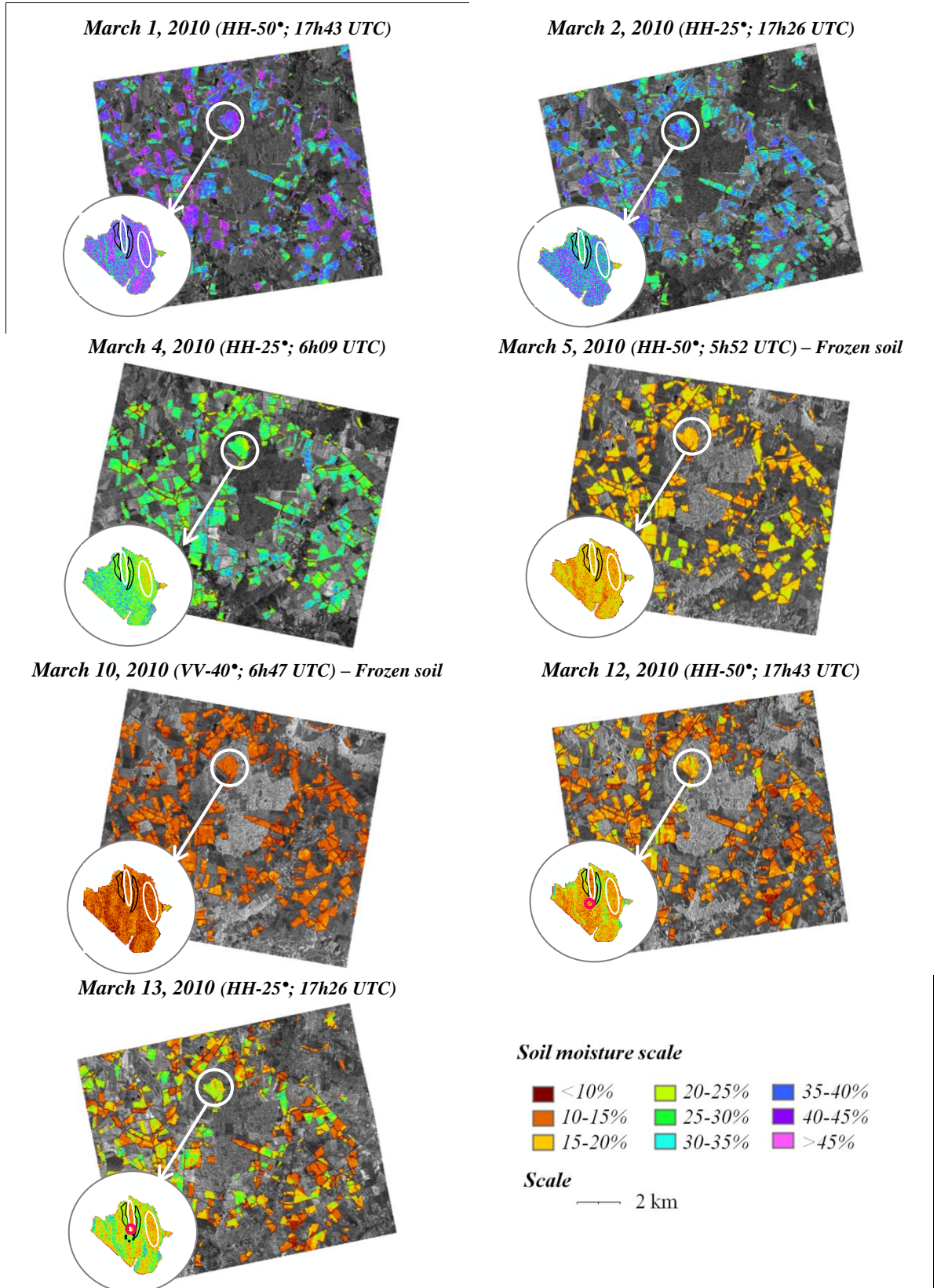


Fig. 10. Multitemporal evolution of the bare soil moisture estimated from TerraSAR-X images acquired on the Orgeval watershed (BSMOM dataset). For each date a zoom of the variations in soil moisture within a training plot is presented: Soil I is outlined with white line, Soil II is outlined with a black line (red line show soil II frozen on March 12 and thawed on March 13).

Table 1. Characteristics of the TerraSAR-X images and in situ soil moisture measurements. **SMAC**: Soil Moisture Algorithm Calibration; **BSD**: Bare Soil Detection; **SMAV**: Soil Moisture Algorithm Validation; **BSMOM**: Bare Soil Moisture Operational Mapping. (* Frozen soil: data are only used in the soil moisture mapping of the BSMOM dataset.)

Set	Site	Acquisition date dd/mm/yy	Incidence angle	Polarization	Number of plots	Roughness (Hrms) [Min; Max]	In situ soil moisture (%) [Min; Max]
SMAC	Orgeval	12/02/08	50°	HH	10	[0.5; 3.3]	[31.4; 35.6]
		13/02/08	25°	HH	10	[0.7; 3.3]	[31.0; 35.9]
		15/02/08	25°	HH	10	[0.7; 3.3]	[30.6; 35.3]
		30/04/08	25°	HH	4	-	[31.8; 32.9]
SMAC / BSD		17/03/09	25°	HH	9	[1.8; 2.4]	[24.7; 32.3]
		18/03/09	50°	HH	10	[1.8; 2.4]	[24.5; 29.8]
		25/03/09	50°	HH	3	[2.3; 2.8]	[24.1; 31.0]
		26/03/09	25°	HH	10	[1.8; 2.8]	[23.9; 32.7]
		08/04/09	25°	HH	10	[1.2; 2.5]	[16.8; 27.5]
		09/04/09	50°	HH	10	[1.3; 2.6]	[15.2; 26.3]
		17/04/09	25°	HH	8	[1.0; 2.6]	[14.1; 16.4]
		20/04/09	50°	HH	9	[1.0; 2.6]	[18.3; 23.9]
	27/04/09	50°	VV	8	[1.0; 4.6]	[10.4; 20.7]	
	28/04/09	25°	VV	8	[1.0; 4.6]	[18.7; 26.9]	
11/05/09	25°	HH	5	[1.0; 4.6]	[25.8; 31.3]		
SMAC	Versailles	15/03/10	33°	VV	6	[1.1; 2.6]	[9.7; 14.3]
		17/03/10	54°	VV	6	[0.5; 1.6]	[8.4; 13.4]
		18/03/10	33°	VV	5	[0.5; 1.4]	[8.5; 13.6]
		26/03/10	33°	VV	7	[0.5; 2.4]	[17.2; 22.2]
		27/03/10	54°	VV	6	[0.5; 2.4]	[18.1; 26.2]
		29/03/10	33°	VV	6	[0.9; 2.4]	[13.3; 24.5]
	Villamblain	15/01/08	52°	HH	3	[0.4; 2.9]	[27.8; 31.8]
		16/01/08	28°	HH	2	[0.7; 3.0]	[27.8; 32.3]
		06/02/08	52°	HH	8	[0.6; 3.1]	[26.7; 34.0]
		07/02/08	28°	HH	9	[0.7; 3.1]	[26.7; 34.0]
SMAV	Yzeron	12/03/09	23°	HH	8	-	[15.3; 24.3]
	Thau	28/10/10	52°	VV	13	[0.8; 4.1]	[8.9; 14.7]
		02/11/10	41°	VV	11	[0.8; 3.7]	[8.9; 18.7]
		04/11/10	35°	VV	10	[0.8; 3.7]	[5.7; 11.4]
		15/11/10	35°	VV	10	[1.3; 3.7]	[8.3; 19.8]
		18/11/10	26°	VV	9	[0.8; 3.7]	[6.8; 14.5]
	Garon	09/06/09	49°	HH	6	[0.9; 2.9]	[24.9; 40.6]
		11/06/09	25°	HH	6	[0.9; 2.9]	[10.3; 26.4]
	SMAV / BSD / BSMOM	Orgeval	01/03/10	50°	HH	6	[1.8; 2.8]
02/03/10			25°	HH	6	[1.9; 2.8]	[32.7; 39.0]
04/03/10			25°	HH	8	[1.9; 2.8]	[27.3; 34.3]
05/03/10*			50°	HH	8	[1.8; 2.8]	[27.6; 33.5]
10/03/10*			40°	VV	9	[1.1; 2.8]	[13.4; 22.5]
12/03/10			50°	HH	10	[1.1; 2.8]	[12.6; 29.0]
13/03/10			25°	HH	9	[1.9; 2.6]	[14.9; 26.3]

Table 2. Main characteristics of optical data acquired over the Orgeval.
NIR=Near Infrared; MIR= Mid-Infrared

Study site	Acquisition date dd/mm/yy	Sensor	Resolution (m)	Bands
Orgeval	14/03/09	IKONOS-2	4	Blue, Green, Red, NIR
	23/04/09	SPOT-5	10	Green, Red, PIR, MIR
	26/05/10	RapidEye	5	Blue, Green, Red, Red Edge, NIR

Table 3. Segmentation parameters used for optical data.

Acquisition date dd/mm/yy	Input	Segmentation parameters		
		Scale	Shape	Compactness
14/03/09	NDVI IKONOS-2	90	0.1	0.7
23/04/09	NDVI SPOT-5	30	0.1	0.5
26/05/10	NDVI RapidEye	80	0.1	0.7

Table 4. Comparison of the soil moistures estimated from TerraSAR-X data and those measured in situ (SMAV dataset). Bias corresponds to the difference between the in situ measurements and the estimated data.

Study site	Orgeval 2010		Yzeron	Garon		Thau		
Polarization	HH		HH	HH		VV	VV	VV
Incidence angle (°)	25	50	23	25	49	26-35	41	52
Number of training plots	22	15	8	6	6	29	11	13
Bias (vol. %)	-1.0	1.2	-1.6	0.8	-1.0	2.5	1.2	1.4
RMSE (vol. %)	3.5	5.0	2.9	3.4	4.3	4.1	2.5	4.0

Table 5. Signal and texture features computed from each training plot and from each TerraSAR-X image of the BSD dataset.

Signal	Texture feature		
	Irons & Petersen (1981)	Haralick et al. (1973)	
		GLCM Gray Level Co-occurrence Matrices	GLDV Gray Level Difference Vector
Mean Standard Deviation	Mean Euclidian Distance Variance Kurtosis Skewness	GLCM mean GLCM standard deviation GLCM homogeneity GLCM correlation GLCM contrast GLCM dissimilarity GLCM entropy GLCM angular 2 nd moment	GLDV mean GLDV angular 2 nd moment GLDV entropy GLDV contrast
2	4	8 features x 5 directions=40	4 features x 5 directions=20

Table 6. Confusion matrix and kappa statistics for the March 1, 2010 TerraSAR-X bare soil map.

		TerraSAR-X pixel-based accuracy				TerraSAR-X object-based accuracy			
		Bare soils	Other	Sum	Omission error	Bare soils	Other	Sum	Omission error
RapidEye	Bare soil	21750510	5669951	27420461	20.7%	96	17	113	9.5%
	Other	8031576	53711156	61742732		6	182	188	
	Sum	29782086	59381107	89163193		102	199	301	
	Commission error	27.0%	9.5%		11.2%	5.7%			
Overall accuracy		84.6%				92.2%			
Kappa		0.65				0.83			

Table 7. Comparison of three classification methods used to create bare soils maps from the TerraSAR-X images.

Process	Supervised		Unsupervised
Segmentation	Digitalization	TerraSAR-X multi-résolution segmentation	
Classification	Supervised object: SEaTH on training areas		Unsupervised object: Isodata
Overall accuracy (pixel/object)	94.4 / 94.3%	84.6 / 92.2%	84.2 / 93.6%
Kappa value (pixel/object)	0.86 / 0.88	0.65 / 0.83	0.64 / 0.86

Table 8. Comparison of the estimated and measured mean soil moistures over the Orgeval watershed. Mean values and standard deviations are shown.

Date (dd/mm/yy)	01/03/10	02/03/10	04/03/10	05/03/10	10/03/10	12/03/10	13/03/10
SAR configuration	HH-50°	HH-25°	HH-25°	HH-50°	VV-40°	HH-50°	HH-25°
Average estimate of soil moisture on the watershed (%)	36.3 ±11.1	33.7 ±9.1	27.8 ±7.8	17.7 ±5.7	12.2 ±3.6	14.7 ±5.4	17.5 ±7.0
Average of soil moisture measurements over 6 training plots	37.2 ±2.9	35.6 ±2.3	31.6 ±3.5	30.4 ±2.6	20.0 ±3.0	18.0 ±2.8	19.1 ±2.7

III.2.2. SYNTHÈSE DU POTENTIEL DE CARTOGRAPHIE DE L'HUMIDITÉ ET PERSPECTIVES DE PRODUITS DÉRIVÉS

L'objectif de cette partie est de montrer les innovations instrumentales et méthodologiques rendues possibles par la technologie inédite de TerraSAR-X. Les principales caractéristiques du capteur TerraSAR-X qui permettent de palier aux limites d'utilisation des techniques SAR en mode opérationnel (soulignées par les études antérieures en bande C) sont revues point par point.

- **Procédure d'estimation de l'humidité du sol : approche simplifiée**

En bande C, la précision des estimations dépend de la connaissance de la rugosité de surface et de l'angle d'incidence du capteur. En revanche, en bande X, l'effet de la rugosité sur la précision de l'estimation de l'humidité est négligeable et la qualité des estimations est indépendante de l'angle d'incidence (<1 %). Ainsi, la précision des estimations d'humidité en bande X est deux fois meilleure que celle obtenue avec des données en bande C (3 à 4 % en bande X, contre 5 à 9 % en bande C).

- **Automatisation des méthodes de cartographie de l'humidité : détection des sols nus**

Une limite majeure pour l'utilisation des produits d'humidité issus des techniques SAR dans les applications thématiques (hydrologie, agronomie) était la détection des sols nus. Communément, ce premier processus était mené en utilisant des données optiques ou des données *in situ*. Les travaux présentés ici montrent qu'une seule et même image TerraSAR-X permet de détecter les sols nus et d'estimer l'humidité. Ceci est un atout incontestable pour la réduction des coûts (réduction du nombre de données) et la simplification de la chaîne de traitements (aucun problème de calage entre les données TerraSAR-X et des données externes).

La méthode de détection des sols nus est transposable mais la valeur du seuil de discrimination des sols nus (basée sur la moyenne du signal) dépend des conditions instrumentales et environnementales de l'acquisition. Toutefois, comme les méthodes développées pour déterminer ce seuil de discrimination des sols nus sont automatisables (classification objet non supervisée ou supervisée basée sur un algorithme automatique de séparabilité entre des objets d'entraînements), la réactualisation de la valeur seuil ne constitue pas une réelle limite dans un cadre opérationnel.

Enfin, la qualité de la segmentation de l'image influence directement la précision de la cartographie des sols nus et peut donc indirectement impacter la précision des estimations d'humidité (bordure d'objets mixtes : sol nu et autres occupations du sol).

Aussi, si une segmentation de qualité ne peut pas être réalisée, il est alors conseillé d'utiliser en entrée du processus de segmentation un masque du parcellaire (issu d'une segmentation optique ou digitalisée). L'utilisation d'un tel parcellaire engendre évidemment un coût supplémentaire mais il conviendra de noter que cette solution garantirait une bonne segmentation (i.e. une bonne détection des sols nus) sans aucun ajustement des paramètres utilisés en entrée de la segmentation. Ainsi, les opérations de segmentation pourraient donc être entièrement automatisées ou effectuées par un utilisateur non averti.

- **Estimation de l'humidité à de fines échelles spatiales : THRS**

Avec les capteurs en bande C de première génération, l'estimation de l'humidité ne pouvait être effectuée au mieux que sur de grandes parcelles agricoles (plusieurs hectares) (Quesney et al., 2000). La très haute résolution TerraSAR-X montre qu'il est possible d'accéder à des échelles intra-parcellaires très fines, de l'ordre de 50m².

Ceci devrait apporter un soutien incontestable à l'analyse des échanges sol-atmosphère, notamment pour la compréhension des processus de transfert latéraux de l'eau dans le sol (i.e. répartition des champs d'humidité suite à un événement pluvieux).

- **Adéquation entre la récurrence des mesures et les dynamiques hydriques : haute répétitivité temporelle**

Etant donné que la sensibilité à l'humidité de TerraSAR-X est la même quelle que soit la configuration instrumentale (de polarisation et d'incidence), il est possible de faire un suivi avec une répétitivité temporelle de 8 fois en 11 jours et 24 fois en un mois. Ce temps de revisite très court est particulièrement adapté au suivi des dynamiques hydrologiques des sols nus.

- **Effet de pente**

Actuellement, les estimations SAR d'humidité se limitent aux sites présentant peu de relief afin de limiter les distorsions radiométriques du signal. L'effet de la pente a été peu testé, mais un premier résultat obtenu sur un site présentant une pente de plus de 10 % (Yzeron) montre que l'application de corrections basiques sur l'image TerraSAR-X (avant traitement), permet d'obtenir une qualité d'estimation de l'humidité équivalente à celle obtenue sur les sites ne présentant pas ou peu de relief. Ce premier résultat reste soumis à

validation, mais il montre déjà que sous réserve de disposer d'un MNT de qualité (Lidar ou issue de Tandem-X) la pente n'est pas un handicap dans la qualité des produits d'humidité.

- **Un outil unique pour des applications multiples**

TerraSAR-X est un outil puissant pour l'estimation de l'humidité de surface des sols nus agricoles. Il permet non seulement d'apporter des solutions efficaces aux principaux problèmes techniques qui limitaient jusqu'alors l'utilisation des techniques SAR en mode opérationnel, mais il ouvre aussi de nouvelles perspectives d'applications.

Des méthodes d'assimilation permettant de mettre en adéquation les besoins des utilisateurs et les possibilités de mesure TerraSAR-X restent maintenant à développer et à valider.



CONCLUSIONS
&
PERSPECTIVES

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	176
1. SYNTHÈSE DES AXES DE RECHERCHE	179
2. PERSPECTIVES DE RECHERCHE.....	180
2.1. Sensibilité à l'EDS du sol.....	180
2.2. Cartographie de l'humidité.....	181
3. PERSPECTIVES DE TRANSFERT	182
3.1. Apports des produits SAR aux applications thématiques	182
3.1.1. Produits d'humidité SAR et apport de TerraSAR-X	182
3.1.2. Autres produits dérivables des données TerraSAR-X	185
3.2. Potentiel de diffusion.....	187

1. SYNTHÈSE DES AXES DE RECHERCHE

Les travaux menés dans le cadre de cette thèse ont permis de développer et de valider des méthodologies innovantes pour l'exploitation et la valorisation de données spatiales de type SAR, en particulier celles acquises par le capteur TerraSAR-X.

La sensibilité du signal TerraSAR-X aux paramètres caractérisant la surface des sols nus agricoles a été tout d'abord étudiée (humidité du sol, rugosité, composition, et structure de battance). Le potentiel de différentes configurations instrumentales de TerraSAR-X (incidence, polarisation) a été analysé afin de définir la configuration optimale pour la caractérisation de chaque paramètre d'EDS du sol. En comparaison avec la sensibilité du signal des capteurs radars mono- ou bi-polarisation en bande C, et avec le potentiel des données polarimétriques du capteur RADARSAT-2, les résultats montrent que le signal en bande X est très sensible à l'humidité (> 0.3 dB/%) et peu sensible à la rugosité du sol. Cette très forte sensibilité à l'humidité couplée à la très haute résolution spatiale du capteur TerraSAR-X facilite également la détection des variations intra-parcellaires de composition et de structure (battance ou non).

Puis, afin de définir la méthode optimale d'estimation de l'humidité du sol en termes de précision et de facilité de mise en œuvre opérationnelle, les méthodes d'inversion généralement utilisées en bande C (modélisation, algorithmes d'inversion) ont été testées sur les données en bande X. Contrairement aux données en bande C, la précision des estimations d'humidité en bande X n'est pas améliorée par des méthodes d'inversion prenant en compte ou corrigeant les effets de la rugosité (données multi-incidence). L'algorithme d'inversion du signal en humidité a été testé avec succès et validé sur de nombreux sites d'étude ($RMSE < 4\%$, quelle que soit la configuration TerraSAR-X).

Enfin, pour envisager l'estimation opérationnelle de l'humidité du sol avec des données TerraSAR-X, une chaîne innovante de traitements cartographiques « automatique et autonome » a été développée. Cette chaîne permet, à partir d'une seule image TerraSAR-X, de détecter les sols nus et d'estimer leur humidité. Les activités de recherche et de développement réalisées dans cette thèse apportent ainsi un appui important à la conception de solutions innovantes pour la gestion durable des sols agricoles et des risques hydrologiques.

2. PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Plusieurs axes de recherche et de développement se dégagent de ces travaux. Ces axes portent, d'une part, sur la sensibilité des configurations TerraSAR-X à l'EDS des sols agricoles, et, d'autre part sur, l'amélioration de la chaîne de traitement cartographique de l'humidité.

2.1. SENSIBILITE A L'EDS DU SOL

Concernant l'effet des configurations instrumentales du capteur TerraSAR-X sur la sensibilité du signal à l'EDS du sol, le choix de la polarisation ne semble pas avoir d'influence notable, ni sur la sensibilité du signal à la rugosité, ni sur la sensibilité du signal à l'humidité (selon la base de données disponible). Toutefois, afin de consolider cette première analyse, la base de données devrait être complétée avec des données en polarisation HH sur des sols lisses ($H_{rms} < 1$ cm) et peu humides ($mv < 15$ %), ainsi que des données en polarisation VV sur des sols très rugueux ($H_{rms} > 1.5$ cm) et très humides ($mv > 25$ %).

Quelle que soit la configuration, la dynamique du coefficient de rétrodiffusion avec la rugosité est très influencée par la teneur en eau du sol. En conséquence, le coefficient de rétrodiffusion en bande X ne peut être écrit comme la somme de deux fonctions, l'une dépendante de l'humidité et l'autre de la rugosité comme il est communément admis pour les bandes C et L. Aussi, de prochains travaux devraient se concentrer sur la détermination de cette relation spécifique au signal en bande X.

Par ailleurs, si les données TerraSAR-X permettent d'accéder à des produits d'humidité sur les sols nus avec une bonne précision, en revanche, elles ne permettent pas l'accès à la rugosité de surface des sols agricoles. Deux classes de rugosité sont séparables dont une rarement rencontrée en zone agricole ($H_{rms} < 1$ cm). Pour accéder à la rugosité de surface à partir des données SAR, les données des capteurs en bandes C et L semblent mieux adaptées que celles de TerraSAR-X (bande X). Les plus grandes longueurs d'onde peuvent permettre de déterminer trois classes de rugosité en milieux agricoles (lisse, rugueux et moyennement rugueux) (Baghdadi et al., 2002 ; Coulombe-Simoneau et al., 2001 ; Leconte et al., 2004).

Ainsi, pour accéder à l'ensemble des paramètres caractérisant la surface du sol, il paraît essentiel de développer davantage les méthodes multi-capteurs (bandes X, C et L). En effet, les trois fréquences X, C et L ont des capacités complémentaires notamment en

termes d'accès à l'humidité, à la rugosité, et à la biomasse. Les synergies de ces trois longueurs d'onde devraient donc être davantage étudiées, en vue de développer de nouvelles méthodes et de nouvelles applications. Le développement des approches multi-capteurs est d'ailleurs favorisé par les agences spatiales canadienne (ASC) et allemande (DLR) (appel d'offre lancé en 2010, adressé aux chercheurs allemands et canadiens ; rapport SOAR-DLR sur l'évaluation de la synergie des capteurs RADARSAT-2 et TerraSAR-X).

Enfin, le potentiel des données en bande X reste encore à explorer dans de nombreux domaines, et les quatre capteurs de la constellation Cosmo-SkyMed ouvrent encore plus de possibilités d'exploitation et de développement méthodologique (interférométrie...).

2.2. CARTOGRAPHIE DE L'HUMIDITÉ

Le champ d'application de l'algorithme d'estimation de l'humidité des sols nus devrait être étendu pour estimer l'humidité des sols sous les cultures. Pour ce faire, la perspective la plus prometteuse est l'utilisation en synergie des données TerraSAR-X et des données en bandes C ou L. En effet, Gherboudj et al., (2011) montrent que quel que soit le type de culture, le signal polarimétrique en bande C (RADARSAT-2) peut permettre d'estimer l'humidité des cultures et des sols sous cultures, avec une erreur relative de 25 % et 32 %, respectivement. Néanmoins, le potentiel de la bande X à déterminer l'humidité des sols sous-cultures ne peut être exclu et mériterait d'être étudié. En effet, malgré le faible potentiel théorique de pénétration de la bande X dans le couvert végétal, des premiers résultats montrent que la contribution du sol sur le signal rétrodiffusé par des cultures de cannes à sucre pourrait être importante (Baghdadi et al., 2010).

Concernant la chaîne de traitement cartographique de l'humidité des sols, les résultats pour la détection des sols nus sont encourageants mais l'évaluation de la méthode sur d'autres sites d'étude est souhaitée. De plus, pour aller au-delà de la contrainte d'humidité imposée pour la cartographie des sols nus lorsque les cultures sont peu développées (humidité élevée), l'utilisation conjointe des indices de texture (non dépendant de l'humidité) et du signal (dépendant de l'humidité) doit être testée. Dans une optique de transférabilité, il serait souhaitable de maintenir le nombre d'indices utilisés, pour détecter des sols nus, aussi faible que possible (Nussbaum et al., 2006). Ainsi des analyses en composantes principales pourraient être effectuées afin de synthétiser l'information contenue dans les données. Une autre solution pour dépasser la contrainte d'humidité serait d'utiliser des données polarimétriques (RADARSAT-2), puisque ces données sont très sensibles aux paramètres de végétation (notamment le plan H/alpha). Néanmoins, une telle

multiplication des données issues de différents capteurs ne serait pas optimale d'un point de vue opérationnel (augmentation des coûts et des traitements).

Un autre point important qui n'a pas pu être approfondi dans cette thèse, mais qu'il semble pertinent d'aborder, est la mise en place de chaînes de traitements cartographiques de l'humidité pour les autres systèmes SAR du marché. Le développement de méthodes pour les capteurs en bande C est particulièrement important car les données des capteurs Sentinel 1A et 1B (en bande C) seront gratuites pour les institutionnels, les politiques et les scientifiques.

3. PERSPECTIVES DE TRANSFERT

La perspective première de ce travail est l'intégration des produits cartographiques d'humidité TerraSAR-X aux outils d'aide à la décision dans les domaines de la gestion agricole et des risques naturels (inondation, sécheresse, érosion...).

Dans la suite, une discussion est engagée sur les perspectives d'applications des résultats obtenus dans le cadre de cette thèse. Des exemples d'utilisation des produits SAR de première génération en bande C, et des méthodes permettant leur exploitation sont d'abord présentées et discutées au regard de l'apport des produits TerraSAR-X. Puis les possibilités de transfert sont abordées d'un point de vue plus global (circuit de distribution des données, attente des utilisateurs potentiels, continuité des mesures...).

3.1. APPORTS DES PRODUITS SAR AUX APPLICATIONS THEMATIQUES

3.1.1. Produits d'humidité SAR et apport de TerraSAR-X

Pour des applications à grande échelle, comme pour les prévisions météorologiques et climatologiques, des produits d'humidité à basse résolution (plurikilométrique) sont déjà utilisés à des fins opérationnelles (diffusomètre ASCAT, radiomètre SMOS). L'imagerie SAR permet d'accéder à des produits complémentaires, adaptés aux applications nécessitant des échelles fines (pluri-métriques), comme en hydrologie et en agronomie. Pour ces thématiques, le potentiel d'utilisation des données SAR va de l'intégration aux

systèmes d'information géographique à l'assimilation de l'humidité ou de la rugosité dans des modèles spatialisés.

Les capteurs SAR permettent de mesurer l'humidité des couches superficielles du sol (quelques cm). En agronomie et en hydrologie, il est toutefois nécessaire de connaître l'humidité de la couche racinaire (~ 1.5m). C'est pourquoi, des modèles de surface ont été développés pour relier la mesure d'humidité de surface radar (max ~10 cm), à l'humidité racinaire (~ 1.5m). Dans ces modèles, plusieurs couches de sols sont représentées dont l'une correspond à la couche superficielle du sol. L'humidité de la zone racinaire est déduite de l'humidité superficielle grâce à un calcul du profil d'humidité basé sur l'assimilation de données intermittentes d'humidité superficielle (François et al., 2003 ; Houser et al., 1998; Reichle et al., 2007; Sabater et al., 2007; Walker et al., 2001b). Ces modèles de surface ont été testés avec succès sur des données radar (RMSE sur l'humidité estimée en zone racinaire < 5 % en comparaison aux observations TDR) (Paris Anguela et al., 2008; Ceballos et al., 2005; Galarneau et al., 2001; Scipal et al., 2005; Verstraeten et al., 2006; Wagner et al., 1999c).

De nombreux travaux ont déjà montré que l'utilisation dans les modèles hydrologiques de l'humidité moyenne du bassin versant estimée par les capteurs SAR en bande C améliore les débits simulés et les prévisions des épisodes de crues (Pauwels, et al., 2002; Quesney et al., 1999). De même, l'assimilation des produits d'humidité SAR améliore la précision des résultats des modèles de transfert sol-atmosphère (SVAT) (Bach et Mauser, 2004; François et al., 2003; Strasser et al., 1999). Dans ces études, des données SAR sont utilisées pour réinitialiser l'état hydrique du modèle (séquentiel) ou pour calibrer certains paramètres (variationnel) (Aubert et al., 2001; Crow et al., 2009; Houser et al., 1998; Loumagne et al., 2001; Oudin et al., 2003; Pawels et al., 2002, 2009; Quesney et al., 2001; Weiss et al., 2003). Ces méthodes d'assimilation ont été largement développées puisqu'elles ne nécessitent pas l'humidité à chaque pas de temps de simulation.

L'indice hydrique, dérivé des données SAR et utilisé lors des processus d'assimilation dans les modèles, dépend de l'échelle spatiale nécessaire aux simulations du modèle. Dans tous les cas, l'indice hydrique calculé doit avoir une bonne précision pour pouvoir être intégré aux modélisations. En bande C, la précision des estimations d'humidité dépend des effets de la rugosité de surface sur le signal radar. Aussi, en bande C, un indice hydrique moyen pour l'ensemble du bassin versant (échelle : 10 km x 10 km) peut être facilement calculé en utilisant des algorithmes semi empiriques d'inversion du signal SAR, car à cette échelle l'effet de la rugosité peut être négligé (Galarneau et al., 2001; Le Hegarat et al., 2000; Quesney et al., 2000). Des études assimilant cet indice hydrique moyen aux modèles hydrologiques montrent une amélioration de la prévision des débits aussi bien pour les modèles conceptuels (une seule couche de sol de 0 à 2m) que pour les modèles utilisant un

schéma de surface (plusieurs couches de sol, dont une dédiée à la surface du sol: 0-5 cm) (Weiss et al., 2003). De plus, l'assimilation de l'état hydrique du bassin versant est particulièrement intéressante lorsque le modèle initial est peu performant. Par exemple, en utilisant des modèles de débit, Weiss et al. (2003) observent jusqu'à 17.5 % de gain de persistance par rapport à la méthode assimilant uniquement les débits. De même, Quesney et al., (1999) et Loumagne et al., (2001) montrent une amélioration d'environ 10 % du critère de Nash en période de crues. Il convient de souligner que des améliorations suscitées ont été obtenues à partir de simulations dont les prévisions de pluie étaient connues. Aussi, si ces informations ne sont pas disponibles ou de mauvaise qualité, les gains apportés par l'assimilation des produits SAR dans les modèles hydrologiques pourraient être encore plus importants (Weiss et al., 2003).

Peu d'études ont tenté d'intégrer les données SAR à l'échelle parcellaire dans les modélisations (Mattia et al., 2009; Pauwels et al., 2002). Pourtant des méthodes ont été développées pour corriger les effets de la rugosité sur les estimations d'humidité en bande C à cette échelle (détection de changement, modélisation physique ou semi-empirique) (Mattia et al., 2006; Vernieuwe et al., 2011a; Wagner et al., 2008; Zribi et al., 2011). Aussi, le nombre limité d'études assimilant les estimations d'humidité SAR à l'échelle parcellaire aux modélisations peut être en partie imputé à la complexité des méthodes disponibles pour corriger le signal des effets de la rugosité, avant d'accéder à un produit d'humidité. L'assimilation des estimations d'humidité SAR à l'échelle parcellaire dans les modèles hydrologiques devrait d'avantage se développer avec l'arrivée des produits d'humidité TerraSAR-X de haute précision et ne nécessitant pas de correction des effets de la rugosité sur le signal ($RMSE < 4\%$).

De plus, la variabilité intra-parcellaire de l'humidité peut être importante et impacter de façon non négligeable les dynamiques hydrologiques modélisées à l'échelle parcellaire (Mallant et al., 1996 ; Minet et al., 2011). C'est pourquoi, pour obtenir une modélisation hydrologique précise à une échelle fine, les paramètres hydrologiques doivent être déterminés à l'échelle intra-parcellaire. Des produits à des échelles très fines sont également nécessaires pour répondre à des besoins d'agriculture de précision ou de modélisation de précipitation/ruissellement des petits bassins versants. Vernieuwe et al., (2011b) proposent une méthode basée sur un algorithme de changement d'échelle afin de permettre l'intégration de l'humidité du sol estimée à l'échelle parcellaire à partir d'un capteur en bande C, dans un modèle hydrologique de précision (nécessitant des échelles intra-parcellaires). Néanmoins, même si les estimations semblent de qualité, cette méthode de désagrégation des données en bande C reste complexe à mettre en œuvre en comparaison avec la possibilité d'estimer directement l'humidité des sols à cette très fine échelle en bande X. La très grande sensibilité de la bande X à l'humidité, couplée à la

haute résolution du capteur TerraSAR-X est là aussi, un atout permettant d'accéder facilement à des mesures directes d'humidité intra-parcellaire.

Par ailleurs, pour assurer une estimation d'humidité SAR de qualité, la plupart des études assimilant les produits SAR en bande C ne prenaient en compte que les sols nus et les parcelles peu végétalisées dans le calcul de l'indice hydrique assimilé au modèle. Il était donc nécessaire de créer au préalable un masque des parcelles de sols nus, et un masque de parcelles peu végétalisées, grâce à des mesures *in situ* ou à des images optiques. Certaines études ont étendu les estimations SAR d'humidité aux parcelles végétalisées mais l'indice dérivé était peu pertinent et peu d'études ont donc testé leur assimilation dans les modèles (Pauwels et al., 2002).

Enfin, étant donné la grande diversité des besoins des modélisations hydrologiques de surface et les limites de changement d'échelles, Wagner et Houser (2004) définissent le capteur « idéal » comme un capteur capable d'estimer l'humidité avec une précision d'au moins 5 %, avec une répétitivité temporelle de 1 à 5 jours et avec une résolution spatiale plus fine que celle utilisée par les modèles. De plus, quelle que soit la méthode d'assimilation, ils soulignent que satisfaire les conditions de précision et de résolution spatiale est plus important que de contenter la condition temporelle.

Aussi, avec sa grande précision d'estimation (< 4% sans corriger l'effet de la rugosité), sa haute répétitivité temporelle (~ 2 jours) et sa très haute résolution spatiale (1m), le capteur TerraSAR-X remplit parfaitement les conditions du capteur idéal défini par Walker et Houser (2004) pour des applications hydrologiques à fine échelle (intra-parcellaire, parcellaire, petite région). De plus, cette prédisposition est renforcée par sa capacité à détecter les sols nus d'intérêt sans besoin de données externes (optique ou *in situ*). C'est pourquoi, de futures études mériteraient d'être menées afin d'exploiter ce potentiel et de déterminer l'apport réel de l'assimilation des humidités estimées par TerraSAR-X dans les modèles hydrologiques. Investir des recherches dans ce sens est particulièrement utile, car la continuité de la bande X est assurée avec son successeur TerraSAR-X2 et la constellation Cosmo-SkyMed.

3.1.2. Autres produits dérivables des données TerraSAR-X

La composition du sol est aussi un paramètre important et souvent pris en compte dans les modélisations hydrologiques et agronomiques de surface (model SIM de Météo-France par exemple). S'il n'est pas possible d'estimer directement la composition du sol en bande X, en revanche les différences de dynamiques hydriques engendrées par les différences de

composition sont détectables. Ainsi, il est possible de dériver des produits montrant l'extension spatiale des zones de compositions différentes (Zribi et al., 2012).

Par sa capacité à cartographier l'extension spatiale et l'état hydrique des sols battants, le capteur TerraSAR-X (et donc CosmoSkyMed) peut également apporter des solutions spécifiques à la modélisation du ruissellement des sols agricoles pour les études de risques d'érosion et d'inondation. En effet, la structure de battance est connue pour influencer la répartition des précipitations entre ruissellement et infiltration (Auzet et al., 1995) et son observation *in situ* est difficile à l'échelle d'un bassin versant. Or, que ce soit à l'échelle des parcelles ou des bassins versants, la prise en compte de la structure de battance facilite la paramétrisation des propriétés d'infiltration des sols dans les modèles de ruissellement et d'infiltration (Casenave et Valentin, 1992; Cerdan et al., 2002). La structure de battance est aussi prise en compte dans des méthodes de cartographie du risque d'érosion (Le Bissonnais et al., 2001). Le capteur TerraSAR-X pourrait donc être utilisé comme un outil d'appui pour délimiter les zones encroûtées à l'échelle intra-parcellaire sur de vastes étendues (scène de 10 km x 10 km).

Enfin, un autre moyen important pour améliorer les simulations hydrologiques en utilisant des données SAR est la calibration des modèles avec des cartes de zones inondées dérivées d'images radar acquises durant les inondations. La haute répétitivité temporelle et la très haute résolution spatiale de TerraSAR-X est ici aussi un atout. Zwenzner et Voigt (2009) montrent que la fusion des données TerraSAR-X avec un modèle numérique de terrain Lidar permet de générer des cartes de niveau d'eau de zones inondées d'une grande qualité. L'apport de l'assimilation de ces cartes pour améliorer les modèles de prévision d'inondations n'a pas encore été testé. Toutefois, d'autres travaux basés sur des capteurs SAR en bande C ont montré que l'assimilation des cartes de niveau d'eau dérivées des données SAR dans les modèles hydrauliques améliorerait leurs prévisions car elles permettent de mieux contraindre le modèle (Giustarini et al., 2011; Hostache et al., 2009; Matgen et al., 2007, 2011; Montanari et al., 2009)

Ainsi, les possibilités d'exploitation de la bande X sont nombreuses, notamment pour les applications hydrologiques (ruissellement, drainage, débit...) et agronomiques. La revue des potentiels d'application discutée ci-avant est loin d'être exhaustive et se concentre sur les sols et l'hydrologie de surface. Les applications liées à la biomasse ne sont pas présentées ici. Néanmoins, le potentiel d'utilisation des données SAR dans le cadre de la gestion des ressources forestières et le suivi des cultures (discrimination des types, rendement, cycle de croissance et paramètre caractérisant la biomasse) ont aussi été montrés dans de nombreuses études que ce soit en bande X, ou en bandes C et L (Bouman et al., 1991; Breidenbach et al., 2010; Brown et al., 2003; Ferrazzoli et al., 2001; Mahmoud et al., 2011; Prasad et al., 2009).

3.2. POTENTIEL DE DIFFUSION

Malgré les contraintes imposées par les capteurs SAR de première génération (effet de la rugosité, détection des sols nus non automatique, résolution spatiale et temporelle des capteurs), de nombreux outils permettant d'améliorer concrètement les prévisions des modèles à partir des données SAR ont été développés (méthodes d'assimilations et d'inversion du signal). Ces outils ont été élaborés grâce à la collaboration entre les différentes disciplines (instrumentation, agriculture, hydrologie...). Cette coopération devra continuer car seule la communauté hydrologique est en mesure d'exprimer ses besoins en termes de paramètres nécessaires en entrée des modèles. Par ailleurs, comme le montre le sondage réalisé auprès d'agronomes et d'hydrologues (scientifiques et opérationnels), les produits pouvant être dérivés des capteurs SAR leur semblent très intéressants, et ils imaginent déjà leurs utilisations dans diverses applications (cf. sondage, en annexe).

Si l'intérêt scientifique pour les techniques SAR est déjà un acquis, leur utilisation reste encore souvent à valoriser du point de vue des utilisateurs opérationnels. En effet, au-delà de l'adéquation entre les mesures SAR et les besoins (qualité et facilité des algorithmes), l'un des freins au développement des applications est notamment l'incertitude sur la pérennité et la continuité des données. En effet, face au manque de garantie d'avoir des données sur le long terme, les utilisateurs potentiels ne peuvent qu'hésiter à s'investir dans l'utilisation des données SAR. De plus, même si le coût de mesures *in situ* équivalentes pourrait être encore plus élevé, l'accès à la plupart des données SAR est encore inabordable pour des applications non scientifiques (Chapitre I, Table 2).

Des efforts importants ont été déployés ces dernières années en Europe (GMES) et en France (Géosud, Pôle Surface Continentale) pour créer des infrastructures et des services opérationnels d'exploitation de données d'Observation de la Terre. Ces initiatives ont (entre autres) pour vocation d'apporter des réponses opérationnelles aux besoins des utilisateurs. Elles devraient ainsi dynamiser les transferts des techniques satellitaires vers l'opérationnel, notamment en offrant de nouvelles possibilités d'accès aux données, réduisant les coûts et favorisant l'accès aux images pour des recherches thématiques (hydrologie, agronomie, biodiversité...) et des services publics. Malheureusement, à ce jour, ces initiatives favorisent essentiellement l'utilisation des systèmes satellitaires optiques. Seule l'initiative du GMES qui souhaiterait mettre gratuitement à disposition les données Sentinel en bande C de l'ESA, pourrait faciliter l'accès aux données radar. De plus, toutes ces initiatives restent réservées à des applications non industrielles, ce qui freine la valorisation des données par les entreprises dans le cadre du développement de solutions opérationnelles pour la gestion durable de l'environnement.

Enfin, si l'utilisation des techniques SAR pour l'humidité des sols n'est actuellement qu'au stade de la recherche, d'autres produits satellitaires optiques sont déjà utilisés de façon opérationnelle pour des applications d'agriculture de précision. On peut dès lors imaginer un futur, où des services d'assistance par satellite SAR permettraient une gestion durable des ressources en eau, en signalant à un système d'irrigation comment et quand répartir la ressource...



ANNEXES

ANNEXES	189
SONDAGE	191
TABLE DES FIGURES.....	201
Liste des tableaux.....	203
BIBLIOGRAPHIE.....	204

SONDAGE

1. QUESTIONNAIRE EN LIGNE

<http://www.mon-enquete-enligne.fr/index.php?sid=81993&lang=fr>

1: Seriez vous intéressé par des données sur la surface des sols agricoles ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
Humidité	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Rugosité (lisse, rude, très rude)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Composition (Argile, Limon, Sable, Matière Organique)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Structure du sol (croue de battance)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

2: Pour quels types d'applications ? (donner si possible un exemple)
Cochez la ou les réponses

Hydrologie

Agronomie

Autres

3: Seriez vous intéressé par des cartes de .. (donnez si possible un exemple d'utilisation)
Cochez la ou les réponses

l'humidité du sol

la rugosité des sols

la battance des sols

l'état des sols agricoles (non labouré, semé, en végétation)

la composition (Argile, Limon, sable)

gel

Humidité 1/3: A quelle échelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
Intra-parcellaire (mètre)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Parcelle agricole (hectare)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Bassin versant	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Continentale	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

Humidité 2/3: Avec quelle répétitivité temporelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
Heure	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Jour	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Semaine	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Mois	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Année	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

Humidité 3/3: Avec quelle précision de mesure, l'humidité des sols serait-elle utile ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
gamme (sec, humide, très humide)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
+/- 10%	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
+/- 5%	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
+/-1%	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

Rugosité 1/3: A quelle échelle, la rugosité des sols serait-elle utile ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
Intra-parcellaire (metre)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Parcelle agricole (hectare)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Bassin versant	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Continentale	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

Rugosité 2/3: Avec quelle répétitivité temporelle, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
Heure	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Jour	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Semaine	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Mois	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Année	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

Rugosité 3/3: Avec quelle précision de mesure, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?

	Oui	Indifférent	Non	Sans réponse
Gamme (lisse, rudeux, très rudeux)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Centimétrique	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
Millimétrique	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

10: Quel est votre domaine de compétence ?

Commentaires:

: merci de votre participation! :)

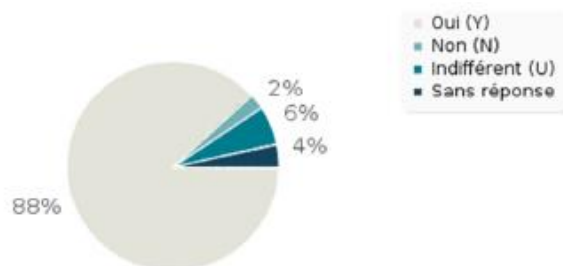
Envoyer

1. RESULTATS

Résultat pour : 1(1)

Seriez-vous intéressé par des données sur la surface des sols agricoles ?
[Humidité]

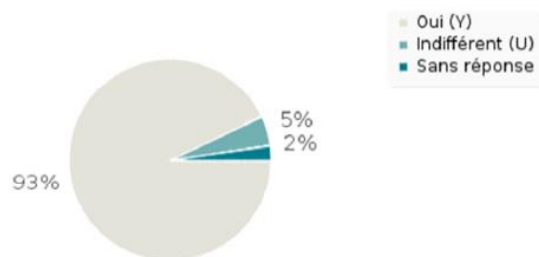
Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	75	88.24%
Non (N)	2	2.35%
Indifférent (U)	5	5.88%
Sans réponse non complété	3 0	3.53% 0



Résultat pour : 1(3)

**Seriez-vous intéressé par des données sur la surface des sols agricoles ?
[Composition (Argile, Limon, Sable, Matière Organique)]**

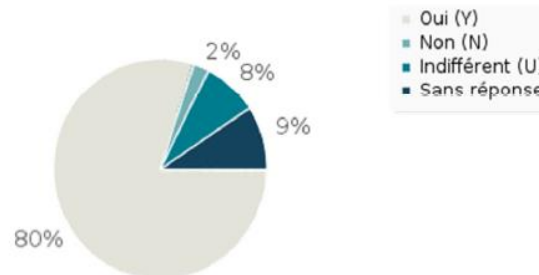
Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	79	92.94%
Non (N)	0	0
Indifférent (U)	4	4.71%
Sans réponse non complété	2	2.35%
	0	0



Résultat pour : 1(4)

**Seriez-vous intéressé par des données sur la surface des sols agricoles ?
[Structure du sol (croue de battance)]**

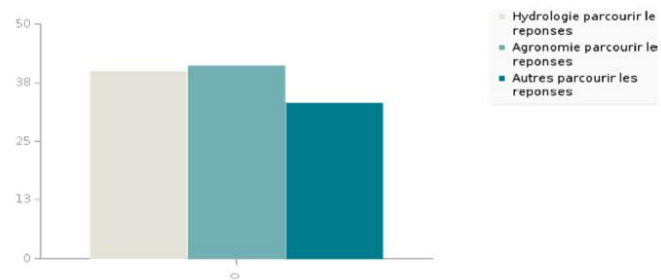
Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	68	80.00%
Non (N)	2	2.35%
Indifférent (U)	7	8.24%
Sans réponse non complété	8	9.41%
	0	0



Résultat pour : 2

Pour quels types d'applications ? (donner si possible un exemple)

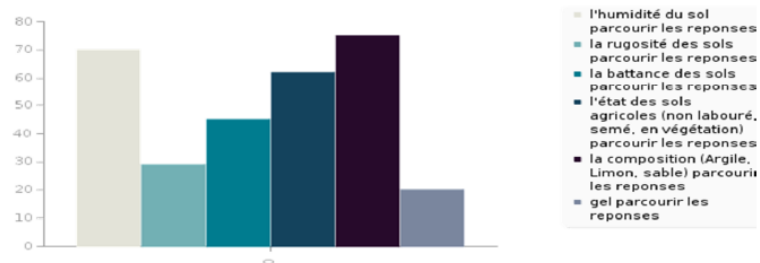
Hydrologie	40	47.06%
Agronomie	41	48.24%
Autres	33	38.82%



Résultat pour : 3

Seriez-vous intéressé par des cartes de... (donnez si possible un exemple d'utilisation)

l'humidité du sol	70	82.35%
la rugosité des sols	29	34.12%
la battance des sols	45	52.94%
l'état des sols agricoles (non labouré, semé, en végétation)	62	72.94%
la composition (Argile, Limon, sable)	75	88.24%
gel	20	23.53%



Humidité

Résultat pour : Humidité 1/3(1)
A quelle échelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Intra-parcellaire (mètre)]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	41	48.24%
Non (N)	8	9.41%
Indifférent (U)	8	9.41%
Sans réponse	28	32.94%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 1/3(2)
A quelle échelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Parcelle agricole (hectare)]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	67	78.82%
Non (N)	1	1.18%
Indifférent (U)	4	4.71%
Sans réponse	13	15.29%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 1/3(3)
A quelle échelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Bassin versant]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	45	52.94%
Non (N)	3	3.53%
Indifférent (U)	6	7.06%
Sans réponse	31	36.47%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 1/3(4)
A quelle échelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Continentale]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	9	10.59%
Non (N)	10	11.76%
Indifférent (U)	17	20.00%
Sans réponse	49	57.65%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 2/3(1)
Avec quelle répétitivité temporelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Heure]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	18	21.18%
Non (N)	6	7.06%
Indifférent (U)	15	17.65%
Sans réponse	46	54.12%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 2/3(2)
Avec quelle répétitivité temporelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Jour]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	51	60.00%
Non (N)	2	2.35%
Indifférent (U)	9	10.59%
Sans réponse	23	27.06%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 2/3(3)
Avec quelle répétitivité temporelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Semaine]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	40	47.06%
Non (N)	4	4.71%
Indifférent (U)	8	9.41%
Sans réponse	33	38.82%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 2/3(4)
Avec quelle répétitivité temporelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Mois]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	34	40.00%
Non (N)	5	5.88%
Indifférent (U)	9	10.59%
Sans réponse	37	43.53%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 2/3(5)
Avec quelle répétitivité temporelle, l'humidité des sols devrait-elle être mesurée ?[Année]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	22	25.88%
Non (N)	11	12.94%
Indifférent (U)	7	8.24%
Sans réponse	45	52.94%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 3/3(2)

Avec quelle précision de mesure, l'humidité des sols serait-elle utile ?[+/- 10%]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	37	43.53%
Non (N)	6	7.06%
Indifférent (U)	5	5.88%
Sans réponse	37	43.53%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 3/3(3)

Avec quelle précision de mesure, l'humidité des sols serait-elle utile ?[+/- 5%]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	41	48.24%
Non (N)	3	3.53%
Indifférent (U)	7	8.24%
Sans réponse	34	40.00%
non complété	0	0

Résultat pour : Humidité 3/3(4)

Avec quelle précision de mesure, l'humidité des sols serait-elle utile ?[+/-1%]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	18	21.18%
Non (N)	8	9.41%
Indifférent (U)	13	15.29%
Sans réponse	46	54.12%
non complété	0	0

Rugosité

Résultat pour : Rugosité 1/3(1)

A quelle échelle, la rugosité des sols serait-elle utile ?[Intra-parcellaire (mètre)]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	22	25.88%
Non (N)	2	2.35%
Indifférent (U)	12	14.12%
Sans réponse	49	57.65%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 1/3(2)

A quelle échelle, la rugosité des sols serait-elle utile ?[Parcelle agricole (hectare)]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	38	44.71%
Non (N)	0	0
Indifférent (U)	7	8.24%
Sans réponse	40	47.06%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 1/3(3)

A quelle échelle, la rugosité des sols serait-elle utile ?[Bassin versant]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	22	25.88%
Non (N)	2	2.35%
Indifférent (U)	12	14.12%
Sans réponse	49	57.65%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 1/3(4)

A quelle échelle, la rugosité des sols serait-elle utile ?[Continentale]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	1	1.18%
Non (N)	6	7.06%
Indifférent (U)	17	20.00%
Sans réponse	61	71.76%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 2/3(1)

Avec quelle répétitivité temporelle, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Heure]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	1	1.18%
Non (N)	7	8.24%
Indifférent (U)	15	17.65%
Sans réponse	62	72.94%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 2/3(2)

Avec quelle répétitivité temporelle, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Jour]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	11	12.94%
Non (N)	4	4.71%
Indifférent (U)	16	18.82%
Sans réponse	54	63.53%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 2/3(3)

Avec quelle répétitivité temporelle, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Semaine]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	26	30.59%
Non (N)	3	3.53%
Indifférent (U)	10	11.76%
Sans réponse	46	54.12%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 2/3(4)

Avec quelle répétitivité temporelle, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Mois]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	25	29.41%
Non (N)	1	1.18%
Indifférent (U)	8	9.41%
Sans réponse	51	60.00%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 2/3(5)

Avec quelle répétitivité temporelle, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Année]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	14	16.47%
Non (N)	6	7.06%
Indifférent (U)	8	9.41%
Sans réponse	57	67.06%
non complété	0	0

Résultat pour : Rugosité 3/3(1)

Avec quelle précision de mesure, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Gamme (lisse, rugueux, très rugueux)]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	33	38.82%
Non (N)	0	0
Indifférent (U)	7	8.24%
Sans réponse	45	52.94%
non complété	0	0

Resultat pour : Rugosité 3/3(2)

Avec quelle précision de mesure, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Centimétrique]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	21	24.71%
Non (N)	2	2.35%
Indifférent (U)	14	16.47%
Sans réponse	48	56.47%
non complété	0	0

Resultat pour : Rugosité 3/3(3)

Avec quelle précision de mesure, la rugosité des sols devrait-elle être mesurée ?[Millimétrique]

Réponse	Décompte	Pourcentage
Oui (Y)	5	5.88%
Non (N)	6	7.06%
Indifférent (U)	14	16.47%
Sans réponse	60	70.59%
non complété	0	0

Général

Resultat pour : 10

Quel est votre domaine de compétence ?

Réponse	84	98.82%
Sans réponse	1	1.18%
non complété	0	0

Resultat pour : Commentaires

Réponse	23	27.06%
Sans réponse	62	72.94%
non complété	0	0

1	Ecologie
2	
3	Ecologie et information spatiale, continuités écologiques, Trames vertes et bleues
4	géochimie des eaux et des sols
5	Pédologie
6	hydrologie
7	formateur
8	Modélisation hydrologique
9	Agriculture et NTIC : Elevage
10	Hydrologie, interactions sol végétation atmosphère
11	hydrologie - érosion - transport sédimentaire
12	géographie physique, biodiversité
13	editeur de logiciel dédié au monde agricole, responsable produit
14	Environnement
15	Bio informaticien
16	hydromorphologie hydrologie
17	Hydrologie, érosion
18	chef de projet environnement - dossiers réglementaires
19	Hydrologie/ ressource en eau/ obs spatiale
20	géochimie des sols
21	Chargé d'études hydraulique
22	hydro-biogéochimie
23	hydrologie, modélisation hydraulique + morphodynamique (ancien poste)
24	écologie des organismes du sol
25	Ruissellement/Erosion
26	statistiques
27	la cartographie numérique des sols
28	Post doc pedologie
29	agronomie
30	simulation du transport de pesticides vers les ressources en eau
31	Environnement
32	Ecologie microbienne des sols
33	science du sol, agronomie, évaluation environnementale
34	agronomie, gestion fertilité
35	PROTECTION RESSOURCES EN EAU POTABLE
36	Agronomie, hydrologie, modélisation
37	Erosion/Ruissellement
38	matière organique
39	agronomie
40	Hydropédologie- Ecodéveloppement soutenu-Services écosystémiques
41	agronomie - réhabilitation des sols dégradés
42	Agronomie-Sciences du sol
43	Hydropédologie
44	Pédologie, cartographie

45	agro-pédologie
46	Science du sol
47	pedologie, agronomie, aménagement de l'espace rurale
48	pédologie
49	Pédologie
50	biologie des sols
51	agronomie
52	Erosion hydrique
53	Hydrologie de la zone non saturée
54	hydrologie
55	Pédologie, cartographie des sols
56	évaluation des risques
57	agronomie / viticulture
58	Science du Sol, Physique du Sol
59	propriétés physiques des sols
60	Prévision hydrologique
61	chargée de mission "milieux aquatiques et zones humides" DRIEE IDF
62	
63	hydrologie, aménagement du territoire
64	pollution environnement dont les sols
65	Risque inondation
66	Cartographie numérique des sols
67	Pédologie cartographe
68	paléo-pédologie, micromorphologie des sols archéologiques
69	Pédologie, milieux aquatique
70	Modélisation hydrologique pour la prévision des crues
71	Hydrologie et prévision (des crues)
72	hydrologie
73	hydrogéologie
74	Prévisionniste de crues
75	Géophysique appliquée
76	Hydrologie
77	Géophysique appliquée de la proche surface
78	Agronome "généraliste" avec des missions globales "connaissance des sols" pour des utilisations régionales (dont l'analyse du risque érosif, en relation avec les pratiques de agriculteurs
79	hydrologie, hydrogéologie, biogéochimie, modélisation
80	Biogéochimie isotopique, cycle de l'azote
81	agronomie, écologie des sols
82	hydrologie, physique du sol
83	agronomie
84	irrigation à la SCP
85	Hydrogéologie

TABLE DES FIGURES

Figure 1. Le sol et ses fonctions. (Adaptée de : INRA, 2009).	15
Figure 2. L'aléa d'érosion des sols en Europe (a) et en France par petites régions agricoles (b). Source : Gis Sol-Inra-SOeS, 2011.....	17
Figure 3. Influence des paramètres de surface (humidité, rugosité, composition, structure) sur chacun des processus du cycle de l'eau (précipitation, ruissellement, infiltration, évaporation).	19
Figure 4. Solutions aux problèmes liés à la gestion de l'état de surface du sol, et nécessitant des solutions à des échelles temporelles variées. (Bloschl and Sivapalan, 1995).....	20
Figure 5. Dynamique de l'humidité d'un sol nu mesurée par le réseau TDR du site d'Orgeval (2009) : lacunes dans l'enregistrement des sondes (rectangle rose). Dynamiques hydriques non retranscrites (flèches roses) du fait d'un laps de temps trop long entre les mesures d'humidités (intervalle marron).....	21
Figure 6. Plage de fréquences (GHz) et de longueurs d'onde (cm) des bandes hyperfréquences exploitées par les capteurs RADAR.	23
Figure 7. Modes d'acquisitions TerraSAR-X. Crédit image : EADS Astrium.	28
Figure 8. Mode d'acquisition RADARSAT-2. Crédit image : MDA.	31
Figure 9. Localisation des sites d'étude : Orgeval (1), Versailles (2), Villamblain (3), Yzeron (4), Thau (5), Garon (6).....	34
Figure 10: Axes de recherche et plan de travail.	38

- Figure 11: Profilomètre à aiguille – Exemple de mesure de rugosité perpendiculaire aux sillons du labour. 45
- Figure 12. Triangle de texture du Département d'Agriculture des États-Unis (USDA) présentant les gammes de compositions granulométriques moyennes des différents sites d'étude : Orgeval (1) ; Versailles (2) ; Villamblain (3) ; Yzeron (4) ; Thau (5) ; Garon (6). 48
- Figure 13. Localisation des stations pluviométriques (bleu) et de température (jaune) sur la scène acquise par TerraSAR-X le 2 mars 2010. 50
- Figure 14. Comparaison de la dynamique du signal TerraSAR-X à la rugosité du sol selon la gamme d'humidité (faible : $mv < 15\%$; moyenne : $15\% < mv < 20\%$; forte : $mv > 25\%$) pour les faibles (a) et les forts (b) angles d'incidence. 83
- Figure 15. Sensibilité du signal TerraSAR-X à l'humidité du sol pour deux groupes d'incidence : 25° - 33° (a) et 50° - 54° (b). Chaque point correspond à la moyenne du coefficient de rétrodiffusion en décibel d'un champ témoin. 86

LISTE DES TABLEAUX

- Table 1. Vue d'ensemble des modes d'imagerie de TerraSAR-X (d'après le document de spécification du produit défini par la DLR). Le mode polarimétrique n'est pas listé dans ce tableau, car ce mode est présent sur le capteur à titre expérimental. Les configurations choisies dans le cadre de cette thèse sont tramées de gris..... 28
- Table 2. Comparaison de configurations proposées par les capteurs SAR de nouvelle génération. DLR Agence spatiale allemande ; CSA : Agence spatiale canadienne ; MDA : MacDonal, Dettwiler and Associates Ltd. (*) Pour les projets scientifiques, les données de ces capteurs sont accessibles à un coût très réduit, via des programmes de l'agence spatiale européenne ou des agences spatiales développant les capteurs (CSA, RADARSAT-2, projet SOAR ; DLR, TerraSAR-X, Science Plan). 32
- Table 3. Principales caractéristiques des images optiques acquises sur le site d'Orgeval (PIR: Proche Infra rouge; MIR= Infrarouge moyen). 53
- Table 4. Base de données in situ et SAR : Acquisitions TerraSAR-X (noir), RADARSAT-2 (rose) - Séquences multi-fréquentielles (grisée) - Couples d'acquisitions TerraSAR-X à fortes et faibles incidences (■)- SMAC : Calibration de l'algorithme d'estimation de l'humidité ; BSD : Détection des sols nus ; SMAV : Validation de l'algorithme d'estimation de l'humidité ; BSMOM : Cartographie opérationnelle de l'humidité des sols nus. - *Sols gelés : ces données sont uniquement utilisées pour la cartographie de l'humidité). 55
- Table 5. Différences d'humidité et de signal SAR (TerraSAR-X et RADARSAT-2) entre les sols II et I, des parcelles présentant un encroutement en 2009 et 2010. Pour 2009, à partir du 3 avril, seules 3 parcelles sur 5 présentent encore un écroûtement à la surface des sols II, du fait des opérations de labours printaniers. « - »: données non disponibles. 91

BIBLIOGRAPHIE

A

- Albergel, C., (2010).** Assimilation de données de télédétection dans le modèle ISBA-A-gs pour une analyse conjointe de la biomasse et de l'état hydrique du sol. *Thèse de doctorat Université de Toulouse 3 Paul Sabatier.*
- Allain, S., Ferro-Famil, L., Pottier, E., (2006).** A polarimetric classification from PolSAR data using SERD/DERD parameters. *Proc. EUSAR, Dresden, Germany, May 16–18 2006.*
- Altse, E., Bolognani, O., Mancini, M., (1996).** Retrieving soil moisture over bare soil from ERS1 synthetic aperture radar data: Sensitivity analysis based on a theoretical surface scattering model and field data. *Water Resources Research, vol. 32: 653-661.*
- Álvarez-Mozos, J., Verhoest, N.E., Larrañaga, A., Casalí, J., González-Audícana, M., (2009).** Influence of Surface Roughness Spatial Variability and Temporal Dynamics on the Retrieval of Soil Moisture from SAR Observations. *Sensors. 2009; vol. 9 (1):463-489.*
- Álvarez-Mozos, J., González-Audícana, M., Casalí, J., (2007).** Evaluation of empirical and semi-empirical backscattering models for surface soil moisture estimation. *Journal canadien de télédétection, vol. 33 (3): 176-188.*
- Armand, R., (2009).** Étude des états de surface du sol et de leur dynamique pour différentes pratiques de travail du sol : mise au point d'un indicateur de ruissellement. *Thèses de doctorat, Université de Strasbourg.*
- Assouline, S., (2004).** Rainfall-Induced Soil Surface Sealing: A Critical Review of Observations, Conceptual Models, and Solutions. *Vadose Zone Journal, vol. 3:570–591.*
- Asseline, J., Mtimet, A., Pontanier, R., Clery, J., (1987).** Une méthode de caractérisation, en zone aride et semi-aride, des états de surfaces élémentaires (1m²) soumis à des averses contrôlées. *Gouttes et Splash, vol. 4(1): 13-18.*
- Attema, E. P. W., Ulaby, F. T., (1978).** Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science vol. 13 (2):357-364*
- Aubert, D., Loumagne, C., Weisse, A., Le hegarat-Masclé, S., (2001).** Assimilation of earth Observation data into hydrological models: the sequential method. *Remote sensing and Hydrology Symposium, 5th International Workshop on Application of remote Sensing in Hydrology, October 2001.*
- Auzet, A.V., Kirkby, M.J., Van Dijk, P., (2005).** Surface characterisation for soil erosion forecasting. *Catena, vol. 62 (2–3): 77–78.*

Auzet, A.V., (2000). Ruissellement, érosion et conditions de surface des sols à l'échelle de versants et petits bassins versants. *Mémoire de HDR, CEREG, ULP (Strasbourg)*.

Auzet, A.V., Boiffin, J., Ludwig, B., (1995). Concentrated flow erosion in cultivated catchments: influence of soil surface state. *Earth Surface Processes and Landforms*, vol. 20: 759-767.

Auzet, A.V., Boiffin, J., Papy, F., Maucorps, J., Ouvry, J.F., (1990). An approach to the assessment of erosion forms and erosion risk on agricultural land in the northern Paris Basin, France. *J.Boardman, I.D.L. Foster and J.A. Dearing (Eds.), Soil Erosion on agricultural land. Wiley: 383-400.*

B

Bach, H., Mauser, W., (2003). Methods and examples for remote sensing data assimilation in land surface process modeling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41 (7):16239-1637.

Baghdadi, N., Camus, P., Beaugendre, N., Issa, O.M., Zribi, M., Desprats, J.F., Rajot, J.L., Abdallah, C., Sannier, C., (2011b). Estimating Surface Soil Moisture from TerraSAR-X Data over Two Small Catchments in the Sahelian Part of Western Niger. *Remote Sensing*, vol. 3:1266-1283.

Baghdadi, N., Cresson, R., Todoroff, P., Moinet, S., (2010). Multitemporal Observations of Sugarcane by TerraSAR-X Images. *Sensors*, vol. 10 (10): 8899-8919.

Baghdadi, N., Zribi, M., Loumagne, C., Ansart, P., Paris Anguela, T., (2008a). Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote sensing of Environnement*, vol. 112 (12): 4370-4379.

Baghdadi, N., Cerdan, O., Zribi, M., Auzet, V., Darboux, F., El Hajj, M., Bou Keir R., (2008b). Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics: application to hydrological and erosion modelling. *Hydrological Processes*, vol. 22 (1): 9-20.

Baghdadi, N., Aubert, M., Cerdan, O., Franchistéguy, L., Viel, C., Martin, E., Zribi, M., Desprats, J.F., (2007). Operational mapping of soil moisture using synthetic aperture radar data: application to Touch basin (France). *Sensors Journal*, vol. 7: 2458-2483.

Baghdadi, N., Holah, N., Zribi, M., (2006). Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27 (10): 1907-1920.

Baghdadi, N., Holah, N., Dubois-Fernandez, P., Prévot, L., Hosford, S., Chanzy, A., Dupuis, X., Zribi M., (2004). Discrimination potential of X-band polarimetric SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25 (22): 4933-4943

Baghdadi, N., Bonnifait, L., King C., Bourguignon, A., (2003). Utilisation des images SAR pour la calibration empirique du modèle IEM dans un contexte de sols nus en zones agricoles. *Revue de télédétection*, vol. 3 (1) : 1-16.

Baghdadi, N., Gaultier, S., King, C., (2002). Retrieving surface roughness and soil moisture from SAR data using neural network. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 28 (5):701-711.

Baup, F., Mougín, E., De Rosnay, P., Hiernaux, P., Frappart, F., Frison, P. L., Zribi, M., Viarre, J., (2011). Mapping surface soil moisture over the Gourma mesoscale site (Mali) by using ENVISAT ASAR data. *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 15: 603-616.

Beaudoin, A., Gwy, Q.H.J., Le Toan, T., (1990). SAR observation and modelling of the C-band backscatter variability due to multi-scale geometry and soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28: 886-894.

Beckmann, P., Spizzichino, A., (1963). The scattering of electromagnetic waves from rough surface. *Pergamon Press, Oxford*.

Blöschl, G., Sivapalan, M., (1995). Scale issues in hydrological modelling: A review. *Hydrological Processes*, vol. 9: 251–290.

Boiffin, J., Papy F., & Eimberck, M., (1988). Influence des systèmes de culture sur les risques d'érosion par ruissellement concentré : Analyse des conditions de déclenchement de l'érosion. *Agronomie*, vol. 8: 663-673.

Boiffin, J., (1984). La dégradation structurale des couches superficielles du sol sous l'action des pluies. *Thèse de doctorat, Sciences agronomiques, INA Paris-Grignon*.

Boulet, G., (2011). Modélisation, spatialisation et assimilation des données de la télédétection pour la gestion de l'eau des milieux semi-arides. *Mémoire de HDR, Université paul Sabatier Toulouse 3*.

Bouman, B.A.M., (1991). Crop parameter estimation from ground-based x-band (3 cm wave) radar backscattering data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 37(3): 193-205.

Breidenbach, J., Ortiz, S.M., Reich, M., (2010). Forest monitoring with TerraSAR-X: first results. *European Journal of Forest Research*, vol. 129(5): 813-823.

Brown, S.C.M, Quegan, S., Morrison, K., Bennett, J.C., Cookmartin, G., (2003). High-Resolution Measurements of Scattering in Wheat Canopies—Implications for Crop Parameter Retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, vol. 41 (7).

Bruckler, L., Wittono, H., Stengel, P., (1988). Near surface moisture estimation from microwave measurements. *Remote Sensing of Environment*, vol. 26: 101-121.

Brun, C., Bernard, R., Vidal Madjar, D., (1990). Mapping saturated areas with a helicopter borne C band scatterometer. *Water Resources Research*, vol. 26 (5): 945-955.

C

Callens, M., Verhoest, N.E.C., Davidson, M.W.J., (2006). Parameterization of tillage induced single scale soil roughness from 4 m profiles. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44: 878-888.

Casenave, A., & Valentin, C. (1992). A runoff capability classification system based on surface features criteria in semiarid areas of West Africa. *Journal of Hydrology*, vol. 130: 231-249.

Casenave, A., Valentin, C., (1990). Les états de surface de la zone sahélienne: influence sur l'infiltration. *Edition de l'ORSTOM*, 229 p.

Ceballos, A., Scipal, K., Wagner, W., Martinez-Fernandez, J. (2005). Validation of ERS scatterometer-derived soil moisture data in the central part of the Duero Basin, Spain. *Hydrological Processes*, vol. 19: 1549-1566.

Cerdan, O., Poesen, J., Govers, G., Saby, N., Le Bissonnais, Y., Gobin, A., Vacca, A., Quinton, J., Auerswald, K., Klik, A., Kwaad, F.J.P.M., Roxo, M.J., (2006). Sheet and rill erosion rates in Europe. *In Soil Erosion in Europe*, vol. 38 : 501-513.

Cerdan, O., Souchère, V., Lecomte, V., Couturier, A., Le Bissonnais, Y., (2002b). Incorporating soil surface crusting processes in an expert-based model: Sealing and Transfer by Runoff and Erosion related to Agricultural Management. *Catena*, vol. 46: 189-205.

Chanzy, A., King, C., Prévot, L., Remond, A., Wigneron, J.P., Calcagno, P., Zribi, M., Despras, J.F., (1998). Comparaison of ERS and multi-angle RADARSAT measurements on bare soils: First results. *Second International Workshop on Retrieval of Bio- & Geophysical parameters from SAR Data for Land Applications, ESTEC, Noordwijk, The Netherlands:471-477.*

Chanzy, A., (1993). Basic soil surface characteristics derived from active microwaves remote sensing. *Remote Sensing Reviews*, vol. 7: 303-319.

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

Cloude, S.R., Pottier, E., (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 34 (2): 498–518.

Commission des communautés européennes, (2002). Communication de la commission au conseil, au parlement Européen, au comité économique et social et au comité des régions : Vers une stratégie thématique pour la protection des sols. Bruxelles. *Le sol. Paris : Inra. 183 p. (coll. Dossier Inra).*

Coulombe-Simoneau, J., Hardy, S., Baghdadi, N., King, C., Bonn, F., Le Bissonais, Y., (2001). RADARSAT based monitoring of soil roughness over an agricultural area affected by excessive runoff. *International Symposium on Remote Sensing and Hydrology 2000, Santa Fe (New Mexico), 2-7 avril 2000, AIHS Red Book publication (267).*

Crosson, P., (1997). Will erosion threaten agricultural productivity? *Environment.*, 39 (8): 4-12.

Crow, W.T., Wagner, W., Naeimi, V., (2010). The Impact of Radar Incidence Angle on Soil-Moisture-Retrieval Skill. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 7 (3).

Crow, W. T., Ryu, D., (2009). A new data assimilation approach for improving runoff prediction using remotely-sensed soil moisture retrievals. *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 13: 1–16.

D

Davidson, M.W.J., Le Toan, T., Mattia, F., Satalino, G., Manninen, T., Borgeaud, M. (2000). On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38: 630-640.

Descroix, L., Viramontes, D., Vauclin, M., Gonzales Barrios, J.L., Esteves, M., (2000). Influence of soils surface features and vegetation on runoff and erosion in the Western Sierra Madre (Durango, Northwest Mexico). *Catena*, vol. 43: 115-135.

Dobson, M.C., Ulaby, F.T., (1986). Active microwave soil moisture research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-24 (1): 23-36.

Dobson, M.C., Ulaby, F.T. (1981). Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture and soil texture: Part III- soil tension. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 19: 51-61.

Dubois, P.C., Van Zyl, J., Engman, T., (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 33(4): 915-926.

E

Entekhabi, D., Nakamura, H., 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*, vol. 32: 438-448.

Engman, E.T., (1991). Microwave Remote Sensing of Soil Moisture, Progress, Potential and Problems. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 1995, "Quantitative Remote Sensing for Science and Applications"*, International, vol. 1: 489-491.

Easterling, D.R., Meehl, G.A., Parmesan, C., Changnon, S.A., Karl, T.R., Mearns L.O., (2000). Climate Extremes: Observations, Modeling, and Impacts. *Science*, vol. 289(5487): 2068-2074.

F

Ferrazzoli, P., (2001). SAR for agriculture: advances, problems and prospects. *Proceedings of the Third international Symposium on Retrieval of Bio- and Geophysical Parameters from SAR Data for Land Applications, Sheffield, UK, 11-14 September 2001.*

Ferro-Famil, L., Pottier, E., (2001). Classification de données SAR multifréquences polarimétriques. *Annals Télécommunications*, vol. 5 (9-10) : 510-522.

Francois, C., Quesney, A., Ottele, C., (2003). Sequential Assimilation of ERS-1 SAR Data into a Coupled Land Surface: Hydrological Model Using an Extended Kalman Filter. *J. Hydrometeorol.*, vol. 4: 473-487.

Fritz, T., Eineder, M., (2009). TerraSAR-X Ground Segment Basic Product Specification Document. *Doc.: TX-GS-DD-3302; DLR: Wessling, Germany, 18 March 2009; Issue 1.6, p. 108. Available online: https://tandemx-science.dlr.de/pdfs/TX-GS-DD-3302_Basic-Products-Specification-Document_V1.6.pdf.*

Fung, A.K., (1994). Microwave Scattering and Emission Models and their Applications. *Artech House, Norwood, Massachusetts: 573 p.*

Fung, A.K., Chen, K.S., (1992). Dependence of the surface backscattering coefficients on roughness, frequency and polarization states. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13: 1663-1680.

G

Galarneau, M., Leconte, R., Brissette, F., Pultz, T., Rousselle, J., (2001). Utilization of Radarsat in integrated catchment management. *Remote sensing and hydrology 2000 (Proceedings of a Symposium held at Santa Fe, New Mexico, USA, April 2000)*, IAHS, vol.267.

Gherboudj, I, Magagi, R., Berg, A.A., Toth, B, (2011). Soil moisture retrieval over agricultural fields from multi-polarized and multi-angular RADARSAT-2 SAR data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 115: 33-43.

Giustarini, L., Matgen, P., Hostache, R., Montanari, M., Plaza, D., Pauwels, V.R.N., De Lannoy, G. J. M., De Keyser, R., Pfister, L., Hoffmann, L., Savenije, H.H.G., (2011). Assimilating SAR-derived water level data into a hydraulic model: a case study. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol.15: 2349-2365.

Govers, G., Takken, I., Helming, K., (2000). Soil roughness and overland flow, *Agronomie*, vol. 20: 131-146.

H

Hajnsek, I., Jagdhuber, T., Schön, H., & Papathanassiou, K.P., (2009). Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47(2): 442-454.

Hajnsek, I., Pottier, E., Cloude, S.R., (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-41(4): 727-744.

Holah, N., Baghdadi, N., Zribi, M., Bruand, A., & King, C., (2005). Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environnement*, vol. 96 (1): 78-86.

Hallikainen, M., Ulaby, F., Dobson, F., El Rayes, M., Wu, L., (1985). Microwave dielectric behavior of wet soil. Part I: Empirical models and experimental observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 23: 25-34.

Hostache, R., Matgen, P., Schumann, G., Puech, C., Hoffmann, L., Pfister, L., (2009). Water level estimation and reduction of hydraulic model calibration uncertainties using satellite SAR images of floods. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, vol. 47: 431-441.

Houser, P.R., Shuttleworth, W. J., Famiglietti, J.S., Gupta, H. V., Syed, K.H., Goodrich, D.C., (1998). Integration of Soil Moisture Remote Sensing and Hydrologic Modelling Using Data Assimilation. *Water Resources Research*, vol. 34(12): 3405-3420.

J

Jackson, T.J., Bindlish, R., Cosh, M.H., Zhao, T., Starks, P.J., Bosch, D.D., Seyfried, M., Moran, M.S.; Goodrich, D.C., Kerr, Y.H., Leroux, D., (2012). Validation of Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) Soil Moisture Over Watershed Networks in the U.S. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50 (5): 1530-1543.

Joseph, A., Velde van der, R., O'Neill, P. E., Lang, R. H., & Gish, T., (2009). Soil moisture retrieval during a corn growth cycle using L-band (1.6 GHz) Radar observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46(8): 2365–2374.

K

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Richaume, P., Wigneron, J.P., Ferrazzoli, P., Mahmoodi, A., Al Bitar, A., Cabot, F., Gruhier, C., Enache Juglea, S., Leroux, D., Mialon, A., Delwart S., (2012). The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (in press)*.

Kerr, Y. H., (2007). Soil moisture from Space: Where are we?. *Hydrogeology Journal*, vol. 15 (1): 117-120.

King, D., Le Bissonnais, Y., (1992). Rôle des sols et des pratiques culturelles dans l'infiltration et l'écoulement des eaux. Exemple du ruissellement et de l'érosion sur les plateaux limoneux du nord de l'Europe. *C. R. Acad. FR.*, vol. 78 (6): 91-105.

L

Lal, R., (1998). Soil erosion impact on agronomic productivity and environment quality. *Critical Reviews in Plant Sciences*, vol. 17: 319-464.

Le Bissonnais Y., Cerdan, O., Fox, D.; Gascuel-Oudou, C., Martin, P.; Planchon, O., Rajot, J.L., Revel, J.C., (2005). L'érosion des sols. In Girard M.C., Walter C., Remy J.C., Berthelin J., Morel J.L., 2005, *Sols et Environnement*, Dunod (Ed.).

Le Bissonnais Y., Thorette J., Bardet C., Daroussin J., (2002). L'érosion hydrique des sols en France, INRA Orléans, IFEN.

Le Bissonnais Y., Montier C., Jamagne M., Daroussin J., King D., (2001). Mapping erosion risk for cultivated soil in France. *Catena*, vol. 46: 207-220.

Le Bissonnais, Y., et Singer, M.J., (1992). Crusting, Runoff and erosion Response to soil Water Content and Successive Rainfalls. *Soil Science Society American Journal*, vol. 56: 1898-1903.

Le Bissonnais, Y., (1990). Experimental study and modelling of soil surface crusting processes. *Catena, Supplement*, vol. 17: *Soil Erosion—Experiments and models*. R.B Bryan. (Ed.): 13-28.

Leconte R., Brissette, F., (2004). Mapping near-surface soil moisture with RADARSAT-1 synthetic aperture radar data. *Water Resources research*, vol. 40.

Lee, J.S., Ainsworth, T.L., Kelly, J.P., Lopez-Martinez, C., (2008). Evaluation and bias removal of multilook effect on entropy/alpha/anisotropy in polarimetric SAR decomposition,” *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46 (10): 3039-3052.

Le Hegarat-Mascle, S., Zribi, M., Alem, F., Weisse, A., Loumagne, C., (2002). Soil moisture estimation from ERS/SAR data: toward an operational methodology. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40(12), 2647- 2658.

Le Hégarat-Mascle, S., Alem, F., Quesney, A., Normand, M., Loumagne, C., (2000). Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR Data. *Proc. EUSAR2000, Munich, Germany, May 23–25 2000*.

Le Morvan A., Zribi M., Baghdadi N., Chanzy, A., (2008). Soil Moisture Profile Effect on Radar Signal Measurement. *Sensors*, 8, 256-270.

Le Roux X., Barbault R., Baudry J., Burel F., Doussan I., Garnier E., Herzog F., Lavorel, S., Lifran R., Roger-Estrade J., Sarthou J.P., Trommetter, M., (2008). Agriculture et biodiversité. Valoriser les synergies. *Expertise scientifique collective, synthèse du rapport, INRA (France)*.

Le Toan, T., Smacchia, P., Souyris, J.C., Beaudoin, A., Merdas, M., Wooding, M., Lichteneger, J., 1994. On the retrieval of soil moisture from ERS-1 SAR data. In *Proceedings Second ERS-1 Symposium. Space at the Service of our Environment, 11-14 October 1993, Hamburg, Germany: 883-888*.

Le Toan, T., Laur, H., Mougin, E., Lopes, A., (1989). Multitemporal and dual-polarization observations of agricultural vegetation covers by X-band SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(6), pp.709– 718.

Le Toan, T., (1982). Active microwave signatures of soils and crops: Significant results of three years of experiments. In *Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, Germany, Jun. 1–4: 25–32*.

Li, X.Y., Gong, J.D., Gao, Q.Z. and Wei, X.H., (2000). Rainfall interception loss by pebble mulch in the semiarid region of China. *Journal of Hydrology*, vol. 228(3-4): 165-173.

Lievens, H., Vernieuwe, H., Alvarez-Mozos, J., De Baets, B., Verhoest, N., (2009). Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: an analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors Journal*, vol. 9: 1067-1093.

Lomborg, B., (2001). The Skeptical Environmentalist: Measuring the Real State of the World. *Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2001.*

Lopez-Martinez, C., Pottier, E., (2005). Study of the speckle noise effects over the eigen decomposition of polarimetric SAR data. *Proc. POLinSAR*: 17-21.

Loumagne, C., Normand, M., Riffard, M., Weisse, A., Quesney, A., Le Hégarat-Masle, S., Alem, F., (2001). Integration of remote sensing data into hydrological models for reservoir management. *Hydrological Sciences-Journal-des Sciences Hydrologiques*, vol. 46(1)

M

Mahmoud, A., Elbially, S., Pradhan, B., Buchroithner, M., (2011). Field-based landcover classification using TerraSAR-X texture analysis. *Advances in Space Research*, 48(5): 799-805.

Mallants, D., Jacques, D., Vanclooster, M., Diels, J., and Feyen, J. (1996). A stochastic approach to simulate water flow in macroporous soil. *Geoderma*, vol. 70: 299-324.

Martin, P., (1999). Reducing flood risk from sediment-laden agricultural runoff using intercrop management techniques in northern France. *Soil & Tillage Research*, vol. 52: 233-245.

Matgen, P., Hostache, R., Schumann, G., Pfister, L., Hoffmann, L., Savenije, H.H.G. (2011). Towards an automated SAR-based flood monitoring system, Lessons learned from two case studies. *Phys.Chem. Earth*, vol. 36(7-8): 241-252.

Matgen, P., Schumann, G., Pappenberger, F., Pfister, L., (2007). Sequential assimilation of remotely sensed water stages in flood inundation models. *Remote Sensing for Environmental Monitoring and Change Detection (Proceedings of Symposium HS3007 at IUGG2007, Perugia, July 2007), IAHS Publ. 316, 2007.*

Mattia, F., Satalino, G., Pauwels, V.R.N., Loew, A., (2009). Soil moisture retrieval through a merging of multi-temporal L-band SAR data and hydrologic modeling. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 13: 343-356.

Mattia, F., Satalino, G., Dente, L., and Pasquariello G. (2006). Using A Priori Information to Improve Soil Moisture Retrieval From ENVISAT ASAR AP Data in Semiarid Regions. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, vol. 44(4): 900-912.

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

Minet, J., Laloy, E., Lambot, S., Vanclooster. M., (2011). Effect of high-resolution spatial soil moisture variability on simulated runoff response using a distributed hydrologic model. *Hydrological and Earth System Sciences*, vol. 15: 1323-1338.

Montanari, M., Hostache, R., Matgen, P., Schumann, G., Pfister, L., and Hoffmann, L., (2009). Calibration and sequential updating of a coupled hydrologic-hydraulic model using remote sensing derived water stages. *Hydrological and Earth System Sciences*, vol. 13: 367-380.

Moran, M.S., Watts, J.M., Peters-Lidard, C.D, McElroy, S.A. (2004). Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 30(5): 805-826.

N

Nearing, M.A., Pruski, F.F., O’Neal, M.R., (2004). Expected climate change impacts on soil erosion rates: a review. *Journal Soil and Water Cons.*, 59: 43-50.

Nolan, M., Fatland, D.R., (2003). Penetration Depth as a DInSAR Observable and Proxy for soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41(3):532-537.

Nussbaum, S., Niemeyer, I., Canty, M.J., (2006). SEATH–A new tool for automated feature extraction in the context of objectbased image analysis. *Proc. st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006), Salzburg, 4-5 July 2006, ISPRS Vol.36.*

O

Ogilvy, O., (1991). Theory Of Wave Scattering from Random Rough Surfaces, *Adam Hilder.*

Oh, Y., (2004). Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42(3): 596 - 601.

Oh, Y., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., (2002). Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, vol. 40 (6): 1348-1355.

Oh, Y., Kay, Y., (1998). Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36(2): 691-695.

Oh, Y., K. Sarabandi, Ulaby, F.T., (1994). An inversion algorithm for retrieving soil moisture and surface roughness from polarimetric radar observation. *Proc. IGARSS, Pasadena, CA, 1994*, vol. 3: 1582-1584.

Oh, Y., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30(2): 370-381.

Oldak, A., Jackson, T., Starks, P., Elliott, R., (2003). Mapping near-surface soil moisture on regional scale using ERS-2 SAR data. *International Journal on Remote Sensing*, vol. 24: 4579-4598.

Oudin, L., Weisse, A., Loumagne, C., Le Hegarat-Masclé, S., (2003). Assimilation of soil moisture into hydrological models for flood forecasting: a variational approach, *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 29: 679-686.

P

Papy, F., Boiffin, J., (1988). Influence des systèmes de culture sur les risques d'érosion par ruissellement concentré. II. Evaluation des possibilités de maîtrise du phénomène dans les exploitations agricoles. *Agronomie*, vol. 8(9): 745-756.

Paris Anguela, T., Zribi, M., Baghdadi, N., Loumagne, C., (2010). Analysis of local variation of soil surface parameters with TerraSAR-X radar data over bare agricultural fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* vol. 48 (2): 874-881.

Paris Anguela, T., Zribi, M., Hasenauer, S., Habets, F., Loumagne, C., (2008). Analysis of surface and root-zone soil moisture dynamics with ERS scatterometer and the hydrometeorological model SAFRAN-ISBA-MODCOU at Grand Morin watershed (France). *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol.12: 1415-1424.

Pathe, C. Wagner, W., Sabel, D., Doubkova, M., Basara, J.B., (2009). Using ENVISAT ASAR global mode data for surface soil moisture retrieval over oklahoma, USA. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensin*, vol. 47: 468-480.

Pauwels, V.R.N., Balenzano, A., Satalino, G., Skriver, H., Niko E.C., Verhoest, Mattia, F., (2009). Optimization of Soil Hydraulic Model Parameters Using Synthetic Aperture Radar Data: An Integrated Multidisciplinary Approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47(2).

Pauwels, V.R.N., Hoeben, R., Vehoest, N.E.C., De Troch, F.P., Troch, P.A., (2002). Improvement of TOPLATS-based discharge predictions through assimilation of ERS-based remotely sensed soil moisture values. *Hydrological Processes*, 16 (5): 995-1013.

Pellarin, T., Calvet, J.C., Wagner, W., (2006). Evaluation of ERS scatterometer soil moisture products over a half-degree region in southwestern France. *Geophysical Research Letter*, vol. 33.

Pellenq, J., Boulet, G., Chaponniere A., Kerr, Y., 2003. Soil moisture assimilation in a coupled water/energy scheme in a semiarid region. *Hydrology of Mediterranean and semiarid regions: papers selected for the international conference on Hydrology of the Mediterranean and Semi-Arid Regions, held in Montpellier, France from 1 to 4 April 2003.*

Pimentel, D., Harvey, C., Resosudarmo, P., Sinclair, K., Kurz, D., McNair, M., Crist, S., Shpritz, L., Fitton, L., Saffouri, R., Blair, R., (1995). Environmental and Economic Costs of Soil Erosion and Conservation Benefits. *Science*, vol. 267, 1117-1123.

Prakash, R., Singh, D., Pathak, N.P., (2009). Microwave specular scattering response of soil texture at X-band. *Advances in Space Research*, vol. 44 (7): 801-814.

Prasad R., (2009). Retrieval of crop variables with field-based X-band microwave remote sensing of ladyfinger. *Advances in Space Research* vol. 43: 1356–1363

Q

Quesney, A., François, C., Otle, C., Le Hegarat S., Loumagne C., Normand M., (2001). Sequential assimilation of SAR/ERS data in lumped rainfall-runoff model with an extended Kalman filter. *Remote Sensing and Hydrology 2000 (Proceedings of a symposium held at Santa Fe, New Mexico, USA, April 2000).* IAHS Publ. 267.

Quesney, A., Le Hegarat-Masclé, S., Taconet, O., Vidal-Madjar, D., Wingneron, J.P., Loumagne, C., Normand, M., (2000). Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote sensing of environment*, vol. 72 (3): 290-303.

Quesney, A., (1999). Assimilation de mesures d'humidité de surface dans un modèle hydrologique conceptuel global : Apport de la télédétection radar ERS/SAR. *Thèse de Doctorat, Université Paris 7.*

R

Rahman, M.M., Moran, M.S., Thoma, D.P., Bryant, R., Holifield, C.D., Jackson T., Orr B.J., Tischler M., (2008). Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data. *Remote Sensing of Environment* vol. 112: 391-402.

Rakotoarivony, L., (1995). Validation de modèles de diffusion électromagnétique: Comparaison entre simulations et mesures radar hélicopté sur des surfaces agricoles de sol nu. *Thèse de doctorat, Université de Caen.*

Reichle, R.H., McLaughlin, D.B., and Entekhabi, D., (2001). Variational data assimilation of microwave radiobrightness observations for land surface hydrology applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39: 1708-1718.

Rice, S.O., (1951). Reflection of electromagnetic waves from slightly rough surfaces. *Comm. Pure Appl. Math*, vol. 4: 352-378.

Robert, M., Cheverry, C., (2009). Le sol: une contrainte pour la sécurité alimentaire mondiale. In *Stengel P., Bruckler L., Balesdent J., Le Sol, Dossier INRA, Edition Quae, Versailles : 122 -125*

Robert, M., (2005). Chapitre 35 : La ressource en sols : menaces, nouveaux enjeux et mesures de protection. In *Girard M.C., Walter C., Remy J.C., Berthelin, J., Morel J.L. Sols et Environnement, Dunod (Ed.)*.

Roth, C., (2004). A framework relating soil surface condition to infiltration and sediment nutrient mobilization in graze rangelands of northeastern Queensland, Australia. *Earth Surface Processes and Landforms*, vol. 29: 1093-1104.

S

Sabater, J.M., Jarlan, L., Calvet, J.C., Bouyssel, F., De Rosnay, P., (2007). From near-surface to root-zone soil moisture using different assimilation techniques. *Jour. Hydrometeorol.*, vol. 8: 194-206.

Schmugge, T., Wilheit, T., Webster, W., Gloerson, P., (1976). Remote sensing of soil moisture with microwave radiometers-II. *NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, MD, 20771. NASA Technical Note TN-D-8321.*

Scipal, K., Scheffler, C., and Wagner, W., (2005). Soil moisture-runoff relation at the catchment scale as observed with coarse resolution microwave remote sensing. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 9: 173-183.

Shi, J., Wang, J., Hsu, A.Y., O'Neill, P.E., 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*, vol. 35(5): 1254-1266.

Sokol, J., McNairn, H., Pultz, T.J., (2004). Case studies demonstrating the hydrological applications of C-band multipolarized and polarimetric SAR. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 30(3): 470-483.

Srivastava, H.S., Patel, P., Sharma, Y., Ranganath, R., Naval Gund, R.R., (2009). Large-Area Soil Moisture Estimation Using Multi-Incidence-Angle RADARSAT-1 SAR Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47 (8).

Srivastava, H. S., Patel, P., Naval Gund, R.R., (2006). Incorporating soil texture in soil moisture estimation from extended low-1 beam mode RADARSAT-1 SAR data. *Int. J. Remote Sens.*, vol. 27(12): 2587-2598.

Srivastava, H.S., Patel, P., Manchanda, M.L., Adiga, S., (2003). Use of multiincidence angle RADARSAT-1 SAR data to incorporate the effect of surface roughness in soil moisture estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41 (7): 1638-1640.

Stolp, J., Janse, A.R.P., (1986). X-band radar backscattering for detecting spatial distribution of soil slaking. *ITC Journal*, vol. 1: 82-87.

Strasser, G., Schneider, K., Mauser, W., (1999). The use of ERS SAR data derived soil moisture distributions for SVAT-model validation. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999. IGARSS '99, Proceedings. IEEE 1999 International*, vol. 4: 1921-1923.

T

Tessier, D., (2009). Les sols de France sont-ils fatigués ou appauvris ?. In Stengel P., Bruckler, L., Balesdent J., *Le Sol, Dossier INRA, Edition Quae, Versailles* : 126-127.

Thoma, D.P., Moran, M.S., Bryant, R., Rahman, M.M., Collins, C.D.H.; Keefer, T.O., Noriega, R., Osman, I., Skrivin, S.M., Tischler, M.A., Bosch, D.D., Starks, P.J., Peters-Lidard, C.D., (2008). Appropriate scale of soil moisture retrieval from high resolution radar imagery for bare and minimally vegetated soils. *Remote Sensing of Environment*, vol. 112: 403-414.

U

Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., (1986). Microwave Remote Sensing, Active and Passive, From Theory to Applications. *Artech House, Inc., 685 Canton Street, Norwood, MA 02062, vol. 3.*

Ulaby F.T., Moore R.K., Fung A.K., (1982). Microwave remote sensing active and passive vol. 2. *Radar remote sensing and surface scattering and emission theory (New York : Adison-Wisley).*

Ulaby, F.T., Batlivala, P.P., Dobson, M.C., (1978). Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture, and soil texture: Part I – Bare soil. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. GE-16 (4): 286-295.*

V

Van Dijk, P., Van der Zijp, M. Kwaad, F.J.P.M., (1996). Soil erodibility parameters under various cropping systems of maize. *Hydrological Processes, vol. 10(8): 1061-1067.*

Van Rompaey, A.J.J., Bazzoffi, P., Jones, R.J.A., Montanarella, L., Govers, G., (2003). Validation of Soil Erosion Risk Assessments in Italy. *European Soil Bureau Research Report vol.12, EUR 20676 EN. Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg.*

Vauclin, M., (1983). L'humidité des sols en hydrologie: intérêt et limites de la télédétection. *Hydrological Applications of Remote Sensing and Remote Data Transmission (Proceedings of the Hamburg Symposium, August 1983). IAHS Publ. vol. 145.*

Verhoest, N.E.C., Lievens, H., Wagner, W., Alvarez-Mozos, J., Moran, M.S., Mattia, F., (2008). On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture radar. *Sensors, vol. 8, 4213-4248,*

Vernieuwe, H., De Baets, B., Minet, J., Pauwels, V.R.N., Lambot, S., Vanclooster, M., Verhoest, N.E.C., (2011b). Integrating coarse-scale uncertain soil moisture data into a fine-scale hydrological modelling scenario. *Hydrological Earth System Sciences, vol. 8: 6031-6067.*

Vernieuwe, H., Verhoest, N.E.C., Lievens, H., De Baets, B., (2011a). Possibilistic soil roughness identification for uncertainty reduction on SAR retrieved soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 49(2): 628-638.*

Verstraeten, W.W., Veroustraete, F., van der Sande, C. J., Grootaers, I., Feyen, J., (2006). Soil moisture retrieval using thermal inertia, determined with visible and thermal

spaceborne data, validated for European forests. *Remote Sensing of Environment*, vol. 101: 299-314.

Vrielin, A., (2005). Satellite remote sensing for water erosion assessment: A review. *Review Article CATENA*, vol. 65 (1): 2-18.

W

Wagner, W., Pathe C., Doubkova M., Sabel, D., Bartsch, A., Hasenauer, S., Blöschl, G., Scipal K., Martínez-Fernández J., Löw A., (2008). Temporal Stability of Soil Moisture and Radar Backscatter Observed by the Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR). *Sensors*, vol. 8: 1174-1197.

Wagner, W., Blöschl, G., Pampaloni, P., Calvet, J., (2007). Operational readiness of microwave remote sensing of soil moisture for hydrologic applications. *Hydrological Research*, vol. 38: 1-20.

Wagner, W., Pathe, C., (2005). Has SAR failed in soil moisture retrieval?. *Proceedings ENVISAT & ERS Symposium, Salzburg, Austria, ESA SP-572: 2005: 6-10.*

Wagner, W. and Scipal, K. (2000). Large scale soil moisture mapping in Western Africa using the ERS scatterometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38(4), 1777-1780, 2000.

Wagner, W., Lemoine, G., Rott, H., (1999a). A Method for Estimating Soil Moisture from ERS. Scatterometer and Soil Data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 70(2):191-207.

Wagner, W., Noll, J., Borgeaud, M., Rott, H., (1999b). Monitoring soil moisture over the Canadian Prairies with the ERS scatterometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37: 206-216.

Walker, J. P., Houser, P.R., (2004). Requirements of a global near-surface soil moisture satellite mission: accuracy, repeat time, and spatial resolution. *Advances in Water Resources* vol. 27: 785-801.

Walker, J.P., Willgoose, G.R., Kalma, J.D., (2001a). One-dimensional soil moisture profile retrieval by assimilation of near-surface measurements: A simplified soil moisture model and field application. *J. Hydrometeor.*, vol. 2, 356-373.

Walker, J. P., Houser, P. R., (2001b). A methodology for initializing soil moisture in global climate model: Assimilation of near-surface soil moisture observations. *J. Geophys. Res.*, 106 : 11761-11774.

Wang L., Qu J.J., (2009). Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Front. Earth Sci. China* vol. 3(2): 237–247.

Wang, J.R., Hsu A., Shi, J.C., O'Neill, P.E., Engman, E.T., (1997). A comparison of soil moisture retrieval models using SIR-C measurements over the little Washita river watershed. *Remote Sensing of Environment*, vol. 59: 308-320.

Wegmüller, U., (1990). The effect of freezing and thawing on the microwave signatures of bare soil. *Remote Sensing of Environment*, vol. 33(2):123-135.

Weimann, A., Von Schonermark, M., Schumann, A., Jorn, P., Gunther, R., (1998). Soil moisture estimation with ERS-1 SAR data in the East-German loess soil area. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19(2): 237-243.

Weisse A., Oudin L., Loumagne C., (2003). Assimilation of soil moisture into hydrological models for flood forecasting: comparison of a conceptual rainfall-runoff model and a model with an explicit counterpart for soil moisture. *Revue des Sciences de l'Eau, Rev. Sci. Eau*, vol. 16/2: 173-197.

Western, A.W., Grayson, R.B. & Blöschl, G., (2002). Scaling of soil moisture : A Hydrologic Perspective. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, vol. 30(1): 149-180.

Wood E.F., Lettenmaier D.P., Zartarian V.G., (1992). A Land-Surface Hydrology Parameterization With Subgrid Variability for General Circulation Models. *Jour. Geophys Res*, vol. 97(D3): 2717–2728.

Wu T.D., Chen K.S., (2004) «A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces». *IEEE Transaction. on Geoscience. and Remote Sensing*, vol.42: 743-753.

Z

Zobeck, E.T., Onstad. C.A., (1987). Tillage and rainfall effects on random roughness: a review. *Soil Tillage Res.*, vol. 9: 1-20.

Zribi, M., Kotti, F., Lili-Chabaane, Z., Baghdadi, N., Ben Issa, N., Amri, R., Duchemin, B., Chehbouni, A., (2012). Soil Texture Estimation Over a Semiarid Area Using TerraSAR-X Radar Data. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* , vol.9 (3): 353-357.

Zribi, M., Chahbi, A., Shabou, M., Lili-Chabaane, Z., Duchemin, B., Baghdadi, N., Amri, R., Chehbouni, A., (2011). Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15(1): 345-358.

Zribi, M., Saux-Picart, S., André, C., Descroix, L., Ottlé, O., Kallel, A., (2006). Soil moisture mapping based on ARSAR/ENVISAT radar data over a sahelian site, *International Journal of remote Sensing*, vol. 28 (16).

Zribi, M., Baghdadi, N., Holah, N., Fafin, O., (2005). New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion. *Remote Sensing of Environment*, vol. 96: 485-496.

Zribi, M., Dechambre, M., (2002). A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 84: 42–52.

Zribi, M., (1998). Développement de nouvelles méthodes de modélisation de la rugosité pour la rétrodiffusion hyperfréquence de la surface du sol. *Thèse de doctorat à l'université de Toulouse*.

Zribi, M., Taconet, O., Mascle, S., Vidal-Madjar, D., Emblanch, C., Loumagne, C., Normand, M., (1997). Backscattering behaviour and numerical simulation comparison over bare soils using SIRC/XSAR and ERASME 1994 database over Orgeval. *Remote Sensing of Environment*, vol. 59: 256-266.

Zribi, M., Taconet, O., Le Hegart-Mascle, S., and Vidal-Madjar, D., (1996). Backscattering over bare soils: Measurements and simulations using SIRC/XSAR and ERASME 1994 data over Orgeval. *IGARSS'96 (IEEE Geoscience On Remote Sensing Symposium) in Lincoln, Nebraska, USA, on May 27-31: 1067-1069*.

Zwenzner, H., Voigt, S., (2009). Improved estimation of flood parameters by combining space based SAR data with very high resolution digital elevation data. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 13: 567-576.

RESUME

Dans un contexte de développement durable, la gestion des sols et des ressources en eau est un enjeu primordial non seulement d'un point de vue environnemental mais aussi socio-économique. L'humidité, la rugosité, la composition et la structure du sol sont des variables clés pour la compréhension et la modélisation des catastrophes naturelles telles que l'érosion, la sécheresse ou les inondations. Pour des sols nus agricoles (très propices au ruissellement), de nombreuses études ont déjà montré le potentiel des données RADAR acquises en bande C pour la cartographie de l'humidité et la rugosité du sol. Cependant l'application de ces méthodes dans un cadre opérationnel était limitée.

Dans ce contexte, les travaux de cette thèse présentent un premier volet sur l'analyse de la sensibilité aux états de surface (EDS) du sol du signal en bande X du capteur TerraSAR-X à très haute résolution spatiale et temporelle. Différentes configurations TerraSAR-X ont été analysées et les résultats ont permis de définir les configurations instrumentales optimales pour caractériser chaque paramètre d'EDS du sol. La comparaison de la sensibilité du capteur TerraSAR-X à celle des capteurs en bande C montre que le capteur TerraSAR-X est sans conteste le plus adapté pour estimer et cartographier l'humidité du sol à des échelles fines (50 m²).

Le second volet était de développer une méthode permettant d'estimer et de cartographier l'humidité des sols nus agricoles. Dans ce but, les méthodes d'inversion généralement utilisées en bande C ont été testées sur les données en bande X. La précision sur les estimations d'humidité issues de l'algorithme d'inversion du signal TerraSAR-X a été déterminée et l'applicabilité de la méthode sur de nombreux sites d'étude a été testée avec succès. Une chaîne de traitements cartographiques allant de la détection des sols nus à l'estimation de l'humidité et ne nécessitant qu'une seule image TerraSAR-X a été développée. Cette chaîne innovante de traitements cartographiques « automatique et autonome » devrait permettre d'utiliser les données TerraSAR-X pour cartographier l'humidité du sol en mode opérationnel.

ABSTRACT

In the context of sustainable development, soil and water resources management is a key issue from not only the environmental point of view, but also from a socioeconomic perspective. Soil moisture, roughness, composition, and slaking crusts are some key variables used to understand and model natural hazards, such as erosion, drought and floods. For agricultural bare soils (most subject to runoff), numerous studies have already shown the potential of C-band RADAR data for the mapping of soil moisture and roughness. However, the application of these methods in operational settings remained limited.

In this context, the first objective of this thesis was to analyse the sensitivity of X-band TerraSAR-X sensors to soil surface characteristics (SSC) at high spatial and temporal resolutions. Different TerraSAR-X configurations were evaluated and results were used to define the optimal instrumental configuration for the characterization of each SSC parameter. The comparison of TerraSAR-X sensor sensitivity with equivalent levels recorded with the C-band sensor showed that the TerraSAR-X sensor is undoubtedly the most suitable of the two when estimating and mapping soil moisture at a fine scale (50 m²).

The second objective of this work was to develop a method to estimate and map soil moisture levels of agricultural bare soil. To achieve this goal, methods that are commonly used to retrieve soil moisture from C-band, have been tested on X-band data. The accuracy of soil moisture estimations using an empirical algorithm was determined, and validated successfully over numerous study sites. A mapping process based uniquely on TerraSAR-X data, both for bare soil detection and for the estimation of soil moisture content, was developed. This innovative chain of « automatic and autonomous » mapping processing steps should enable the utilization of TerraSAR-X data for the mapping of soil moisture levels in operational conditions.