



Université  
de Toulouse

# THÈSE



En vue de l'obtention du

## DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)

Cotutelle internationale avec :

Université de Carthage / Institut National Agronomique de Tunisie (INAT)

---

**Présentée et soutenue par :**

**Azza Gorrab**

Le mercredi 8 juin 2016

**Titre :**

Développement et validation de méthodologies pour le suivi des états de surface des sols agricoles nus par télédétection radar (bande X)

---

ED SDU2E : Hydrologie, Hydrochimie, Sol, Environnement

**Unité de recherche :**

Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère (CESBIO UMR 5126)

**Directeur(s) de Thèse :**

Mehrez Zribi, Directeur de Recherches CNRS, CESBIO

Zohra Lili Chabaane, Professeur, INAT

**Rapporteurs :**

Ali KHENCHAF, Professeur, Université ENSTA Bretagne

Christian WALTER, Professeur, UMR INRA/Agrocampus Ouest

**Autre(s) membre(s) du jury :**

Elies Hamza, Professeur, INAT

Habib Bousnina, Professeur, INAT

Jean Philippe Gastellu-Etchegorry, Professeur, UPS/CESBIO

José Darrozes, Maître de Conférences, UPS/laboratoire GET

Nicolas Baghdadi, Directeur de Recherches, UMR TETIS, IRSTEA



## DÉDICACES

... Et pourtant je suis fière

...fière d'être **Femme**  
...fière d'être **Tunisienne**  
...fière d'être **Musulmane**

Avoir ces qualités, face à toutes sortes de préjugés, dévalorisations, d'indignité... C'est une **fierté**

...fière d'avoir une telle **Maman**, tendre, courageuse, responsable... qui a sacrifié toute sa vie pour notre confort, notre satisfaction, nos avancements dans tous les plans (personnels et professionnels)...**Merci Maman**

الجنة تحية قدم الامهك

...fière d'avoir un tel **Papa**, cultivé, tolérant, ayant un esprit ouvert...**Merci Papa**  
...fière d'avoir de telles **sœurs**, de haut niveau éducatif et scientifique...**Merci Afwa et Abir**  
...fière d'avoir un tel **fiancé**, aimable, tendre, chaleureux...**Merci Bessem**  
...fière d'avoir de tels **frères**, serviables, généreux, encourageants **Merci Mounir et Amine**

Qui m'ont encouragé tout au long de mon travail, je vous remercie chaleureusement  
...**Merci à la famille Abdellaoui**, surtout **Maha et Nawfel** pour leur accueil et leurs aides

### JE VOUS AIME TOUS

...fière de garder ma motivation pour mon travail, d'affronter toutes mes difficultés et d'avoir confiance en moi...

...Plus que des acquis scientifiques, la thèse m'a appris de la patience, la franchise, l'autonomie,...Elle m'a permis de participer au **Collège Doctoral Maghrébin/AUF** qui constitue un très grand atout sur tous les plans, recherche scientifique, Valeurs humaines, Communication, Développement personnel... Merci à tous les membres de l'AUF, aux organisateurs, aux enseignants, et à mes très cher (e)s et adorables ami(e)s (**Refka, Nessrine, Mouna, Khaoula, Najeh, Imen, Manel, Hanene, Sarra, Aquil, Hamza, Saber, Ouahid...**).

... Fière de finaliser ma carrière de doctorat et d'être « **DOCTEUR** »

GRÂCE A DIEU LE TOUT PUISSANT

الحمد لله

## ***REMERCIEMENTS***

Mes remerciements s'adressent à Mr **Elyes HAMZA**, directeur de l'INAT, Mr **Yann KERR**, directeur du CESBIO ainsi que **Olivier PRINGAULT**, directeur de l'IRD, qui m'ont accueillie au sein de leur laboratoire, ce qui m'a permis d'avancer dans mes travaux de thèse.

J'adresse mes remerciements à Mr **Mehrez ZRIBI**, qui m'a énormément aidé à effectuer ce travail de thèse dans les meilleures conditions. Grâce à son encadrement, sa disponibilité, ses conseils exceptionnels, à sa confiance...j'ai pu surmonter tous les moments difficiles et achever ce mémoire de thèse qui constitue vraiment une dure épreuve. Je ne trouve pas les mots qui expriment mes gratitude envers vous.

Je suis très reconnaissante envers Mme **Zohra LILI-CHABAANE**, qui m'a transmis les connaissances de base de la télédétection et SIG sans lesquels je n'aurais pu effectuer ce travail. Je la remercie très chaleureusement pour son encadrement, ses encouragements et pour la confiance qu'elle m'a témoignée. Elle m'a rassurée avec ses précieux conseils et m'a beaucoup suivie tout au long de ces années de travail.

Je remercie vivement Mr **Vincent SIMMONEAUX**, grâce à son aide, sa sympathie, sa disponibilité et à sa collaboration, nous avons développé ensemble la dernière partie de ce travail qui a vraiment ajouté le charme à cette thèse.

Je remercie fortement Mr **Nicolas BAGHDADI** et Mr **Faycal BEN JEDDI** qui m'ont suivi avec beaucoup d'intérêt pendant les trois comités d'avancement de cette thèse, ils ont beaucoup enrichi ce travail par leurs questions et commentaires constructifs.

Mes remerciements s'adressent aussi aux **membres de Jury** : Mr Ali KHENCHAF, Mr Christian WALTER, Mr Elyess HAMZA, Mr Habib BOUSNINA, Mr Jean Philippe GASTELLU-ETCHEGORRY, Mr José DARROZES qui ont accepté de lire et d'évaluer ce travail de thèse de doctorat.

Je remercie également tout le **personnel de l'IRD-CESBIO** : « Valérie Le Dantec pour avoir facilité la prise en charge de mes séjours au CESBIO dans le cadre du PHC Maghreb 14 MAG 22 ; Gilles Boulet ; Bernard Mougenot ; Hassen Ayari et Pascal Fanise » et du laboratoire Science du Sol et Environnement de l'INAT « Mme Nadhira Ben Issa et Mohammed Jerridi ». Mes remerciements vont aussi à l'Institut National des **Grandes Cultures** de Chebika (Mr Rebah kalboussi) et le **CRDA** de Kairouan. Sans oublier le **personnel administratif de l'INAT** ainsi que mes collègues: Sameh, Rim, Aicha, Marouen, Zeineb, Mouna, Nadhima.

Mes remerciements s'adressent également à tous ceux et celles qui ont participé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

## *AVANT PROPOS*

Cette thèse a été réalisée dans le cadre d'une cotutelle internationale associant l'Université de Toulouse 3 Paul Sabatier, sous la direction de Mr. Mehrez Zribi, avec l'Université de Carthage/Institut National Agronomique de Tunisie (INAT), sous la direction de Mme Zohra Lili Chabaane. Ce travail est le fruit de trois années de travail (1<sup>ère</sup> inscription en Mars 2013 à l'INAT et en Septembre 2013 à l'UPS), réalisé à l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) en accueil à l'INAT, au Centre des Etudes Spatiales de la BIOSphère (CESBIO) à Toulouse et au laboratoire des sciences du sol et Environnement (Département d'Agronomie et Biotechnologies Végétales) à l'INAT.

Ce travail a été suivi lors de trois réunions de comité de pilotage composé de Mr Nicolas Baghdadi (Directeur Scientifique du pôle THEIA Irstea - UMR TETIS Maison de la télédétection Montpellier France) et Mr Fayçal Ben Jeddi (Directeur des Etudes et des Stages à l'INAT et Professeur dans la spécialité «Cultures fourragères/ Département Agronomie et Biotechnologies Végétales»).

Notre étude rentre dans le cadre des coopérations conduites entre l'IRD et l'INAT et a été financée à travers plusieurs projets de recherche dont je citerai principalement :

- le Projet ANR/AMETHYST (2013- 2017) «Assessment of changes in MEdiTerranean Hydro resources in the South: river basin Trajectories» : Evolution conjointe des ressources et des usages de l'eau en Méditerranée, qui est coordonné par Mr. Mehrez Zribi et par Mme Zohra Lili Chabaane à l'INAT ;
- le projet PHC Maghreb 14 MAG 22 (2014-2016) coordonné du côté tunisien par Mme Zohra Lili Chabaane de l'INAT et du côté français par Mme Valerie Ledantec de l'Université Toulouse 3 ;
- le projet ANR ARENA

Les séjours dont j'ai bénéficié au CESBIO à Toulouse ainsi que mes participations aux colloques internationaux et nationaux (IGARSS, RAQRS, SPIE, ATSIP, ...) et les Workshops ont été réalisés par différentes sources de financements sur les projets :

- PHC Maghreb 14 MAG 22
- ANR AMETHYST
- Actions de recherche dans le cadre de MISTRALS/SICMED
- Bourses d'Alternance de l'Université de Carthage.

Et enfin, pour finaliser et soutenir ma thèse de doctorat, j'ai obtenu une bourse du Gouvernement français (Programme de Partenariats Universitaires Franco-Tunisiens).



# Sommaire

Résumé .....	i
Abstract.....	ii
الخلاصة.....	iii
<b>Introduction générale .....</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre I. Synthèse bibliographique.....</b>	<b>9</b>
<b>Introduction .....</b>	<b>10</b>
<b>I.1 Notion des états de surface du sol et de sa caractérisation spatio-temporelle.....</b>	<b>10</b>
I.1.1 Définition du sol, des états des surfaces continentales.....	10
I.1.2 Propriétés majeures décrivant les états de surface du sol.....	11
I.1.3 Facteurs influençant la pérennité des états de surface des sols .....	15
I.1.4 Caractérisation des états de surface : une des clés de la gestion durable des ressources naturelles .....	21
<b>I.2 La télédétection radar : potentiel pour le suivi des états de surface .....</b>	<b>25</b>
I.2.1 Généralités sur la notion de « télédétection ».....	25
I.2.2 Principes de base de la télédétection radar.....	26
I.2.3 Les paramètres influençant le signal radar .....	29
I.2.4. Sensibilité du signal radar aux paramètres du sol .....	38
<b>I.3 Modélisation directe de la rétrodiffusion radar.....</b>	<b>41</b>
I.3.1 Modèles semi-empiriques .....	42
I.3.2 Modèles physiques .....	43
<b>I.4. Les approches d'inversion du signal radar pour l'estimation des paramètres des sols nus .....</b>	<b>47</b>
<b>Conclusion partielle (I).....</b>	<b>50</b>
<b>Chapitre II. Description de la zone d'étude et de bases de données utilisées.....</b>	<b>51</b>
<b>Introduction .....</b>	<b>52</b>
<b>II.1. Description de la zone d'étude.....</b>	<b>52</b>
II.1.1 Situation de la plaine du Kairouan.....	52
II.1.2 Contexte géologique .....	53
II.1.3 Contexte climatique de la zone d'étude .....	54
II.1.4 Ressources en eau de la plaine du Kairouan .....	57
II.1.5 Ressources en sols du bassin de Merguellil.....	58
II.1.6 Occupation des terres.....	61
<b>II.2. Acquisition régionale et ponctuelle des données expérimentales.....</b>	<b>63</b>
II.2.1. Stations météorologiques.....	64
II.2.2. Stations Thetaprobés continues.....	66
II.2.3. Compagnes de mesures ponctuelles.....	69
<b>II.3. Acquisition des données de télédétection .....</b>	<b>77</b>
II.3.1. Présentation des données RSO.....	77
II.3.2. Données optiques acquises .....	83
II.3.3. Cartographie des sols nus .....	83
II.3.4. Inter-comparaisons des niveaux du signal entre les images COSMO-SKyMed et TerraSAR-X.....	84
<b>Conclusion partielle (II) .....</b>	<b>86</b>
<b>Chapitre III. Analyse de la rétrodiffusion des surfaces agricoles : Nouvelle paramétrisation de la rugosité .....</b>	<b>87</b>
<b>Introduction .....</b>	<b>88</b>
<b>III.1. Modélisation numérique de la rétrodiffusion des surfaces rugueuses .....</b>	<b>88</b>
III.1.1. Génération de profils de surfaces rugueuses .....	89
III.1.2. Description du modèle numérique : Application de la méthode des moments.....	91
<b>III.2. Proposition d'un nouveau paramètre de rugosité « Zg ».....</b>	<b>94</b>
<b>Conclusion partielle (III).....</b>	<b>115</b>
<b>Chapitre IV. Sensibilités des mesures radar aux paramètres de surface, Modélisation de la rétrodiffusion radar .....</b>	<b>117</b>
<b>Introduction .....</b>	<b>118</b>
<b>IV. 1 Synthèse des sensibilités du signal radar aux paramètres de surface .....</b>	<b>118</b>
IV.1.1 Sensibilité du signal radar à l'humidité du sol .....	118
IV.1.2 Sensibilité du signal radar aux paramètres de rugosité (s, Zs et Zg) .....	119
IV.1.3 Sensibilité du signal radar aux paramètres de surface .....	120
<b>IV. 2 Validation des modèles de simulation des mesures radars .....</b>	<b>120</b>

Conclusion partielle (IV) .....	140
<b>Chapitre V. Estimation et cartographie des paramètres des sols agricoles nus (état hydrique, texture et géométrique) .....</b>	<b>141</b>
<b>Introduction .....</b>	<b>142</b>
<b>V.1 Cartographie de l'humidité de surface des sols nus.....</b>	<b>142</b>
V.1.1. Choix de la technique de détection de changement .....	142
V.1.2. Organigramme pour la spatialisation de l'humidité des sols .....	144
<b>V.2 Cartographie de la texture des sols nus (Approche proposée).....</b>	<b>144</b>
<b>V.3 Cartographie de la rugosité de surface des sols nus.....</b>	<b>145</b>
V.3.1. Analyse de comportement du signal radar mesuré en fonction de la rugosité.....	145
V.3.2. Méthodologie pour la cartographie de la rugosité de surface .....	146
V.3.3. Interprétation qualitative des images satellitaires (SPOT, TerraSAR-X) et carte de rugosité avec les photos de terrain : Identification des classes de rugosité des sols .....	147
V.3.4. Cartographie de la rugosité des sols agricoles nus pour les 2 années « 2013-2014 » et « 2014-2015 » .....	150
<b>V.4 Exploitations possibles des produits SAR (carte de l'état hydrique, texture et rugosité) des sols agricoles nus .....</b>	<b>152</b>
<b>Conclusion partielle (V) .....</b>	<b>171</b>
<b>Chapitre VI. Assimilation des produits d'humidités SAR dans un modèle hydrologique .....</b>	<b>173</b>
<b>Introduction .....</b>	<b>174</b>
<b>VI.1 Proposition d'un Modèle d'estimation du bilan Hydrique des Sols Agricoles Nus .....</b>	<b>174</b>
VI.1.1. Description du modèle MHYSAN .....	175
VI.1.2. Données d'entrée du modèle .....	175
VI.1.3. Principe de la calibration du modèle MHYSAN .....	175
<b>VI.2. Approche 1 : calibration du modèle MHYSAN à partir des mesures Thetaprobés continues .....</b>	<b>175</b>
<b>VI.3. Approche 2 : Apport de la télédétection radar pour la modélisation des principaux composants du bilan hydrique .....</b>	<b>176</b>
<b>Conclusion partielle (VI) .....</b>	<b>197</b>
<b>Conclusions générales et perspectives.....</b>	<b>199</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>	<b>205</b>
<b>Références électroniques .....</b>	<b>215</b>
<b>Liste des publications .....</b>	<b>216</b>
<b>Liste des participations à des colloques .....</b>	<b>216</b>



# Liste des Figures

Figure I. 1. Evolution des états de surface d'un sol limoneux : formation d'une croûte de battance (photo prise sur une parcelle de sol nu à Ben Salem-Kairouan (1) 09/11/13 (2) 22/11/13 (3) 23/12/13 (4) 03/01/14).....	16
Figure I. 2. Effet des gouttes de pluies sur la surface du sol : a) effet splash (Touré et Karambiri, 2004 et b) Eclatement des particules du sol par compression de l'air dans les capillaires (avec $p$ : pression de l'air, $R$ : rayon des capillaires les plus gros et $\theta$ : l'angle de raccordement sol-eau (Annabi, 2005). .....	18
Figure I. 3. Traces des gouttes de pluie (variété de diamètre des gouttes de pluie, les fentes de retrait et colmatage des pores) : photo prise sur une parcelle test à Ben Salem - Kairouan le 03/01/14.....	18
Figure I. 4. Travail du sol : casse-croûte et amélioration des propriétés hydrodynamiques des sols (photos prises sur une parcelle de sol nu à Ben Salem-Kairouan (a) le 09/11/13 (b) 22/11/13.....	20
Figure I. 5. Effet des pâturages sur les surfaces des sols (photo prise sur une parcelle de référence à Ben Salem-Kairouan le 22/11/13). .....	21
Figure I. 6. Schéma récapitulatif des domaines utilisés en télédétection .....	26
Figure I. 7. Géométrie d'acquisition d'un radar (Lardeux, 2008). .....	27
Figure I. 8. Principe de la Synthèse d'ouverture: un large faisceau au sol équivalent à une longue antenne dite de synthèse (Maitre, 2001).....	29
Figure I. 9. Schéma représentant la polarisation du champ électrique $E_i$ dans les milieux diélectriques $n_1$ et $n_2$ (cas d'une onde incidente traversant l'atmosphère $n_1=1$ (air) et arrivant sur un sol nu $n_2 =5$ ): a) Onde polarisée horizontalement, b) Onde polarisée verticalement (Lardeux, 2008). .....	30
Figure I. 10. Comportements réfléchissants d'une surface en fonction de la longueur d'onde (rugosité exprimée par RMS) (Girard et Girard, 2010).....	32
Figure I. 11. Réponses angulaires du signal radar rétrodiffusé en polarisation HH, avec les bandes L, C et X (Gorrab, 2012).....	33
Figure I. 12. Relation entre la constante diélectrique et l'humidité du sol (Ulaby et al., 1986). .....	34
Figure I. 13. Variation de la profondeur de pénétration du signal radar pour des valeurs croissantes d'humidité du sol, pour les bandes C, L, et X (Gorrab, 2012).....	35
Figure I. 14.Exemple de mesure de rugosité sur une parcelle de référence (photo prise à Ben Salem-Kairouan le 20/11/13): (a) Profilomètre à aiguille, (b) le profil de surface numérisé, (c) la fonction d'autocorrélation correspondante .....	38
Figure I. 15. Sensibilité de la rétrodiffusion ( $\sigma^\circ$ simulé par le modèle IEM) à : a) l'humidité du sol pour les 3 bandes C, X et L à $30^\circ$ et b) l'angle d'incidence pour des valeurs croissantes d'humidité en bande X, en polarisation HH (Gorrab, 2012) .....	40
Figure I. 16. Signal rétrodiffusé par un sol nu en fonction de l'angle d'incidence pour des valeurs croissantes de rugosité (simulation réalisée par le modèle IEM, polarisation HH et humidité 10 %) (Gorrab, 2012).....	41
Figure I. 17. Schéma explicatif de la modélisation directe et inverse .....	42
Figure I. 18. Variation verticale de la teneur volumique du sol sur : (0–1cm), (1–2cm), et (2–5 cm) de profondeur du sol (Zribi <i>et al.</i> , 2014a).....	46
Figure II. 1. Localisation géographique de la zone d'étude .....	53
Figure II. 2. Répartition annuelle des précipitations de la station Ben Salem au cours de la période (1969-2014). .....	55
Figure II. 3.Variation moyenne mensuelle des pluies de la station Ben Salem au cours de la série temporelle période (1995-2014).....	55
Figure II. 4. Variation mensuelle des précipitations et de l'évapotranspiration de référence (Décembre 2011-Mai 2015). .....	56
Figure II. 5 . Réseau hydrographique de la plaine de Merguellil (SIG Merguellil projet AMETHYST).....	57
Figure II. 6. Carte pédologique de la plaine de Merguellil (projet de la carte agricole de la .....	60
Figure II. 7. Carte du contenu en argile de la plaine de Merguellil à 100 m de résolution spatiale (Shabou <i>et al.</i> , 2015). .....	60
Figure II. 8. Carte d'occupation du sol de la plaine de Kairouan obtenue par l'exploitation d'images SPOT 5 multi-dates le long de la saison agricole 2008/2009 sur la base d'une classification de type arbre de décision avec une précision globale de l'ordre de 97 % (Shabou, 2010).....	61
Figure II. 9. Evolution en hectare (ha) des superficies de sols nus sur la plaine de Merguellil (2005-2014).....	62
Figure II. 10. Evolution des pourcentages des surfaces du sol nu à l'aide des données SPOT-VEGETATION et TERRA-MODIS sur la plaine de Kairouan corrélée aux pluviométries de novembre à janvier (Dridi <i>et al.</i> , 2015). .....	63
Figure II. 11. Situation géographique des stations flux et météo à Ben Salem .....	64
Figure II. 12. Situation géographique de la station météo « Chebika ».....	65
Figure II. 13. Site météorologique « Nassrallah ».....	65

Figure II. 14. Localisation de réseau des 7 stations de mesure d'humidité ponctuelle, installé sur la plaine de Merguellil.....	66
Figure II. 15. (a) Thetaprobe ML2x, (b) Enregistrement automatique de variations de la teneur en eau et de la température du sol à 5 et 40 cm en fonction du temps pour la station P12 et (c) ; (d) ; (e) et (f) Boîtes d'acquisition des données pour les stations : P12 ; Barrage Chebika et Hmidate respectivement. ....	68
Figure II. 16. Localisation des parcelles test.....	71
Figure II. 17. Le rugosimètre à aiguilles.....	76
Figure II. 18. a) Le capteur TerraSAR-X (Airbus Defence and Space, 2014(2)) et b) Plan d'acquisition programmé sur notre zone d'étude (campagne 2013-2014).....	78
Figure II. 19. a) Le capteur COSMO-SkyMed (ASI, 2007 (3)) et b) Plan d'acquisition programmé sur notre zone d'étude (campagne 2013-2014).....	79
Figure II. 20. Chaîne de traitements des images radars avec NEST 5.1c.....	81
Figure II. 21. Schéma explicatif des étapes de traitements pour la cartographie des sols nus et de l'occupation global de notre zone d'étude.....	84
Figure III. 1. Fonctions d'autocorrélation exponentielles (en rouge) et gaussiennes (en bleu).....	90
Figure III. 2. Illustration d'un profil (a) exponentiel et (b) gaussien pour $s=4\text{mm}$ et $l=10\text{cm}$ . ....	91
Figure V. 1. Organigramme pour la cartographie du contenu en eau de surface des sols agricoles nus. ....	144
Figure V. 2. Comportement du coefficient de rétrodiffusion en fonction de la rugosité (paramètres $H_{rms}$ et $Z_g$ ) des parcelles temoins (sol nu).....	146
Figure V. 3. Validation de la relation empirique de la rugosité pour estimer les paramètres $H_{rms}$ et $Z_g$ .....	147
Figure V. 4. Organigramme pour la classification de la rugosité des sols nus.....	151
Figure V. 5. Cartes de paramètre de rugosité $H_{rms}$ pour le a) 09/11/13 b) 12/12/13 et c) changement de classes de rugosité pour les parcelles $Sx16$ et $Sx11$ . ....	152
Figure VI. 1. Méthodologie d'assimilation des mesures de l'état hydrique (in situ ou produits SAR) dans le modèle MHYSAN.....	175
Figure VI. 3. Estimation des séries d'humidité journalières à partir du modèle MHYSAN, calibré à partir des produits d'humidité SAR et validé à partir des stations d'humidités ponctuelles, pour trois groupes de texture : Fine; Intermédiaire; et grossière.....	176

## Liste des tableaux

Tableau I. 1. Classes texturales des sols.....	14
Tableau I. 2. Bandes radar, plages de fréquences et de longueurs d'onde .....	31
Tableau I. 3 Récapitulation des RMSE obtenues sur l'estimation de l'humidité.....	49
Tableau II 1. Coordonnées géographiques et dates de la mise en fonctionnement des stations.....	67
Tableau II 2. Récapitulation des mesures ponctuelles effectuées durant « 2013-2015 » et des objectifs qui en découlent.....	70
Tableau II 4. Composition granulométrique et teneur en eau [min, max] des sols des parcelles tests pour les deux campagnes agricoles 2013-2014 (couleur rouge) et 2014-2015 (couleur verte).....	74
Tableau II 5. Valeurs de l'écart type des hauteurs « s » et de la longueur de corrélation « l » et du nouveau paramètre « Zg » des parcelles tests pour les campagnes 2013-2014 et 2014-2015.....	76
Tableau II 6. Caractéristiques techniques du capteur TerraSAR-X (Airbus Defence and Space, 2014(4)).....	78
Tableau II 7. Configuration des images TSX acquises durant la période « 2013-2015 » acquises sur le site d'étude. ....	78
Tableau II 8. Caractéristiques techniques de la constellation COSMO-SkyMed COSMO-SkyMed (ASI, 2007 (5)).....	80
Tableau II 9. Configuration des images radars acquises sur le site d'étude.....	80
Tableau V. 1. Les valeurs des paramètres ( $a_1, a_2 ; b_1, b_2$ et $c_1, c_2$ ).....	146
Tableau V. 2. Valeurs du seuil pour différencier les deux classes de rugosité des sols .....	150

## Résumé

Le recours à la caractérisation des états hydrique, géométrique et physique de surface du sol est essentiel dans la gestion et la conservation des ressources naturelles dans les régions agricoles semi-aride. Dans ce contexte, les travaux de cette thèse visent à estimer la variabilité spatio-temporelle des paramètres de surfaces agricoles nues (humidité, rugosité et texture) moyennant des données radars multi-temporelles acquises en bande X à haute résolution spatiale. Une nouvelle description de l'état géométrique des sols est d'abord proposée à travers l'estimation d'un nouveau paramètre de rugosité, le paramètre  $Z_g$ , estimé en fonction de trois paramètres statistiques de rugosité (écart type des hauteurs "s", longueur de corrélation "l" et la forme de la fonction de corrélation). Les simulations des signaux radar montrent une très forte corrélation avec ce paramètre de rugosité. L'apport du paramètre  $Z_g$  est confirmé à travers une large base de données expérimentale et spatiale acquises sur différents sites en France.

Le deuxième volet de cette thèse présente une analyse des sensibilités des signaux radars issus de capteurs (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed), aux paramètres de surface (l'humidité et les trois paramètres de rugosité : s,  $Z_s=s^2/l$  et  $Z_g$ ). Une forte corrélation est observée entre les mesures radars acquises à différentes configurations (polarisations HH et VV, et à 26° et 36° d'incidences) et tous les paramètres du sol. Cette analyse est suivie par des comparaisons des coefficients de rétrodiffusion réels et simulés à partir des modèles physique et semi empirique couramment utilisés : Modèle d'équation intégrale « IEM » de Fung et al., 1992, Modèle de Dubois (Dubois et al., 1995) et le Modèle IEM empiriquement calibré par Baghdadi et al., 2011. Le dernier modèle a montré une forte cohérence avec les mesures radar.

Dans le troisième volet, une méthode empirique de détection de changement est développée, en combinant les images radars TerraSAR-X avec des données d'humidités ponctuelles dérivées du réseau des 7 capteurs repartis sur la zone d'étude en continue, pour spatialiser l'état hydrique du sol. La performance de l'algorithme proposé, est évaluée et validée sur de nombreuses parcelles de référence. La spatialisation de la teneur en argile des sols est déduite à partir du calcul de la moyenne des cartes de l'état hydrique du sol (une erreur quadratique moyenne équivalent à 108 g/kg). Pour cartographier la rugosité des sols, des relations empiriques reliant le signal radar aux paramètres de rugosité (Ecart type des hauteurs et le paramètre  $Z_g$ ) étaient élaborées. En inversant les mesures radars, les cartes de rugosité qui en résultent, ont permis de distinguer différents états de surface des sols (labourés, dégradés ou en jachère).

Dans le dernier volet, un modèle d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles nus « MHYSAN » qui simule l'évaporation et l'état hydrique surfacique est développé. Cette dernière partie souligne le potentiel de calibrer un modèle hydrologique des sols en assimilant les produits d'humidité radars.

**Mots clés:** semi-aride, Sol, Télédétection radar, bande X, rugosité, paramètre  $Z_g$ , humidité, texture, modèle MHYSAN

## **Abstract**

The characterization of geometric, water and physical surface soil parameters for semi-arid regions is a key requirement for sustainable agricultural management and natural resources conservation. In this context, the current study aims to estimate the spatio-temporal variability of soil properties (soil moisture, roughness and texture) using multi-temporal X-band radar images acquired at high spatial resolution over bare agricultural site in Tunisia. In the first section of this work, a new roughness parameter was proposed; it was the  $Z_g$  parameter which combines the three most commonly used soil parameters: root mean surface height “ $s$ ”, correlation length “ $l$ ”, and correlation function shape, into just one parameter. A strong correlation was observed between this new parameter and the radar backscattering simulations. The parameter  $Z_g$  was validated using large database acquired at several agricultural sites in France.

Secondly, the sensitivity of X-band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed sensors to soil moisture and different roughness parameters ( $s$ ,  $Z_s=s^2/l$  and  $Z_g$  parameters) was analyzed. The radar measurements acquired at different configurations (HH and VV polarizations, incidence angles of  $26^\circ$  and  $36^\circ$ ) were found to be highly sensitive to the various soil parameters of interest. After that, the performance of different physical and semi-empirical backscattering models (IEM, Baghdadi-calibrated IEM and Dubois models) is compared with SAR measurements. Considerable improvements in the IEM model performance were observed using the Baghdadi-calibrated version of this model.

Thirdly, an empirical change detection approach was developed using TerraSAR-X data and ground auxiliary thetaprobe network measurements for the retrieval of surface soil moisture at a high spatial resolution. The accuracy of the soil moisture retrieval algorithm was determined, and validated successfully over numerous test fields. Maps of soil clay percentages at the studied site were derived from the mean of the seven soil moisture radar outputs (a root mean square error equal to 108 g/kg). To retrieve surface soil roughness, empirical expressions were established between backscattering TerraSAR-X coefficients data and the roughness parameters ( $s$  and  $Z_g$ ). By inverting radar signals, resulting surface roughness maps have revealed that is possible to use spatial roughness variability observations at plot scale to identify soil surface changes between multi-temporal images.

Finally, a Bare Soil HYdrological balance Model “MHYSAN” was developed to estimate surface evaporation fluxes and soil moisture time series over our study site. The present section of this work highlighted the feasibility of calibrating our proposed MHYSAN model through the use of multi-temporal TerraSAR-X moisture products.

**Keywords:** semi-arid, Soil, radar Remote Sensing, X band, roughness, soil moisture,  $Z_g$  parameter, texture, MHYSAN model.

## الخلاصة

يعتبر تحديد خصائص سطح الأرض من حيث تركيبية تربتها ونسبة رطوبتها وتضاريسها عنصرا أساسيا في المحافظة و حسن استثمار الموارد الطبيعية بالمناطق شبه الجافة. وفي هذا السياق، تكمن أهمية هذه الأطروحة من خلال رصد وصياغة خرائط خصائص التربة لسطح الأرض (نسبة الرطوبة وتركيبتها وشكلها الهندسي) باستعمال أجهزة التقاط الاستشعار عن بعد الرادارية ذو قدرة التمييز المكاني و الزماني العالية والمسجلة تحت أشعة الإكس.

اقترحنا أولا مقياسا إحصائيا جديدا لوصف الشكل الهندسي لسطح الأرض وهو  $zg$  ، الذي يجمع بين العناصر الأساسية الثلاث الأخرى التي تصف الشكل الهندسي لسطح الأرض. كما تثبتنا من ملائمة وفعالية هذا الأخير وذلك باستعمال عدة معطيات تجريبية وصور الأقمار الصناعية المأخوذة بثلاث مناطق بفرنسا وكانت النتائج جد مرضية.

إضافة إلى ذلك تتمثل أهمية هذا البحث في التحليل الإحصائي لمدى تأثير إشارات الرادار بنسبة رطوبة التربة لسطح الأرض وطبيعة تضاريسها مع الأخذ بعين الاعتبار المقياس الجديد  $zg$ . وقد أظهرت النتائج ارتباطا وثيقا بينهما. كما أثبتنا من خلال بيانات تجريبية وصور الأقمار الصناعية، عدة نماذج الكترومنتيك متداولة الاستعمال لدراسة متحسسات أجهزة الرادار بسطح الأرض.

اعتمادا على النتائج السابقة قمنا بتقييم وصياغة خرائط ذات قدرة تمييز مكاني عالية لسطح الأرض من حيث نسبة رطوبة التربة وتركيبتها وطبيعة التضاريس الأرضية لها. وقد استخلصنا معلومات مهمة عن خصائص التربة لحوض مرق الليل بتونس الوسطى الذي تم مسحه من قبل أشعة الرادار بهدف المحافظة و حسن استثمار الموارد الطبيعية فيه و يعتبر هذا الأخير مثالا حيا للمناطق الشبه قاحلة.

وحتى نؤكد أكثر على أهمية النتائج التي توصلنا إليها، اقترحنا نموذج فيزيائي مبسط لرصد نسبة التبخر ورطوبة التربة على المدى الزمني الطويل. ثم قمنا بدمج النتائج المتأتية من خرائط نسبة رطوبة التربة مع النموذج المقترح لتثبيت فعاليته من جهة و لتمثيل تغيرات نسبة الرطوبة من جهة أخرى.

كلمات المفاتيح : استشعار عن بعد الرادارية - نسبة رطوبة التربة- تركيبية التربة- طبيعة تضاريس سطح الأرض

## **Introduction générale**

Le sol, ce n'est pas juste la surface qu'on marche dessus, ni le terrain qu'on y construit, la terre qu'on cultive, c'est la source de notre vie et une richesse que nous devons conserver. A partir des années 50, l'intensification des terres agricoles n'a fait qu'accélérer les processus de dégradation des sols affectant ainsi leurs propriétés bio-physico-chimiques. La première composante directement touchée par l'intensification est la fertilité du sol en particulier (la matière organique et la stabilité structurale du sol). La Tunisie centrale en Afrique du Nord est caractérisée par un climat semi aride à saisons contrastées. L'irrégularité climatique, la torrencialité des écoulements, la faible densité du couvert végétal et la fragilité des sols viennent s'ajouter à l'intensification agricole accélérant la dégradation des ressources naturelles sous toutes ses formes. En effet, en Tunisie, les pertes en terres agricoles causées par la désertification et la dégradation étaient estimées à plus de 20.000 ha/an (GTZ, 2010). Elles engendrent annuellement de sérieux déficits au niveau de la production agricole et entravent sérieusement la durabilité de l'activité agricole. Selon les études du Ministère de l'Agriculture et des Ressources Hydrauliques (2003), l'érosion touche près de 3,5 millions d'hectares des sols agricoles, soit plus de la moitié de la surface agricole utile. Selon la même étude, l'érosion hydrique est largement répandue dans les régions semi-arides du pays à cause de la nature torrentielle des pluies, de leur variabilité spatiale, de l'hétérogénéité des sols ainsi que l'impact défavorable de l'action anthropique.

Le gouvernorat du Kairouan est situé au centre de la Tunisie appartenant à la région naturelle des steppes, caractérisée par un bioclimat semi-aride. Dans cette région, le bilan hydrique est toujours négatif en raison des importants écarts entre les précipitations et les pertes par évapotranspiration. Selon le Programme d'Action Régional de Lutte Contre la Désertification- Gouvernorat de Kairouan- PARLCD (2006), la dégradation des ressources naturelles dans la région du Kairouan est de plus en plus accentuée du fait de l'interaction entre les caractéristiques physicochimiques du sol peu favorables et les facteurs anthropiques (occupation des terres non conforme à la vocation agronomique des sols, pratiques agricoles parfois inadéquates, usage excessif des ressources, surpâturage, etc.). D'après la même étude, les résultats de l'évaluation des aménagements de Conservation des Eaux et du Sol (CES) du

gouvernorat de Kairouan ont montré que l'érosion couvre 70.5% de la superficie totale du gouvernorat dont 235 mille ha sont moyennement à gravement affectés. Ces conditions ont conduits à identifier la région du Kairouan par les autorités Tunisiennes, comme une zone pilote pour étudier la gestion des ressources hydriques et pédologiques existantes dans la région. Par conséquent, divers programmes d'aménagement et de mise en valeur pour l'ensemble de l'activité agricole visant la réhabilitation et la gestion des ressources naturelles, la protection des sols contre l'érosion, la restauration de leur fertilité et l'utilisation respectueuse des ressources naturelles ont été réalisés. Beaucoup de projets ont été réalisés tels que les projets MERGUISIE 1 et 2 (Merguellil, Gestion et Usages Intégrés de l'Eau) lancés respectivement en 1998 et en 2000 ; les projets européens UE/FP6 AQUASTRESS et UE/FP7 WASSERMed (2010-2013), s'insèrent dans le même contexte ; les projets ANR-ARENA et AMETHYST lancés respectivement en 2012 et en 2013 et dont le dernier concerne l'évaluation des ressources en eau en lien avec les changements climatiques et anthropiques ; etc. En outre, selon PARLCD (2006), il y avait une mise en place des approches participative et partenariale des travaux CES dans le gouvernorat du Kairouan ayant pour principal objectif de transformer à la fois le comportement des populations rurales et celui des intervenants institutionnels pour aboutir à une prise de conscience nécessaire à la préservation des ressources naturelles dans la région. Ainsi, la plaine du Kairouan a fait l'objet de plusieurs enquêtes et travaux scientifiques menés en hydrologie, en anthropologie, en pédologie, en géologie, en hydrogéologie, en télédétection, etc. et qui ont pour principaux axes de recherche : l'amélioration des connaissances sur la variabilité des ressources naturelles disponibles, l'optimisation des modalités de leur gestion et l'économie de l'eau (Besbes, 1975 ; Feuillette *et al.*, 2001; Cudennec *et al.*, 2005; Ben Ammar *et al.*, 2006; Kingumbi *et al.*, 2007; Leduc *et al.*, 2007 ; Le Goulven *et al.*, 2009 ; Zribi *et al.*, 2010 et 2012; Shabou, 2010 et 2015 ; Gorrab, 2012 ; Amri *et al.*, 2011, 2012, 2013; Chahbi, 2015 ; Pradeleix *et al.*, 2015 ; Lili Chabaane *et al.*, 2015 ; Kchouk *et al.*, 2015 ; Ogilvie *et al.*, 2016). C'est dans ce contexte qu'il y a eu l'apparition de la notion de suivi des états de surface continentale qui constitue un des moyens primordial de la gestion et la conservation du sol, de l'eau et de l'environnement. L'évolution dans le temps et dans l'espace des propriétés physique, hydrique et géométrique de surface des sols représentent une information de premier ordre qui peut être intégrée dans les modèles hydrologiques de prévision du bilan hydrique et des processus de ruissellement et d'érosion (Boiffin, 1984 ; Casenave et Valentin



1989 ; Ludwig *et al.*, 1995 ; Quesney *et al.*, 2000 ; Weisse *et al.*, 2003 ; Baghdadi *et al.*, 2004a et 2007 ; King *et al.*, 2005b ; Auzet *et al.*, 2005 ; Armand, 2010 ).

Contrairement aux techniques de mesures prises sur terrain qui donnent une information ponctuelle, la télédétection est la technique la plus adaptée pour fournir des données spatialisées des états de surface du sol à l'échelle globale, régionale ou de la parcelle et relativement fréquentes au niveau temporelle (images journalières à mensuelles). Le recours à la télédétection satellitaire permet le suivi à long terme des états de surfaces continentales (occupation du sol, taux de couverture de la végétation, texture, humidité du sol, stress hydrique de la végétation...) à travers la modélisation de l'interaction surfaces-ondes électromagnétiques (Ulaby *et al.*, 1986a ; Engman, 1990 ; Wagner *et al.*, 1999 ; Hervet, 2000 ; Caloz et Collet, 2001 ; Tourino Soto, 2005 ; Corbane, 2006 ; Escorihuela, 2006 ; Lardeux, 2008 ; Baghdadi *et al.*, 2008 ; Jarlan *et al.*, 2010 ; Tran, 2010 ; Girard et Girard, 2010 ; Amri, 2013 ; Boulet *et al.*, 2015, Chahbi, 2015). Ainsi, ces techniques permettent la mise en place des systèmes d'alertes précoces servant d'intervenir par des moyens adéquats dans le cadre d'un développement durable. En effet, avec les techniques de télédétection dans le domaine optique (le spectre du visible et de l'infrarouge), les paramètres des sols peuvent être caractérisés à partir des réflectances spectrales, la température de brillance et l'émissivité des surfaces. Cependant, malgré un apport essentiel de ces données dans la cartographie du couvert végétal et des caractéristiques pérennes du sol, la disponibilité des images optiques est limitée par la dépendance de la télédétection optique aux conditions météorologiques, comme les conditions solaires et la couverture nuageuse. Alors que les techniques dans le domaine des micro-ondes actives ou des hyperfréquences fonctionnent le jour comme la nuit indépendamment de l'illumination solaire et permettent de se libérer en grande partie des conditions atmosphériques (présence de couverture nuageuse), lors des prises de vues (Boivert *et al.*, 1996 ; Hervet, 2000 ; Corbane, 2006 ; Escorihuela, 2006 ; Baghdadi *et al.*, 2008 ; Holah, 2005 ; Aubert, 2012 ; Zribi *et al.*, 2012 ; Gorrab, 2012 ; Amri, 2013).

Le radar, opérant dans le domaine des hyperfréquences, fournit un outil fiable pour surveiller les différentes composantes de la surface du sol afin d'assurer une bonne gestion de ses ressources. Son utilité a été bien documentée dans la littérature par exemple (Ulaby *et al.*, 1978 et 1986 ; Hallikainen *et al.*, 1985 ; Fung *et al.*, 1992 ; Boivert *et al.*, 1996 ; Zribi 1998 ; Baghdadi *et al.*, 2003, 2006 et 2008 ; Holah, 2005 ; Thoma *et al.*, 2006 ; Zribi *et al.*, 2008 ; Baup *et al.*, 2011 ; Gherboudj *et al.*, 2011 ; Aubert *et al.*, 2011 et 2013 ; Paloscia *et al.*, 2008 et 2010). De nos jours, l'un des principaux types de capteurs radars et le plus utilisé est le radar

à Synthèse d'Ouverture (RSO, SAR en anglais) qui produit des images à haute résolution. La mise à disposition des capteurs SAR de première génération telles que (SIR-C, ERS, RADARSAT, ENVISAT/ASAR) a permis de proposer, en bande C, pour des polarisations et angles de visée multiples, des relations entre la mesure radar et la mesure de l'humidité et de la rugosité des sols agricoles nus (Le Hégarat-Masclé *et al.*, 2002 ; Holah *et al.*, 2005 ; Zribi *et al.*, 2005, 2007, 2011 et 2014b; Baghdadi *et al.*, 2003, 2007 et 2008a ; Gherboudj *et al.*, 2011; Fillion *et al.*, 2016). Récemment, le développement de radars à résolution métrique en bande X, a incité à affiner les observations spatio-temporelles et à poursuivre les recherches des modèles de restitution des propriétés physiques des sols (Paris *et al.*, 2010, Baghdadi *et al.*, 2008b et 2012 ; Aubert *et al.*, 2011 et 2013; Zribi *et al.*, 2012, Zhang *et al.*, 2015). En effet, l'estimation des paramètres diélectriques et géométriques de surface des sols est effectuée généralement en inversant soit un modèle de rétrodiffusion radar soit des relations empiriques simples entre le signal radar et les paramètres du sol. Dans ce contexte, plusieurs relations empiriques et semi-empiriques ont été développés pour l'extraction des paramètres de surface des sols (Ulaby *et al.*, 1978; Oh *et al.*, 1992, Dubois *et al.*, 1995 ; Dobson et Ulaby, 1981; Fung et Chen, 1992 ; Oh et Kay 1998 ; Shi *et al.*, 1997; Le Hégarat Masclé *et al.*, 2002 ; Srivastava *et al.*, 2003; Holah *et al.*, 2005; Zribi et Dechambre, 2003; Zribi *et al.*, 2005, 2007 et 2011 ; Baghdadi *et al.*, 2006b, 2006c, 2007 et 2008b; Paloscia *et al.*, 2008 et 2010). Ces approches proposées dépendent de deux paramètres: i) la résolution spatiale des capteurs : différentes propriétés doivent être considérées à des échelles fines (parcellaire ou intra-parcellaire) et ii) le nombre de configurations du capteur considéré lors de l'acquisition des images spatiales (mono ou multi-incidence ou mono ou multi-polarisation). En outre, diverses études (Dobson et Ulaby, 1981; Hallikainen *et al.*, 1985; Ulaby *et al.*, 1986; Fung, 1994; Zribi *et al.*, 2005 et 2011; Baghdadi *et al.*, 2008 ; Paloscia *et al.*, 2008 et 2010 ; Baup *et al.*, 2011; Gherboudj *et al.*, 2011 ; Aubert *et al.*, 2011 et 2013 ) ont montré qu'il était difficile de considérer tous les paramètres qui influencent la réponse radar (rugosité et couvert végétal) afin d'extraire l'état hydrique des sols à l'échelle de la parcelle. En mettant des hypothèses sur la rugosité dans le cas des sols agricoles nus, la cartographie de l'humidité à partir des approches d'inversion du signal radar peut être produite. Par rapport à l'extraction des informations sur la composition du sol à partir des données SAR, on trouve seules quelques références s'y sont intéressées (Schmugge *et al.*, 1976; Ulaby *et al.*, 1978; Hallikainen *et al.*, 1985; Srivastava *et al.*, 2006). Plus récemment Zribi *et al.* (2012a) ont estimés la variabilité

spatio-temporelle de la texture, plus précisément le pourcentage d'argile à partir du signal radar en bandes X.

C'est dans ce contexte d'exploitation des apports des mesures SAR pour le suivi des états des surfaces agricoles que ma thèse s'inscrit.

### **Objectifs de la thèse**

L'objectif général du présent travail est d'explorer le potentiel de la télédétection radar opérant en bande X et à très haute résolution spatiale pour une caractérisation des états de surface à intérêt agronomique et hydrologique. Pour répondre à cet objectif, j'ai travaillé sur quatre axes scientifiques : l'amélioration de la description de l'état du milieu, particulièrement la rugosité du sol, la compréhension de la relation directe surface-signal radar, le développement d'algorithmes d'inversion et enfin la dernière étape d'assimilation dans un modèle de processus.

**Axe1** : Caractérisation des états de surface de sols nus en milieux agricoles.

Pour ce faire, on a introduit un nouveau paramètre décrivant la rugosité ou l'état géométrique des sols.

Cela a pour double objectif :

- Améliorer la compréhension et l'interprétation du comportement du signal électromagnétique en fonction de la rugosité.
- Proposer des nouveaux paramètres, décrivant l'état de surfaces, utiles pour l'entrée des modèles des processus d'érosion ou de ruissellement.

### **Axe2** :

\*Analyse statistique des relations entre mesures radar et paramètres physiques de sols.

\*\*Validation des modèles de diffusion des surfaces du sol à partir des mesures réelles effectuées sur le site d'étude.

Pour ce faire, on a analysé le comportement de signal rétrodiffusé en fonction des paramètres de surface en se basant sur une large base de données acquises sur le site de Merguellil : Campagne de mesures satellite radar (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed) ainsi que de mesures in situ (humidité, rugosité, texture et densité apparente des sols). Cette analyse est suivie par des comparaisons des coefficients de rétrodiffusion réels et simulés à partir des modèles physique et semi empirique couramment utilisés : Modèle d'équation intégrale « IEM » de Fung *et al.*, 1992, Modèle de Dubois (Dubois *et al.*, 1995) et le modèle IEM empiriquement calibré par Baghdadi *et al.*(2011a).

**Axe3 :** Développement de méthodologies d'inversion permettant de spatialiser les principaux paramètres décrivant l'état des surfaces de sols nus agricoles (état hydrique, physique et géométrique des sols).

Cet axe est basé sur le développement de méthodologies permettant d'extraire à partir des images radars, une information sur les états de surface la plus proche de celle qui peut être acquise sur le terrain. Pour spatialiser l'état hydrique du sol, la méthode développée est issue des combinaisons optimales des données satellites « images radars à haute résolution spatiale » avec des mesures d'humidités ponctuelles dérivées des 7 capteurs en continue (information à l'échelle régionale). La spatialisation de la teneur en argile des sols est déduite à partir de calcul de la moyenne des 6 cartes successives de l'état hydrique de sol. Pour cartographier la rugosité des sols, on a élaboré des relations empiriques reliant le signal radar aux paramètres de rugosité (Ecart type des hauteurs et le paramètre  $Z_g$ ).

**Axe4 :** Développement d'un modèle d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles nus: étudier la possibilité de le caler à partir des sorties « SAR ».

Dans cet axe nous avons intégré une application hydrologique des produits d'humidité SAR. Nous avons développé un modèle d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles nus qui simule l'évaporation et l'état hydrique surfacique. Nous avons ainsi testé les sorties radars qui sont les 7 cartes des états hydriques élaborés à 5cm de profondeur pour calibrer ce modèle.

**Ce mémoire de thèse est structuré en six chapitres :**

- Dans le premier chapitre, une étude bibliographique nous permettra de passer en revue des notions générales concernant la caractérisation des états de surface des sols, les facteurs intrinsèques et extrinsèques des sols qui l'influencent. Nous précisons ainsi les raisons de choix du modèle utilisé. On y introduit les concepts relatifs à la télédétection radar, les paramètres qui l'influencent et les différentes approches de modélisation directe et inverse de la rétrodiffusion.
- Dans le second chapitre sont présentés le cadre général de la zone d'étude (la localisation, le climat, la pluviométrie, les ressources en eaux et en sols) ainsi que les bases de données spatiales et expérimentales caractérisant les états de surface des sols.
- Le troisième chapitre est consacré à la modélisation de l'effet de la rugosité sur la rétrodiffusion du signal radar moyennant un modèle numérique basé sur la méthode des moments. Nous y proposons un nouveau paramètre décrivant la géométrie des sols, c'est le paramètre «  $Z_g$  ».

- Le quatrième chapitre présente les résultats de l'analyse des sensibilités des signaux radars rétrodiffusés aux paramètres de surface (humidité, rugosité). Dans le même chapitre nous évaluons la performance des modèles de rétrodiffusion couramment utilisés (Modèle IEM, Dubois et IEM calibré par Baghdadi *et al.*, 2011a).

- Le cinquième chapitre est consacré à la présentation des différentes approches empiriques développées pour l'estimation de la variabilité spatio-temporelle de l'état hydrique, géométrique et de la texture de la surface du sol moyennant une seule configuration (polarisation et angle d'incidence) des données issues du capteur TerraSAR-X.

- Le dernier chapitre est dédié au développement d'un modèle conceptuel d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles nus (évaporation et humidité surfacique). Les approches développées pour la calibration et la validation de ce modèle, utilisant les produits d'humidité SAR, sont ainsi détaillées.

Ce rapport est structuré autour de quatre publications, insérées dans les chapitres 3, 4, 5 et 6.

---



**Chapitre I. Synthèse bibliographique**

## **Introduction**

Par ses différentes fonctions notamment: réservoir biologique abritant de nombreux organismes vivants, support mécanique, compartiment de régulation des flux de matière et d'énergie, milieu d'alimentation hydrique et d'aération des racines, de transit et de stockage de plusieurs substances, le sol joue un rôle déterminant pour assurer la sécurité alimentaire aux êtres vivants. Sa surexploitation et ses conséquences ont conduit au développement de techniques liées à sa conservation et sa gestion durable. Ces techniques permettraient d'assurer la restauration de la fertilité des sols et leur protection contre tous types de dégradation. A cet égard, le suivi de l'évolution spatio-temporelle des états de surface de sol particulièrement l'état hydrique, géométrique et des particules qui le composent, est d'importance majeure vu qu'ils interviennent aux mécanismes qui répondent à la gestion des ressources pédologiques et hydriques. Dans ce contexte, le recours à la télédétection spatiale, comme outil puissant pour le suivi à long terme des états de surface ainsi que pour mettre en place des systèmes d'alertes précoces permettant d'intervenir par des moyens adéquats dans le cadre d'un développement durable, est essentiel.

Ce chapitre est consacré à la synthèse bibliographique des différents travaux de recherche permettant de mieux expliquer les mots clefs associés à notre sujet : états de surface, rugosité du sol, état hydrique, texture, télédétection radar, modélisation. Il est divisé en trois principales parties : en premier lieu, j'expose les principaux paramètres décrivant la surface du sol, les facteurs qui influencent son évolution. En second lieu, j'entame les principes de base de la télédétection radar, les paramètres influençant le signal radar, notant les caractéristiques instrumentales de l'antenne et les paramètres de surface, et enfin les modèles électromagnétiques de rétrodiffusion.

### **I.1 Notion des états de surface du sol et de sa caractérisation spatio-temporelle**

#### **I.1.1 Définition du sol, des états des surfaces continentales**

D'après Girard et Girard (2010), le concept du sol varie selon ses utilisateurs : pour l'agronome, c'est une ressource qui constitue une réserve d'éléments nutritifs pour la végétation et le lieu de croissance et d'activité des racines. Pour le climatologue, le sol est un écran qui utilise une partie de l'énergie du soleil et des pluies et en réfléchit une autre et qui émet une certaine énergie liée à sa propre température de brillance. Pour le pédologue, c'est



un volume qui évolue tout le temps, qui crée son organisation propre (sa structure, ses horizons) et est riche d'une très grande biodiversité végétale et animale.

Depuis plusieurs années, l'attention de différents spécialistes des milieux s'est portée vers l'observation de la surface des sols. Cette dernière comprend selon Escadafal (1989), la partie superficielle de la couverture pédologique directement en contact avec l'atmosphère et elle se distingue par sa composition, sa couleur, sa granulométrie, son microrelief, et sa structure. D'où vient la notion des états de surface du sol qui peut être définie à plusieurs niveaux selon les études. En effet, le terme d'état de surface fait référence à un ensemble d'indicateurs relatifs soit à la rugosité, à la structure, à la texture, à l'humidité et aux types de croûtes de la surface du sol (Boiffin, 1984 ; Auzet *et al.*, 1990; Ludwig *et al.*, 1995 ; Le Bissonnais *et al.*, 2005 ; Corbane, 2006) ; soit à l'occupation des sols et à différentes variables de recouvrement de la surface du sol telles que le couvert végétal vivant ou mort ou la présence de cailloux, graviers et sables (Casenave et Valentin, 1992; Li *et al.*, 2000).

D'après Casenave et Valentin (1989) le terme "état de surface" désigne, à un instant donné, **un ensemble homogène constitué par les éléments du milieu suivants : le couvert végétal, la surface du sol, et les organisations pédologiques des premiers centimètres du sol qui ont subi des transformations, sous l'effet des facteurs météorologiques, fauniques ou anthropiques.**

Escadafal (1989) a défini l'état de surface comme étant : **la composition et l'organisation des couches superficielles des sols à un instant donné.**

Plus récemment, Armand (2010) a adopté une définition globale, qui est la suivante: « l'état de surface du sol désigne **la couverture, l'état structural, l'état hydrique et micro-topographique des premiers centimètres du sol** ».

Les critères retenus à partir de ces différentes conceptions pour caractériser les états de surface des sols non ou peu couverts (dans notre cas d'étude) sont les suivants :

- **La rugosité ou le microrelief ;**
- **La teneur en eau ou l'état hydrique du sol ;**
- **L'état structural**, lui-même dépendait des paramètres précédents et est conditionné par la **texture** et le **système poral** du sol. Il est ainsi influencé par les éléments grossiers du sol (motte, cailloux), la présence de macropores d'origine pédoclimatique (fentes de retrait) ou biologique et la formation de croûte.

### **I.1.2 Propriétés majeures décrivant les états de surface du sol**

Les principaux paramètres décrivant le plus les états de surface des sols nus sont : l'état hydrique, géométrique, la texture et la stabilité structurale des sols. Ces propriétés du sol sont difficilement séparables car ils interagissent entre elles.

### **I.1.2.1 Rugosité du sol**

Du point de vue agronomique, La rugosité de la surface du sol, sur une parcelle, est une notion qui est visuellement bien perceptible mais qui est difficile à quantifier. En outre, la rugosité de surface n'a pas la même origine, ni la même signification selon qu'il s'agit d'un sol nu (travaux culturaux), d'un couvert végétal (rugosité liée au port des plantes et à l'organisation dans l'espace), ou d'une surface d'eau libre (rugosité de vagues plus ou moins liée à une direction ou force de vent) (Le Hegarat-Masclé *et al.*, 2001 ; Girard et Girard, 2010). Pour Casenave et Valentin (1992), la rugosité de surface du sol est due aux petits accidents de terrain, (naturels ou induits par les techniques culturales) susceptibles de diminuer le ruissellement et d'augmenter le stockage superficiel de l'eau. Ils ajoutent que ce paramètre géométrique du sol constitue des obstacles physiques qui réduisent la vitesse du vent exercée sur les surfaces des sols et diminue ainsi les risques de l'érosion éolienne.

Le Bissonnais *et al.* (2002b) ajoutent que la microtopographie crée à la surface du sol des bosses et des creux qui définiront le lieu d'apparition des flaques, avant que le ruissellement ne démarre et augmentant ainsi la rétention en eau à la surface. L'absence de rugosité à la surface est un handicap important pour l'amélioration des caractéristiques hydrodynamiques du sol.

Parmi les facteurs qui influencent le plus la rugosité de surface des sols : le travail du sol, la pluie, la texture, et la structure (type, taille et stabilité des agrégats), et la formation des croûtes et des fentes (Boiffin 1984 ; Ludwig *et al.*, 1995; Baghdadi *et al.*, 2003 ; King *et al.*, 2005a ; Lievens *et al.*, 2009 ). D'après Davidson *et al.* (2000), la relation entre la microtopographie des sols et les travaux culturaux est influencée aussi par les conditions météorologiques cumulées de la période comprise entre l'opération de labour et de mesures de rugosité.

Les mottes consistent en une masse compacte et cohérente produite par le labour du sol. Ils s'émiettent facilement avec l'alternance de l'humidification et du séchage. Les mottes de labour induisent une rugosité décrite à l'échelle de l'agrégat, c'est pourquoi on parle de **microrelief** pour désigner ces variations locales du relief, à petite échelle, comme les bosses, les dépressions ou les creux (Corbane, 2006).

### **I.1.2.2 Teneur en eau des sols**

La teneur en eau de la couche superficielle du sol est une caractéristique importante des états de surface du sol. Elle est une grandeur changeante dans le temps et dans l'espace et constitue de ce fait une variable d'état sur laquelle repose essentiellement la description des phénomènes de transferts (les échanges hydriques, énergétiques,...). Le taux d'humidité du sol est la teneur en eau contenue entre les particules du sol en régime variable non saturé. Selon qu'on la rapporte à la masse ou au volume, l'humidité du sol peut s'exprimer en unités pondérales (gravimétriques) ( $\text{g}/\text{cm}^3$ ) ou unités volumétriques ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) ou (% vol.) (Musy et Soutter 1991 ; Soutter *et al.*, 2007).

Les mobilités d'eau dans le sol, leur direction et leur importance sont régies par les différences d'énergie potentielle totale de l'eau, celle-ci se déplaçant d'un point à énergie élevée vers un point de plus basse énergie, pour tendre vers un équilibre. Cela explique que le phénomène de mouvement de l'eau par diffusion et capillarité entre l'horizon plus humide vers l'horizon plus sec est prépondérant sur celui de la gravité dans la zone non saturée. Par contre, dans la zone saturée, l'écoulement gravitaire domine (l'écoulement de l'eau en profondeur).

Le maintien d'une certaine humidité en surface limite les risques d'encroûtement puisque les faibles teneurs en eau des sols facilitent l'arrachement et le transport par l'eau ou le vent des particules constituant les couches superficielles des sols. De même, dans un sol fortement humide ou proche de la saturation, la porosité est déjà occupée par l'eau ce qui favorise les processus de dispersion, l'apparition du ruissellement et, de ce fait, la formation d'une croûte de dégradation structurale (Boiffin, 1984 ; Casenave et Valentin, 1989 ; Armand, 2010).

L'humidité du sol varie en fonction des caractéristiques physiques du sol principalement sa porosité, sa structure et sa texture.

### **I.1.2.3 Texture du sol**

La composition granulométrique du sol est une propriété physique du sol reliée à la taille et à la proportion des fractions argileuses, limoneuses et sableuses constituant la terre fine de l'horizon. Toutes les propriétés physiques, mécaniques et hydriques des sols dépendent de leurs compositions granulométriques (Musy et Soutter, 1991 ; Calvet 2003). Selon le diamètre de ses particules, on distingue différentes classes texturales ou granulométriques des sols (tableau I.1):

Tableau I. 1. Classes texturales des sols

Classe granulométrique	Dimensions des éléments minéraux (µm)
Argile	< 2
Limon fin	2-20
Limon grossier	20-50
Sable fin	50-200
Sable grossier	200-2000

La texture peut être déterminée par appréciation tactile sur le terrain (test du boudin : essayer de rouler l'échantillon de terre pour déterminer le % d'argile) ou déduite à partir des traitements d'analyse granulométrique au laboratoire. La détermination de la texture permet d'attribuer à l'échantillon analysé le nom d'une classe texturale définie à partir des triangles de texture. En effet, un triangle textural regroupant toutes les combinaisons possibles des diverses fractions de la terre fine (sable, limon, argile) et à l'intérieur duquel un échantillon du sol étudié pourra être situé. Les résultats d'une analyse granulométrique permettent ainsi de classer le sol dans une famille regroupant les sols aux caractéristiques granulométriques voisines (Musy et Soutter, 1991).

#### I.1.2.4 Notion de la structure du sol et de sa stabilité structurale

La structure du sol est une propriété fondamentale dans un sol puisqu'elle désigne le mode d'assemblage des particules élémentaires en agrégats et en mottes. En effet, les particules élémentaires d'un sol peuvent rester individualisées, en raison de l'absence de liens entre elles, ou s'assembler en unités plus grandes relativement cohérentes et plus ou moins fragmentées, appelées **agrégats**. Cet état n'est pas nécessairement permanent, il est en évolution constante sous l'action de nombreux facteurs (pluie, vent, tassement par les engins agricoles et le piétinement par les animaux...) selon le degré de résistance des agrégats du sol aux facteurs désagrégant (Musy et Soutter, 1991 ; Calvet, 2003).

D'où vient la notion de la **stabilité structurale** qui désigne la sensibilité des agrégats du sol aux différents mécanismes de désagrégation par les agents de dégradation. Elle représente la résistance des agrégats du sol à conserver l'arrangement de sa phase solide et de sa porosité quand il est exposé à l'action de la pluie, à la battance et à l'érosion (Gobat *et al.* 1998). La dégradation structurale exerce un contrôle important sur la rétention de l'eau, le ruissellement, et la capacité d'infiltration de la surface.

### **I.1.3 Facteurs influençant la pérennité des états de surface des sols**

L'évolution des états de surface est un intégrateur de multiples facteurs contrôlant l'état du milieu. Parmi ces facteurs, il y a des agents externes, telles que le climat, la répartition chronologique des épisodes pluvieux, la topographie, les pratiques culturales (labour, semis...) et des facteurs intrinsèques ou internes constitutifs du sol (fractions granulométriques et matière organique...). Ces facteurs peuvent contribuer à l'amélioration des composants des surfaces des sols comme à leurs dégradations.

#### **I.1.3.1 Facteurs intrinsèques du sol**

##### **a) Les fractions granulométriques**

La texture joue un rôle majeur vis-à-vis de la résistance de la surface du sol aux différents types de sa dégradation. En effet, quelque soit leur taille, les sables ont tendance à diminuer la cohésion des particules du sol et donc sa stabilité structurale. Au contraire, les argiles favorisent la formation d'agrégats et augmentent ainsi leur cohésion. Plusieurs études ont montré des corrélations positives entre la stabilité structurale des agrégats et la teneur en argile du sol (Le Bissonnais *et al.*, 2002b).

Pour le vent comme pour l'eau, les particules plus fines résistent davantage du fait, d'une part de leur plus forte cohésion, et d'autre part de la protection exercée par les particules les plus grossières (Casenave et Valentin, 1989).

Les sols riches en limons sont les sols les plus sensibles à la compaction et contribuent à la formation d'une croûte spécifique de dégradation structurale de surface du sol imperméable à l'air et à l'eau. De par leurs propriétés physiques, les limons ont une grande fragilité structurale augmentant ainsi les risques d'érosion. En effet, si la structure du sol est instable, elle peut se dégrader sous l'action de pluie. La couche superficielle du sol est alors la première affectée. Les gouttes de pluie provoquent la désintégration des agrégats, suivie d'un colmatage des pores de la surface du sol. La résultante de ce phénomène est la formation d'une croûte superficielle, appelée couramment « croûte de battance » (figure I.1). Le microrelief s'adoucit, sa structure se modifie de rugueuse elle devient lisse et la surface du sol perd toute capacité de rétention d'eau superficielle. Lorsque la croûte de battance est formée, les pluies ultérieures, même si elles sont de faible intensité, engendreront du ruissellement (Boiffin, 1984 ; Auzet, 1990 ; Le Bissonnais *et al.*, 2005; Corbane, 2006 ; Armand, 2010).



Stades : (1) agrégats visibles (2) mottes dégradées (3) colmatage des pores (4) formation de croûtes

Figure I. 1. Evolution des états de surface d'un sol limoneux : formation d'une croûte de battance (photos prises sur une parcelle de sol nu à Sidi Ali Ben Salem-Kairouan (1) 09/11/13 (2) 22/11/13 (3) 23/12/13 (4) 03/01/14)

La battance est donc la conséquence de la dégradation de la surface du sol par les gouttes de pluie et le signe de risque d'érosion et d'un état de surface fragile. Une estimation du risque de battance peut être obtenue en considérant l'indice de battance ( $I_B$ ) donné par Hénin *et al.*, (1958) cité par Annabi (2005) :

$$I_B = \frac{(1.5*\%Limon\ fin)+(0.75*\%Limon\ grossier)}{(\%Argile)+(10*\%Matière\ organique)} \quad \text{Eq I. 1}$$

Les éléments grossiers tels que les cailloux et les graviers inhibent la dégradation de la surface du sol en la protégeant contre le splash. En outre, ils favorisent l'infiltration en freinant l'écoulement.

### **b) La matière organique et l'activité faunique du sol**

Les composés organiques du sol (débris végétaux, résidus de récolte, amendements, etc.) augmentent la cohésion entre les particules du sol, par conséquent, ils ont un rôle fondamental dans les propriétés hydriques du sol, le maintien et l'amélioration de sa stabilité structurale. La matière organique forme des liens solides avec les argiles, le complexe argilo-humique ainsi formé assure la cohésion des microagrégats, empêche la dispersion des argiles et évite le colmatage et la compaction des sols (Gobat *et al.*, 1998).

D'après Le Bissonnais *et al.* (2002b), la matière organique du sol peut rendre hydrophobes les surfaces des particules minérales, assurant la pérennité structurale ce qui limite la dégradation des surfaces des sols.

L'activité des vers de terre a une influence directe sur les états de surface des sols. En effet, l'activité faunique joue un rôle prépondérant dans l'amélioration des potentialités hydriques et physiques du sol, elle détruit, au moins localement, les croûtes et facilite l'infiltration par la porosité qu'elle génère (Casenave et Valentin, 1989, Corbane, 2006).

### I.1.3.2 Facteurs du milieu naturel

L'évolution des états de surface sous l'action conjuguée des aléas climatiques (pluie, sécheresse..) et des techniques culturales (semis, labour..) conditionne énormément les quantités d'eau stockées dans le sol, évaporées, infiltrées et ruisselées. Elle présente une grande variabilité saisonnière et interannuelle quelque soit le type du sol.

#### a) Le climat : les agents mécaniques de la sensibilité des sols à l'érosion

D'après Corbane (2006), les conditions climatiques affectent les propriétés physiques du sol à travers ses effets sur les variations hydriques et la stabilité des particules du sol. En effet, la formation des agrégats du sol, par fragmentation d'éléments structuraux plus grands, peut être due à des phénomènes climatiques comme les alternances des cycles d'humectation /dessiccation ou de gel/dégel par exemple, la présence d'argiles gonflantes favorise la fragmentation des agrégats par humectation-dessiccation, grâce aux propriétés de gonflement et de retrait qu'elles confèrent au sol.

La variable climatique qui conditionne le plus les états de surface est la **pluie**. Les eaux de pluie constituent les agents essentiels des ruissellements, entraînant le départ des éléments fertiles de la surface du sol. En effet, Les gouttes de pluie, grâce à leur énergie cinétique, détachent les particules fines des points les plus hauts vers les points les plus bas. Ces particules, en s'accumulant, créent des zones de faible perméabilité qui s'étendent sur la surface. La désagrégation et la dispersion mécaniques des particules du sol sous l'impact des gouttes de pluie s'appellent l'**effet splash** (Figure I.2.a).

La désagrégation des mottes de terre à cause de l'eau et le détachement des interactions entre les particules du sol résultent d'un **déséquilibre** entre les forces de liaison des agrégats et les forces de rupture sous l'action de différents mécanismes physiques et physico-chimiques (Figure I.2.b).

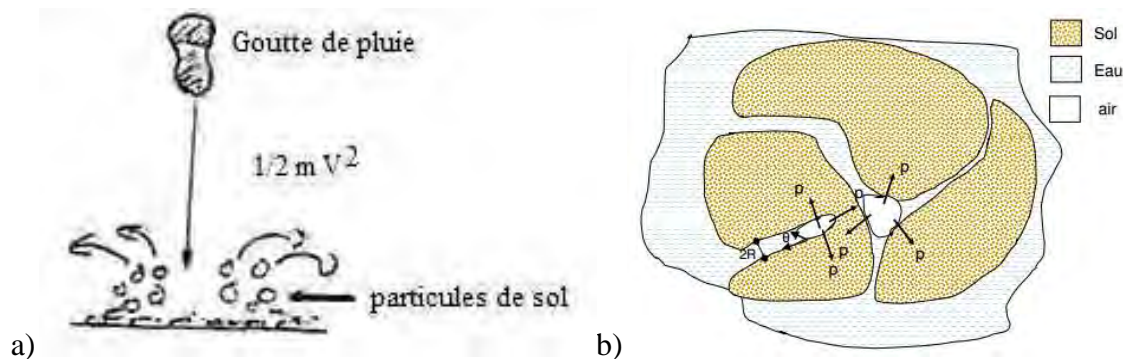


Figure I. 2. Effet des gouttes de pluies sur la surface du sol : a) effet splash (Touré et Karambiri, 2004 et b) Eclatement des particules du sol par compression de l'air dans les capillaires (avec  $p$  : pression de l'air,  $R$  : rayon des capillaires les plus gros et  $\theta$  : l'angle de raccordement sol-eau (Annabi, 2005).

Les pluies intenses aboutissent, sur les sols de faible résistance structurale, à la formation de croûtes épaisses (Figure I.3). Les mottes vont se souder ce qui diminue les échanges gazeux, hydriques et thermiques entre l'atmosphère et le sol. Cet état du sol entraîne la dégradation des paramètres physiques de la surface du sol, élément majeur responsable du ruissellement et d'érosion hydrique (Boiffin, 1984 ; Le Bissonais *et al.*, 2002b).



Figure I. 3. Traces des gouttes de pluie (variété de diamètre des gouttes de pluie, les fentes de retrait et colmatage des pores) : photos prises sur une parcelle test à Sidi Ali Ben Salem - Kairouan le 03/01/14.

En région aride, le **vent** joue un rôle majeur dans le tri et la redistribution latérale des constituants de la surface du sol. Le vent est un des facteurs conditionnels importants des états de surface par son rôle sur l'érosion, le transport et la sédimentation des particules du sol qui, en se déposant, peuvent totalement modifier un état de surface. Comme pour le ruissellement, c'est la vitesse du vent qui détermine, pour une taille de particule donnée, l'arrachement, le transport ou le dépôt (Casenave et Valentin 1986).

### **b) La couverture herbacée ou culturale du sol (facteur biologique)**

La couverture du sol caractérisée par son recouvrement total, qui comprend celui assuré par les parties aériennes et celui des résidus végétaux posés sur la surface du sol, est considérée l'un des facteurs conditionnels essentiels des états de surface. Les surfaces nues ou non cultivées de végétation sont les plus vulnérables et exposées directement à l'action de pluie. Ces terrains mal protégés ont tendance à subir des réorganisations superficielles qui limitent considérablement l'infiltration. En effet, La couverture du sol assure la protection du sol contre les "agressions" extérieures (pluie, vent..) qui sont les principaux facteurs des réorganisations superficielles. En interceptant l'énergie cinétique des gouttes de pluies et l'énergie des eaux ruisselantes, le couvert végétal du sol peut avoir une influence considérable



dans le ralentissement de l'écoulement et la réduction de l'érosion et de ruissellement (Casenave et Valentin, 1992).

Les débris des formations végétales s'accumulent en une litière et conduisent à une concentration de la matière organique dans les premiers centimètres du sol. En outre, en association avec les bactéries et les argiles, les débris végétaux contribuent à la formation des agrégats stables du sol (Li *et al.*, 2000). Freebairn et Worker (1986) cité par Corbane, 2006 ont montré qu'un minimum de 30% de couverture du sol par les débris végétaux (connu sous le nom « Mulch ») est nécessaire pour réduire de 70% l'érosion par rapport à un sol nu.

Tant que la végétation est couvrante, la pente et les autres facteurs ont un effet presque nul et on assiste alors à des phénomènes d'érosion discrets et imperceptibles comme le ruissellement diffus, constitué de petits filets d'eau sous la végétation avec déplacement de fines particules minérales. Le risque d'érosion apparaît avec l'exploitation du sol et de la végétation sous ses formes diverses (Ludwig *et al.*, 1995).

D'après Le Bissonais *et al.* 2002b, la diminution des surfaces de sols nus surtout en hiver en introduisant une culture intermédiaire en période de risque (pluies d'automne par exemple) constitue l'une des pratiques de gestion des ressources en sols.

### **I.1.3.3 Facteurs anthropiques : les pratiques culturales**

Certains considèrent que le travail conventionnel du sol est primordial, même s'il comporte certains risques, pour la mise en place des cultures, le fonctionnement du système racinaire, favorise la circulation de l'eau et de l'air dans le sol et limite les infestations des adventices. D'autres pensent que le passage à la simplification du travail du sol, notamment la suppression du labour, est plus avantageux vu ses effets sur les propriétés physiques et biologiques du sol.

La qualité physique du sol est un état très fragile rapidement détruit par des pratiques agricoles mal adaptées sur le plan de l'irrigation et de la gestion des sols comme le manque de matière organique, l'excès de certains engrais ou un tassement exagéré par des engins agricoles trop lourds (Gobat *et al.*, 1998).

Les pratiques culturales modifient les états de surface des sols car elles améliorent l'infiltration et la rétention d'eau superficielle et affectent la dynamique de la battance. De même, un engrais vert freine la formation d'une croûte de battance s'il est implanté suffisamment tôt pour protéger le sol par son couvert (semis d'août après céréales d'hiver, par exemple). Les pratiques culturales **contrôlent** l'ouverture du **système poral** en fragmentant la

surface lors des différentes opérations culturales : labour, préparation de semis, binage, déchaumage. Cette fragmentation accroît la porosité de la couche superficielle du sol ce qui peut se traduire par un accroissement de l'infiltration (Figure I.4). Les pratiques agricoles **contrôlent** également la **rugosité** et le **stockage superficiel de l'eau** de la surface du sol (Boiffin, 1984 ; Le Bissonnais *et al.*, 2005 ; Le Bissonnais *et al.*, 2002b ; Armand, 2010).

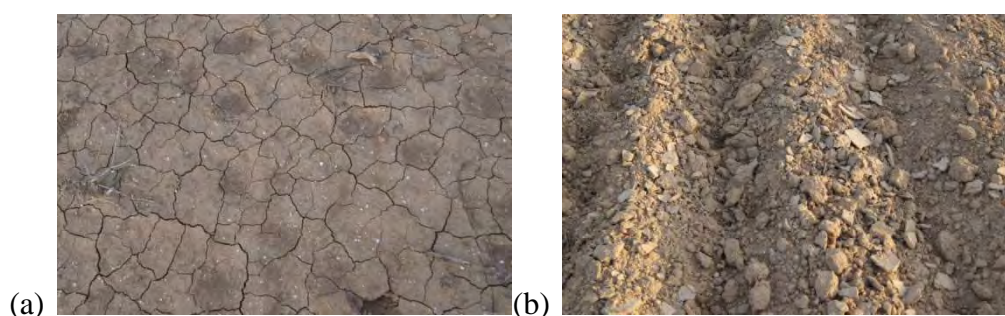


Figure I. 4. Travail du sol : casse-croûte et amélioration des propriétés hydrodynamiques des sols (photos prises sur une parcelle de sol nu à Sidi Ali Ben Salem-Kairouan (a) le 09/11/13 (b) 22/11/13

Le labour, apparaît comme une opération indispensable à l'amélioration de l'infiltrabilité des sols mais il doit être réalisé dans des conditions hydriques idéales, suffisamment humides pour diminuer la résistance du sol mais assez sèches pour limiter les risques de lissage et de tassement. La gamme d'humidité convenable s'avère très réduite, ce qui augmente les risques de dégradation des sols. Selon Ludwig *et al.* (1995), un sol labouré permettrait de stocker entre 3 et 6 mm de plus que celui d'un sol lisse résultant de la préparation pour le semis.

**L'irrigation**, notamment avec des eaux chargées, pose divers problèmes en zone semi-aride et aride. Elle modifie les propriétés physiques du sol et elle agit directement sur la composition de la solution du sol. L'irrigation par aspersion, surtout pour les grandes cultures, induit une forte intensité des gouttes arrivant au sol. En outre, l'irrigation gravitaire peut favoriser la dispersion des argiles, la formation de croûte, et la diminution de l'infiltrabilité des sols. Par conséquent, une irrigation bien conduite doit prendre en compte ces risques de réorganisation superficielle des sols par le contrôle de l'état structural initial, de l'état hydrique, de la qualité des eaux, etc. (Casenave et Valentin, 1989). Cependant, dans la majorité des cas, l'amélioration des pratiques culturales ne suffit pas pour résoudre le problème, elle doit être complétée par des aménagements hydrauliques restructurant le paysage.

Les terres de **parcours** occupent de plus en plus des superficies agricoles dans les régions semi-aride et aride (cas de notre zone d'étude) et sont caractérisées par une dégradation intense de ses ressources en sols. D'après Sabir *et al.* (1996), les jachères et les terrains de

parcours sont des états de surfaces affectées par les pâturages. Ces derniers aboutissent à une détérioration des propriétés hydrodynamiques de la couche superficielle des sols et à leur érosion hydrique et éolienne. En effet, le tassement des animaux est d'autant plus perceptible sur des terrains de parcours et pâturage. Les effets physiques des piétinements des animaux pâturant, peuvent causer des pertes ou des dommages mécaniques à la végétation ainsi que des modifications et réorganisations des états de surface du sol qui pourraient être à l'origine de la diminution de sa perméabilité à l'eau (Figure I.5).



Figure I. 5. Effet des pâturages sur les surfaces des sols (photos prises sur une parcelle de référence à Sidi Ali Ben Salem-Kairouan le 22/11/13).

#### **I.1.4 Caractérisation des états de surface : une des clés de la gestion durable des ressources naturelles**

Plusieurs raisons peuvent expliquer le recours à la caractérisation des états de surface dans les régions semi-arides, où l'activité agricole constitue l'activité économique la plus importante :

- i) le caractère torrentiel et irrégulier des précipitations ; les fortes températures qui accélèrent la minéralisation de la matière organique et fragilisent les sols ;
- ii) la présence de pentes, de collines et de montagnes intensifiant le phénomène d'érosion ;
- iii) le couvert végétal souvent réduit à cause de la dureté du climat et des actions anthropiques et par conséquent les sols restent nus une grande partie de l'année ;
- iiii) la dégradation des sols sous leurs différentes formes (érosion hydrique et éolienne, salinité, ruissellement) menace les terres arables qui constituent les terres les plus fertiles de point de vue biologique, chimique et physique.

Ces facteurs signalent l'urgence de recourir à des stratégies agricoles et des actions pour la conservation des eaux et des sols, ressources naturelles fragiles, dans les régions semi-arides. La gestion durable des ressources en terre et des hydro-systèmes doit nécessairement s'appuyer sur une bonne connaissance des états de surface, en particulier des propriétés hydriques, géométriques et physiques des sols. La caractérisation des états de surface et la

compréhension des différents processus mis en jeu constituent un enjeu important dans plusieurs domaines d'application :

#### **I.1.4.1. Du point de vue Agronomique**

Selon Tourino Soto (2005) et Chahbi (2015), l'obtention de l'information sur les sols est essentielle vu que l'hétérogénéité spatiale des propriétés physiques du sol constitue une source de variabilité principale du rendement des cultures. Tourino Soto (2005) a évalué, dans le cas de l'agriculture de précision, l'influence de la variabilité spatiale du sol sur la variabilité du rendement. Il a aussi démontré que la détermination de l'humidité du sol est importante pour produire des indices de sécheresse des sols, et des cartes de rendement agricole en vue de faire des prévisions de production des cultures.

Comme il est un paramètre d'alerte dans la détection d'états d'assèchement, l'humidité du sol permet également d'optimiser l'irrigation, d'apporter l'eau aux moments opportuns et d'améliorer la gestion des ressources en eau. En outre, l'humidité du sol influence le processus de germination des semences, d'émergence ainsi que la croissance végétale. Sa surveillance est très précieuse pour détecter les périodes de stress hydrique étant donné que la transpiration des plantes est déterminée par l'eau disponible pour la végétation sur l'ensemble de la zone racinaire. Par ailleurs, la disponibilité en eau est le facteur limitant la croissance des plantes et donc la production agricole (Tran, 2010).

La rugosité influence la fertilité des sols puisque les microtopographies des surfaces accroissent la capacité de stockage de l'eau et des éléments minéraux dans le sol (Casenave et Valentin, 1989).

Pour les agronomes et pédologues, la caractérisation des états de surface des sols paraissent de bons critères de diagnostic des traces d'érosion des sols, de sédimentation et d'activité biologique (Escadafal, 1989). L'estimation de l'évolution spatio-temporelle des états de surface permet de mieux localiser les zones dégradées et productrices de sédiments ou de ruissellement et donc, elle a un impact primordial dans la rapidité de récupération des sols et l'amélioration de l'efficacité des divers aménagements de conservation des eaux et sols.

#### **I.1.4.2. Du point de vue hydrologique**

En hydrologie, la répartition des précipitations entre infiltration, évaporation et ruissellement est en grande partie tributaire des états des surfaces continentales. En effet, les caractéristiques hydrodynamiques et géophysiques des sols jouent un rôle très important dans la genèse des écoulements et ils constituent les facteurs les plus déterminants de l'interception de l'eau, son

retour vers l'atmosphère (évaporation du sol et transpiration de la végétation), les aptitudes des sols au ruissellement, à l'infiltration et aux quantités stockées dans le sol. Les états de surface affectent non seulement les flux d'eau mais aussi l'aptitude des sols à stocker la chaleur, leur conductivité thermique et la partition de l'énergie entre flux de chaleur latent et sensible. En effet, l'humidité du sol détermine la partition de l'énergie solaire incidente entre énergie sensible d'évaporation et chaleur dans le sol. Elle représente un paramètre essentiel traduisant l'équilibre énergétique entre les surfaces continentales et l'atmosphère puisqu'elle est fortement liée aux conductivités thermiques et hydrauliques de surface du sol ainsi qu'à l'évaporation (Boiffin, 1984 ; Casenave et Valenti 1989 ; Auzet, 1990 ; Ludwig *et al.*, 1995 ; Auzet *et al.*, 2005 ; Escorihuela, 2006 ; Armand, 2010).

Pour les hydrologues, la connaissance précise de l'humidité de surface est aussi importante pour la reconstruction des champs de précipitation, de l'évaporation, des infiltrations et pouvoir améliorer la prévision de ruissellement et des risques d'inondation. L'humidité du sol permet de faire la prévision d'inondation sur la base des sols saturés qui n'absorbent plus de pluie et d'eau de ruissellement, et toute précipitation se transforme en inondation (Loumagne *et al.*, 1991 ; Tran, 2010).

Une prise en compte correcte des processus de surface et en particulier une bonne gestion du bilan hydrique des sols est donc indispensable en hydrologie. Les organisations institutionnelles telles que les agences de l'eau sont à la recherche d'outils opérationnels qui leur permettent de suivre l'évolution spatio-temporelle du bilan hydrique, tant à l'échelle du bassin versant qu'à l'échelle régionale. La télédétection couplée aux modèles hydrologiques tels que les modèles de prévision des débits sont des outils privilégiés pour répondre à ce besoin (Loumagne *et al.*, 1991).

#### **I.1.4.3. Modélisation et gestion des ressources naturelles**

La caractérisation des états de la couche superficielle du sol est essentielle dans la prédiction des modèles de la genèse des écoulements. En outre, elle est capitale pour la gestion des ressources naturelles, pour le développement des stratégies agricoles, ainsi que pour la prévention de risques (humains et matériels) dans le cas d'évènements extrêmes. En effet, les états de surface constituent des paramètres clé dans plusieurs modèles d'érosion hydrique et éolienne des terres agricoles. Selon Loumagne *et al.* (1991), la recherche de moyens de reconnaissance de l'évolution spatio-temporelle des états de surface requise par les modèles hydrologiques spatialisés, est devenue un enjeu majeur pour la modélisation hydrologique.

Le suivi spatio-temporel des états de surface permet également: i) d'évaluer les conséquences hydrologiques engendrées par une modification des conditions de surface (l'occupation du sol, les propriétés hydrodynamiques...), ii) d'évaluer la dynamique et l'intensité des phénomènes de dégradation des sols en relation avec les pratiques culturales et l'anthropisation du milieu et iii) d'élaborer des indicateurs de leurs évolutions et mettre en évidence les régions prioritaires pour les programmes d'aménagement.

Du point de vue environnemental, le suivi des états de surface permet de mieux comprendre et simuler les processus de transferts d'eau et de polluants en milieu agricole.

Les climatologues s'intéressent à la rugosité aérodynamique qui est un paramètre primordial dans la modélisation physique de l'érosion éolienne parce qu'elle exerce un contrôle sur la friction du vent en surface ainsi que sur la vitesse de l'érosion.

En météorologie, l'humidité du sol est une variable clé pour les simulations numériques ainsi que pour les modèles climatiques. Beaucoup de travaux ont montré que la prévision des précipitations sur les terres émergées augmente par la connaissance de l'humidité du sol et notamment en zones sensibles comme le Sahel (Tran, 2010).

#### **I.1.4.4. Dans le domaine de l'assimilation de données**

L'intérêt de la spatialisation des états de surface s'est accru largement avec le développement des modèles hydrologiques distribués à l'échelle régionale ou des bassins versants tels que :

- ✓ SWAT (Soil and Water Assessment Tool) est adéquat pour la simulation à long terme et l'étude des changements hydrologiques et de la gestion des pratiques agricoles, il nécessite en entrées la connaissance des états de surface (propriétés physiques des sols, occupation des sols... (Arnold *et al.* 1998 cité par ERE, BEI, 2012 (2)).
- ✓ ISBA (Interaction Soil Biosphere Atmosphere) développé à Météo-France par Noilhan et Planton (1989) pour la modélisation des échanges d'eau à l'interface Sol-Végétation-Atmosphère dans un contexte opérationnel. Il intègre la description des états de surface en particulier la texture et l'humidité des sols (Baghdadi *et al.*, 2007).
- ✓ STREAM (Sealing and Transfer by Runoff and Erosion related to Agricultural Management) développé à l'INRA pour la modélisation des processus de ruissellement et d'érosion des terres agricoles. Il requiert comme entrées des cartes sur les états de surfaces et la rugosité des sols pour la quantification de l'infiltration et la prédiction des volumes ruisselés (Baghdadi *et al.*, 2004a ; King *et al.*, 2005b).

✓ SAMIR (SATellite Monitoring of IRrigation) est un outil d'aide à la gestion de l'irrigation à l'échelle régionale mettant l'accent sur l'utilisation de séries satellitaires. Il intègre des données sur les états de surface des sols (occupation des sols, teneurs en eau, carte pédologique, etc.) nécessaires pour le calcul du bilan hydrique. Il fait actuellement une référence pour de nombreux acteurs dans le domaine agricole (Simonneaux *et al.*, 2009).

#### **I.1.4.5. Synthèse de cette partie**

A partir de la définition du concept d'état de surface, les principaux composants qui la décrivent, les enjeux et les applications de sa connaissance, on peut déduire l'intérêt du suivi de l'évolution des états de surface du sol surtout dans les régions semi-arides. Il existe un grand nombre de techniques permettant l'obtention de l'information sur les surfaces des sols à l'échelle régionale ou parcellaire, qui peuvent être divisées en deux grands groupes : échantillonnage (sampling) et détection (sensing), ce dernier pouvant être à distance (télédétection) ou proche. Les mesures ponctuelles sont incapables de retrouver la variabilité spatio-temporelle, indispensable pour une modélisation précise des différents processus de surface. La répétitivité temporelle et la couverture spatiale font de la télédétection l'outil privilégié pour effectuer cette surveillance. En effet, les capteurs satellitaires fournissent aujourd'hui des informations sur les états de surface, d'une grande précision permettant de restituer les paramètres de la surface du sol à partir de leurs réponses spatiales. Je détaille dans la suite la définition de la télédétection, en particulier radar.

## **I.2 La télédétection radar : potentiel pour le suivi des états de surface**

### **I.2.1 Généralités sur la notion de « télédétection »**

D'après Caloz et Collet (2001), la télédétection se définit comme la technique d'observation à distance par la mesure et le traitement du rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par l'objet étudié dans le but d'en tirer des informations concernant sa nature, ses propriétés et son état. Elle est basée sur l'utilisation d'instruments appelés capteurs qui enregistrent le rayonnement électromagnétique et le convertissent en un signal numérique de sortie.

A partir de la source qui émet le rayonnement électromagnétique, on distingue deux catégories de télédétection, il s'agit de la télédétection **passive** lorsque la source provient d'émetteurs et réflecteurs naturels (du soleil ou de la terre) tandis qu'elle est **active** si la source provient d'émetteurs artificiels avant qu'elle enregistre le signal de retour.

La télédétection spatiale, dans le domaine du visible ou de l'infrarouge, est obtenue par des capteurs optiques, alors qu'elle peut se faire, dans le domaine des hyperfréquences (en particulier des microondes), avec les systèmes actifs (radar) ou passifs (radiomètres). La figure I.6 schématise les systèmes de télédétection couramment employés.

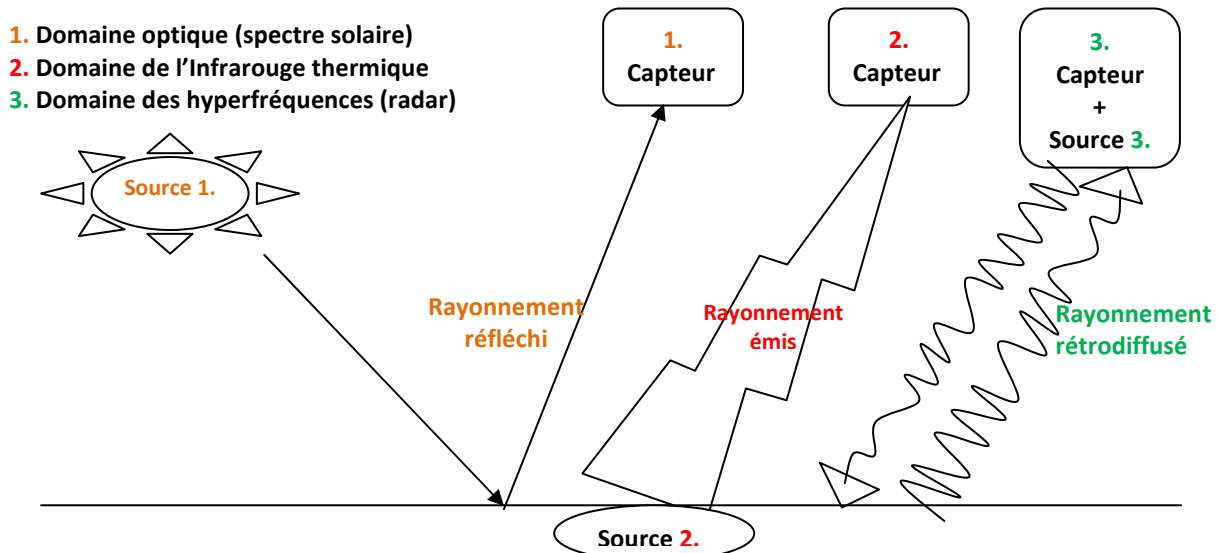


Figure I. 6. Schéma récapitulatif des domaines utilisés en télédétection

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes principalement intéressés aux techniques **microondes actives** opérant en **bande X**, afin de suivre l'évolution spatio-temporelle des principales propriétés décrivant les états de surface des sols. La partie ci-après présente la description des systèmes radars et des paramètres qui les influencent.

### I.2.2 Principes de base de la télédétection radar

Un RADAR (RADio Detection And Ranging : détection par radio et mesure de la distance) est un système radioélectrique actif qui opère dans le domaine des hyperfréquences couvrant des longueurs d'onde de l'ordre du centimètre jusqu'au mètre (300 MHz à 30 GHz). Il est, comme tout autre système de télédétection, installé sur des plateformes aéroportées ou spatiales. Il comporte trois éléments essentiels : un émetteur, un récepteur et un système de traitement et de stockage des données acquises. Pour le thématicien, il s'agit de comprendre comment la surface, qui constitue son objet d'étude, est intervenue dans cette rétrodiffusion.

L'antenne d'un radar émet latéralement des microondes cohérentes (ou impulsions) de forte intensité, pour illuminer la zone à imager (ou fauchée), et la réception du signal réfléchi qui est le signal rétrodiffusé (Figure I.7). En effet, pour chaque impulsion, le radar reçoit une réponse (ou écho) résultant de l'interaction de l'onde avec tous les cibles présents dans l'empreinte à cet instant. Il mesure ensuite seulement la fraction de l'onde renvoyée dans sa



direction avec un décalage par rapport à l'émission, décalage d'autant plus grand que les cibles sont d'autant plus lointaines (Lardeux, 2008).

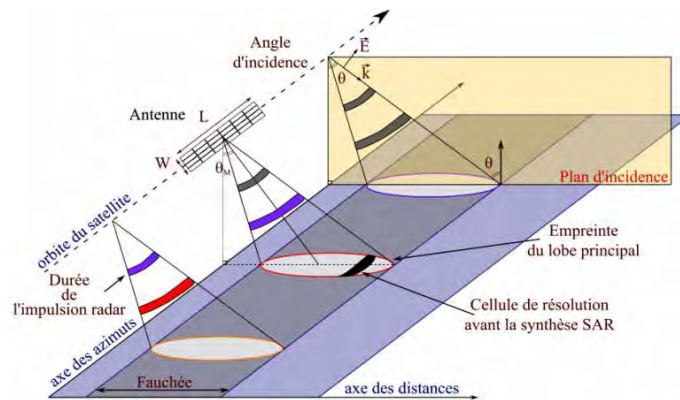


Figure I. 7. Géométrie d'acquisition d'un radar (Lardeux, 2008).

Les mesures des signaux radar permettent la construction de l'image : les lignes de l'image sont définies à partir des différents échos reçus au cours du déplacement du satellite alors que les colonnes sont formées à partir de l'échantillonnage de l'écho reçu suivant la direction de vol. Le codage numérique de l'image se fera sous forme d'un nombre complexe (Amplitude et phase). L'analyse des images d'amplitude correspond aux applications « classiques » de la télédétection radar alors que la phase intervient lors du traitement d'applications interférométriques et polarimétriques.

Contrairement aux capteurs optiques qui sont des systèmes passifs, les capteurs actifs peuvent acquérir des images quelles que soient les conditions météorologiques (nuages, brume, brouillard, fumée, etc.), ils ne dépendent pas des conditions solaires et ne sont pas influencés par les phénomènes atmosphériques. Ils peuvent donc opérer 24 heures sur 24. De plus, les systèmes radars sont plus sensibles à l'humidité du sol et aux caractéristiques structurales de la surface, comme la rugosité ou la structure de la canopée par rapport aux capteurs optiques (Dobson et Ulaby, 1981; Ulaby *et al.*, 1986, Hervet, 2000; Holah, 2005).

### I.2.2.1. Expression du signal rétrodiffusé

Le coefficient de rétrodiffusion ( $\sigma^\circ$ ) est le terme radar usuel pour désigner la mesure de la rétrodiffusion d'une cible par le radar (Ulaby *et al.*, 1986a ; Girard et Girard 2010). Il exprime le rapport entre la puissance transmise par l'antenne vers le sol et celle retournée par la cible pour un système de configuration donnée (polarisation, fréquence, angle d'incidence). Il définit la capacité d'une surface éclairée à réfléchir l'énergie incidente en direction de l'antenne. Il est généralement exprimé en décibels (dB), à l'échelle logarithmique (Eq I.2). Dans le cas d'une cible étendue, on peut introduire une section radar par unité de surface ou

coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$  donné à partir de l'équation (Eq I.3), en dissociant le rôle des paramètres caractérisant les instruments et l'onde émise, du rôle de la surface dans la rétrodiffusion du signal.

$$\sigma_{dB}^0 = 10 \cdot \log_{10}(\sigma_{naturel}^0) \quad \text{Eq I. 2}$$

$$P_r = \iint P_e G_e \sigma_{naturel}^0 \frac{\lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} G_r ds \quad \text{Eq I. 3}$$

avec,  $\sigma_{dB}^0$  : coefficient de rétrodiffusion en (dB),

$\sigma_{naturel}^0$  : coefficient de rétrodiffusion en valeur naturelle ( $m^2/m^2$ ),

$P_r$ : Puissance rétrodiffusée, reçue par le récepteur, elle est moyennée sur toutes les contributions de la zone éclairée,

$P_e$  : émise par la cible,

$\lambda$  : longueur d'onde,

$R$  : distance entre l'antenne et la cible,

$G_e, G_r$ : Gain de l'antenne d'émission et de réception (Zribi, 1998).

D'après Hervet (2000), le coefficient de rétrodiffusion est fortement influencé par les paramètres de surface. Il est compris entre + 5 dB (surface très réfléchissante qui apparaît claire et - 40 dB (surface peu réfléchissante qui apparaît sombre sur une image radar). En effet, par rapport à leur couleur, les zones sombres correspondent à une faible rétrodiffusion comme, les autoroutes et les étendues d'eau calme. Alors que, les zones claires correspondent à une forte rétrodiffusion, signifiant qu'une grande partie de l'énergie émise a été réfléchiée vers le capteur, tels que, les structures formant des coins (les bâtiments, les digues des barrages...).

### **I.2.2.2. Le radar RSO ou SAR : Amélioration de la résolution longitudinale**

Le Radar à Synthèse d'Ouverture RSO ou SAR (Synthetic Aperture Radar) est un radar imageur qui constitue l'un des principaux types de capteurs actifs spatiaux. Il opère dans le domaine des longueurs d'ondes centimétriques permettant donc d'accéder à des échelles fines, celles de la parcelle ou du petit bassin versant. Le concept SAR date des années 1951 et sa première réalisation technologique date de 1958 (Hervet, 2000).

Comme la résolution spatiale étant proportionnelle à la taille de l'antenne, la synthèse d'ouverture consiste à simuler une antenne de grande taille afin d'améliorer sa résolution. En effet, puisque la position du radar change le long de sa trajectoire, une même cible au sol qui

se situe à l'intérieur du faisceau, contribuera à de nombreuses réponses du signal enregistré pour des positions différentes de l'antenne (Figure I.8). Le moment où la cible quitte le champ du faisceau détermine la longueur de l'antenne synthétique simulée. Ainsi, en combinant la variation d'amplitude et de phase de ces retours, le traitement de synthèse d'ouverture permet d'obtenir des images de la cible observée comme si l'antenne avait une large longueur virtuelle. La résolution dans la direction transversale ou en distance est la même que celle des radars à ouverture réelle. C'est la résolution dans la direction longitudinale ou azimutale, qui s'est améliorée (Maitre, 2001).

Une série de satellites RSO a été mise en orbite depuis le début des années 90 (ERS1/2, ASAR/ENVISAT, RADARSAT, COSMO-SkyMed, TerraSAR-X, ...) proposant ainsi des données multi-configurations (multi-résolution, multi-incidences, multi-polarisations, multi-fréquences).

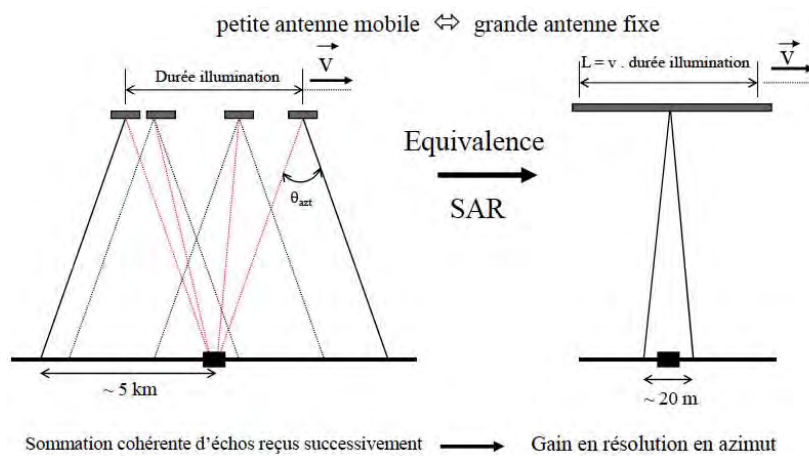


Figure I. 8. Principe de la Synthèse d'ouverture: un large faisceau au sol équivalent à une longue antenne dite de synthèse (Maitre, 2001).

### I.2.3 Les paramètres influençant le signal radar

Le coefficient de rétrodiffusion est gouverné par nombreux paramètres physiques de la surface tels que la rugosité, l'humidité, la texture du sol, la végétation, et également des paramètres propres du capteur comme l'angle d'incidence, la polarisation et la longueur d'onde du radar qu'il faut connaître pour pouvoir interpréter le coefficient de rétrodiffusion dans ses liens avec les propriétés de la surface étudiée.

#### I.2.3.1. Caractéristiques instrumentales du radar

##### a) Polarisation

La polarisation est une propriété de l'onde électromagnétique qui décrit l'orientation de son champ électrique  $E$ , dans le plan perpendiculaire à la direction de propagation  $k$ . Le

comportement d'une onde électromagnétique à l'interface entre deux milieux diélectriques suit les lois de Snell-Descartes et le champ électrique  $E$  définit la direction de polarisation horizontale (H) et verticale (V) de l'onde. En effet, le champ électrique vérifie à un instant  $t$  :

$$\vec{E}(\vec{r}, t) = \begin{cases} E_x = a_x \cos(\omega t - k \cdot z + \delta_x) \\ E_y = a_y \cos(\omega t - k \cdot z + \delta_y) \\ E_z = 0 \end{cases} \quad \text{Eq I. 4}$$

où l'axe  $Oz$  a été choisi suivant la direction de propagation.  $\delta_x$  et  $\delta_y$  représentent les phases absolues des composantes  $E_x$  et  $E_y$ , tandis que  $a_x$  et  $a_y$  représentent les amplitudes du champ électrique, respectivement suivant  $\vec{u}_x$  et  $\vec{u}_y$ . La pulsation  $\omega = 2\pi \cdot f$ , avec  $f$  est la fréquence.

$\vec{E}(\vec{r}, t)$  se décompose en deux composantes linéaires et orthogonales :

$$\vec{E}(\vec{r}, t) = E_h(\vec{r}, t) \cdot \vec{u}_h + E_v(\vec{r}, t) \cdot \vec{u}_v \quad \text{Eq I. 5}$$

Avec  $E_h(\vec{r}, t)$  perpendiculaire au plan d'incidence, il est appelée composante horizontale ou orthogonale, alors que  $E_v(\vec{r}, t)$  contenue dans le plan d'incidence, il est appelée composante verticale ou parallèle. Dans le cas d'une onde polarisée horizontalement et verticalement, les champs électriques réfléchis et transmis respectivement dans les milieux  $n_1$  et  $n_2$  sont illustrés dans la figure I. 9 (Lardeux, 2008).

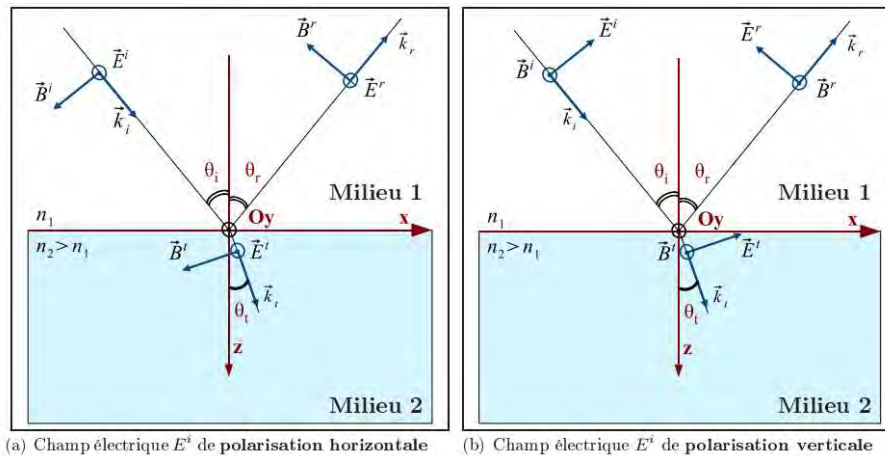


Figure I. 9. Schéma représentant la polarisation du champ électrique  $E_i$  dans les milieux diélectriques  $n_1$  et  $n_2$  (cas d'une onde incidente traversant l'atmosphère  $n_1=1$ (air) et arrivant sur un sol nu  $n_2=5$ ): a) Onde polarisée horizontalement, b) Onde polarisée verticalement (Lardeux, 2008).

Avec :

- $E^i, E^r$  et  $E^t$  respectivement le champ électrique incident, réfléchi et transmis ;
- $B^i, B^r$  et  $B^t$  respectivement le champ magnétique incident, réfléchi et transmis ;
- $\theta_i, \theta_r$  et  $\theta_t$  respectivement l'angle d'incidence, réfléchi et transmis ;
- $k_i, k_r, k_t$  respectivement la direction de propagation de l'onde

Les produits radar de la première génération sont acquis en mode mono-polarisation (émettent et reçoivent des signaux polarisés selon une seule direction) : ERS-1/2 (VV), RADARSAT-1 (HH), et JERS-1 (HH). Les capteurs satellitaires de la deuxième génération sont en mode multi-polarisation (deux polarisations acquises simultanément) notamment, ASAR d'ENVISAT, RADARSAT-2 (HH et HV ou HH et VV ou VH et VV) ou en mode polarimétriques (4 polarisations acquises simultanément : HH, HV, VH et VV) tels que la constellation RADARSAT, la constellation COSMO-SkyMed et le capteur TerraSAR-X.

### b) Les bandes de fréquence

Les capteurs passifs et actifs d'hyperfréquences utilisent une gamme de longueur d'onde ( $\lambda$ ) (telle que  $\lambda = c/\text{fréquence}$ ,  $c$  : vitesse de lumière en m/s) qui s'étale de 1 cm à 1 m. L'antenne radar opère dans des bandes de fréquences (Ku, X, C, L, P, ...), ces bandes ne sont pratiquement pas affectées par l'atmosphère (Tableau I.2).

Tableau I. 2. Bandes radar, plages de fréquences et de longueurs d'onde

Bandes	Longueur d'onde	Fréquence	Exemples
Bande X	de 2,4 à 3,75 cm	de 8 à 12,5 GHz	TerraSAR-X ; COSMO-SkyMed
Bande C	de 3,75 à 7,5 cm	de 4 à 8 GHz	ERS-1, et 2 ; Envisat/ASAR, RADARSAT, Sentinel-1
Bande S	de 7,5 à 15 cm	de 2 à 4 GHz	ALMAZ
Bande L	de 15 à 30 cm	de 1 à 2 GHz	SEASAT ; JERS-1
Bande P	de 30 à 100 cm	de 300 MHz à 1 GHz	AIRSAR du NASA/ JPL

L'acquisition de l'information sur l'état de la surface est influencée par la longueur d'onde du capteur. En effet, sous les mêmes conditions de visée de l'antenne et des paramètres de surface, deux capteurs ayant des fréquences différentes ne reçoivent pas le même signal rétrodiffusé. Plus la longueur d'onde augmente plus le signal pénètre dans le sol et vice versa. Les paramètres géométriques des objets n'interviennent sur le signal rétrodiffusé que si leurs dimensions ne sont pas trop différentes de celles des longueurs d'onde utilisées (Ulaby *et al.*, 1986 ; Ogilvy, 1991). Une surface se comportera différemment selon son aspect et la longueur d'onde du rayonnement incident (Figure I.10).

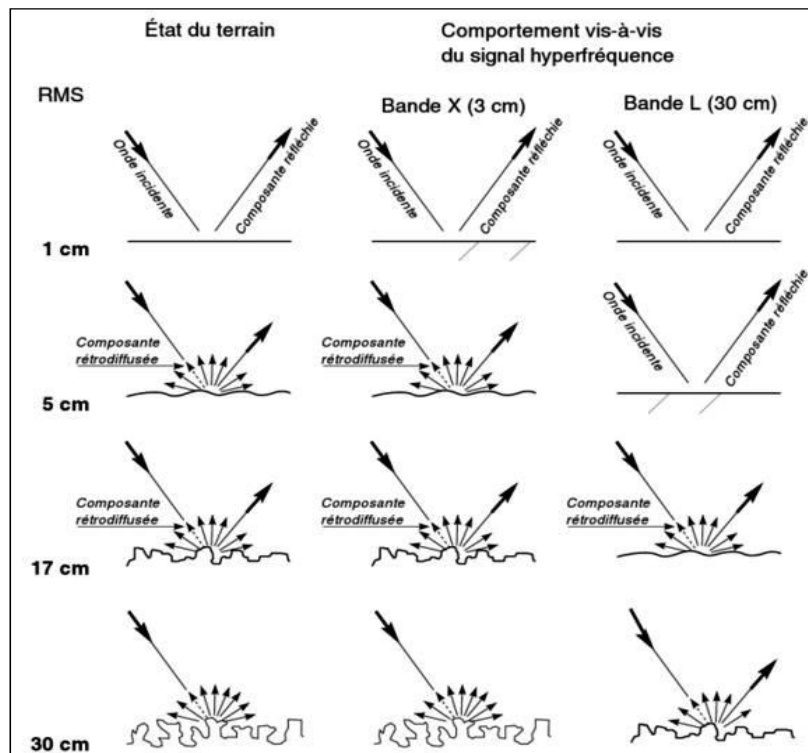


Figure I. 10. Comportements réfléchifs d'une surface en fonction de la longueur d'onde (rugosité exprimée par RMS) (Girard et Girard, 2010).

### c) Angle d'incidence

L'angle d'incidence est l'angle d'observation de la cible. Il est mesuré entre la verticale à la scène observée et la direction de propagation incidente. Il joue un rôle très déterminant sur le signal rétrodiffusé d'une cible vu qu'il agit sur les paramètres des surfaces et sur les apparences de l'image (Ulaby *et al.*, 1986a ; Girard et Girard, 2010).

Afin de mieux comprendre la sensibilité du signal radar vis-à-vis des caractéristiques angulaires du capteur radar, des simulations du signal radar  $\sigma^\circ$  ont été réalisées par Gorrab (2012) avec le modèle IEM (décrit dans la section I.3.2) en fonction de l'angle d'incidence, en polarisation HH et pour les trois bandes L, C et X (Figure I.11). Elles révèlent une forte sensibilité de la rétrodiffusion radar vis-à-vis les caractéristiques du capteur (fréquence et angle d'incidence) et surtout une sensibilité angulaire significative. En effet, l'allure générale du coefficient de rétrodiffusion est très élevée aux incidences proches de la verticale (0-20°) et elle tend à diminuer fortement lorsque l'angle d'incidence augmente quelque soit la bande de fréquence et la polarisation du signal. Ceci a été démontré dans plusieurs études (Holah, 2005 ; Baup *et al.*, 2011 ; Le Morvan *et al.*, 2008 ; Aubert *et al.*, 2011 ; Baghdadi *et al.*, 2008b). Un écart très élevé du signal de l'ordre de 30 dB est observé pour des angles allant de 0° à 50° pour les bandes C et X et de 15 dB pour la bande L. Cette différence d'écart entre les

bandes est due à la variation de l'effet de la rugosité, paramètre très dépendant de la longueur d'onde radar.

Afin de réduire l'effet de l'angle d'incidence sur le signal radar, plusieurs études ont recours à la normalisation de coefficient de rétrodiffusion par le biais d'une fonction  $f(\theta)$  qui représente la dépendance angulaire moyenne (Holah, 2005 ; Zribi *et al.*, 2011).

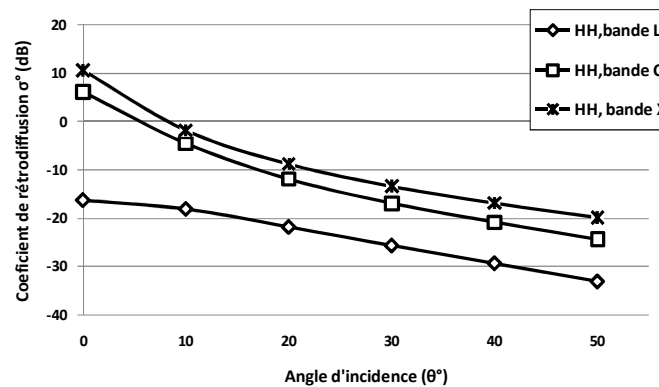


Figure I. 11. Réponses angulaires du signal radar rétrodiffusé en polarisation HH, avec les bandes L, C et X (Gorrab, 2012)

### I.2.3.2. Paramètres de surface des sols nus

#### a) Les paramètres diélectriques du sol

Dans le domaine des micro-ondes actives ou hyperfréquences, l'état hydrique de la surface du sol est relié à la rétrodiffusion du signal radar par le biais de la constante diélectrique du sol ( $\epsilon$ ). Cette dernière représente une grandeur physique complexe notée en général par :

$\epsilon = \epsilon' - j \epsilon''$ , dont la partie réelle ( $\epsilon'$ ) est associée à l'emmagasinement d'énergie (c'est la permittivité) et la partie imaginaire ( $\epsilon''$ ) à la dissipation d'énergie. Elle est de l'ordre de 1 pour l'air, de 4 pour les particules solides du sol alors qu'elle est égale à 80 pour l'eau. La plupart des études considèrent seulement la contribution de la partie réelle de la constante diélectrique pour étudier la réponse du signal radar à des changements de l'humidité (Ulaby *et al.*, 1978 ; Dobson et Ulaby, 1981 ; Ulaby *et al.*, 1986 ; Thoma *et al.*, 2006).

Hallikainen *et al.*, 1985 ont établis des approximations polynômiales du second degré des composantes réelle et imaginaire de la constante diélectrique. Cette dernière est liée directement à la teneur en humidité de la surface du sol et varie aussi avec les fractions de sable et d'argile, la température du sol et la fréquence de l'onde électromagnétique considérée (Figure I.12). Plusieurs études ont confirmé cette relation comme Ulaby *et al.*, 1986 ; Fung *et al.*, 1992 ; Baghdadi *et al.*, 2003 ; Thoma *et al.*, 2006 ; Zribi *et al.*, 2008.

Ulaby *et al.* (1978) et Hallikainen *et al.* (1985) ajoutent que l'influence des teneurs minéralogiques des sols, en particulier le contenu en argile et en sable, sur la constante diélectrique, est souvent masquée par le rôle prédominant de la teneur en eau.

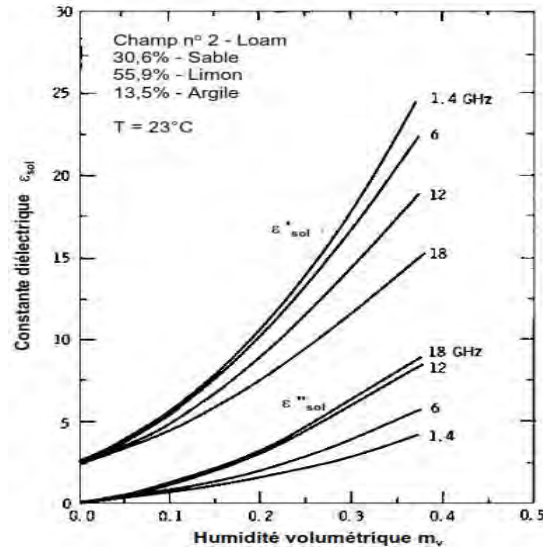


Figure I. 12. Relation entre la constante diélectrique et l'humidité du sol (Ulaby *et al.*, 1986). Selon Ulaby *et al.*, 1982, la constante diélectrique influence aussi la profondeur de pénétration ( $\delta p$ ) de l'onde incidente qui est également exprimée en fonction des parties réelle  $\epsilon'$  et imaginaire  $\epsilon''$ :

$$\delta p \approx \frac{\lambda \sqrt{\epsilon'}}{2\pi \sqrt{\epsilon''}} \quad \text{Eq I. 6}$$

La profondeur de pénétration d'une onde électromagnétique ( $\delta p$ ) ne peut donner que des informations sur la partie superficielle de la surface du sol. Elle est de l'ordre de grandeur de sa longueur d'onde ( $\lambda$ ), qui est généralement de quelques centimètres en bandes C et X alors qu'elle est de l'ordre de quelques dizaines de cm en bande L. Plusieurs travaux ont étudié l'influence de la fréquence et de la profondeur de pénétration de l'onde radar en fonction de la teneur en humidité du sol (Ulaby *et al.*, 1982 ; Le Morvan *et al.*, 2008 ; Zribi *et al.*, 2014a).

Pour discerner cet effet, (Gorrab, 2012) a fait varier la profondeur de pénétration de l'onde pour trois bandes de fréquence (L, C et X) en fonction de l'humidité du sol (Figure I.13). Elle montre que la profondeur de pénétration diminue avec l'augmentation de la fréquence et de l'humidité du sol. C'est pour cette raison, nous avons considéré une profondeur d'échantillonnage de (0-2cm) pour nos mesures in situ de l'humidité du sol (Chapitre II).



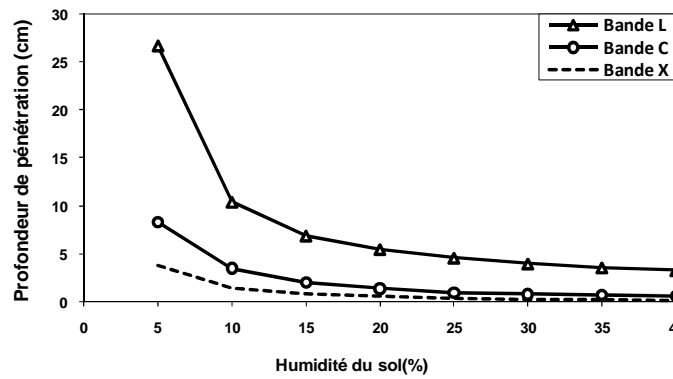


Figure I. 13. Variation de la profondeur de pénétration du signal radar pour des valeurs croissantes d'humidité du sol, pour les bandes C, L, et X (Gorrab, 2012).

Selon Aubert *et al.* (2011), la sensibilité du signal à l'humidité du sol est deux fois supérieure en bande X qu'en bande C (environ 0.4 dB/% vol en bande X par rapport à 0.2dB/% vol en bande C). La bande X permet la détection de fines variations d'humidité (en particulier à l'échelle intra-parcellaire), indétectables avec les images acquises par les capteurs en bande C et L. Ceci peut être expliqué par la très haute résolution spatiale des capteurs en bande X.

**b) Les paramètres géométriques du sol, description statistique de la rugosité**

La rugosité du sol est un paramètre géométrique clé dans la modélisation de la physique du signal électromagnétique. En effet, les radaristes s'intéressent à la rugosité à l'échelle centimétrique due à son impact direct sur la rétrodiffusion des signaux radar selon l'angle d'incidence et la longueur d'onde des capteurs. Son effet déterminant sur le signal radar a été traité dans plusieurs études comme (Ulaby *et al.*, 1986a ; Davidson *et al.*, 2000 ; Zribi *et al.*, 2005; Thoma *et al.*, 2006 ; Aubert *et al.*, 2011).

La description d'une surface rugueuse se fait d'une façon mathématique à partir d'un plan de référence ou d'un profil de surface du sol. Le profil de rugosité peut être représenté par un profil stationnaire ergodique de hauteur  $Z = f(x)$ , où  $x$  se situe sur un axe horizontal de référence (Ox) et  $Z$  est la hauteur du profil par rapport à cet axe. La surface est donc constituée d'une infinité de variables aléatoires et est caractérisée par des lois statistiques de ces variables. La hauteur moyenne de tous les points du profil étudié, est représentée par la fonction suivante :

$$\langle Z \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} Z p(Z) dZ = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i(x) \tag{Eq I. 7}$$

Avec  $p(Z) dZ$  est la probabilité pour qu'un point soit à une hauteur comprise entre  $Z$  et  $Z+dZ$  et  $N$  est le nombre total d'altitudes  $Z_i(x)$  disponible dans le profil de hauteurs (Ogilvy, 1991 ; Ulaby *et al.*, 1986 ; Zribi, 1998 ; Holah, 2005). La hauteur moyenne est souvent mise égale à

zéro c'est pour cela que nous la prenons, dans la suite, égale à zéro, ce qui permet de l'éliminer dans les relations qui suivent.

A partir de la relation (Eq I.7), on définit les paramètres statistiques habituels de la rugosité qui sont: l'écart type des hauteurs « s », la longueur de corrélation « l » qui sont déterminés à partir de la fonction de corrélation.

### ➤ **Ecart type des hauteurs**

L'écart type des hauteurs « s » ou « hrms » (hauteur quadratique moyenne : root mean square height) exprime la variation des irrégularités en hauteur de la surface du sol puisqu'il détermine généralement l'élévation de la surface le long d'une ligne d'observation. Il est défini par :

$$s = \sqrt{(Z(x))^2} \quad \text{Eq I. 8}$$

Où Z(x) est l'altitude mesurée à l'abscisse x du profil.

La mesure de  $\sigma^\circ$  donne une information sur la rugosité, mais le choix de la longueur d'onde, par rapport à la rugosité étudiée est très important. En effet, la rugosité est rapportée à la dimension de la longueur d'onde émise  $\lambda$  et l'angle d'incidence  $\theta$  selon le critère de Rayleigh (Eq I.9) et une surface est dite rugueuse si l'écart type des hauteurs respecte :

$$s \geq \frac{\lambda}{8 \cos\theta} \quad \text{Eq I. 9}$$

Ainsi une surface qui paraît très rugueuse pour les ondes optiques correspond à une surface qui paraît lisse pour les micro-ondes. Le signal rétrodiffusé vers l'antenne d'une surface lisse décroît (direction spéculaire) alors qu'il augmente lorsque la surface tend à devenir plus rugueuse (réflexion diffuse).

### ➤ **Fonction d'autocorrélation et longueur de corrélation**

Pour tenir compte de la relation qui peut exister entre les altitudes de deux points de la surface, écartés d'une distance R, on définit la **fonction d'autocorrélation  $\rho(\mathbf{R})$**  de la surface (Eq I.10). A l'origine (R=0), la fonction d'autocorrélation est maximale et la distance entre les altitudes de deux points de la surface est nulle (points confondus), la corrélation est égale au carré de l'écart type des hauteurs  $\rho(0)=s^2$ . Lorsque la distance R augmente, les points s'éloignent et sont de moins en moins corrélés et la fonction d'autocorrélation  $\rho(R)$  décroît. On aura donc une allure décroissante de la fonction d'autocorrélation qui dépend du type de surface. Il existe une distance pour laquelle les points sont considérés comme n'étant plus corrélés. Cette distance est la **longueur de corrélation (l)**. Elle est définie comme étant la

distance  $x$  (depuis l'origine du profil) pour laquelle la fonction de corrélation  $\rho(x) = \frac{1}{e} = 0.367$  (Ulaby *et al.*, 1986a ; Holah, 2005 ; Zribi, 1998). La fonction d'autocorrélation normalisée est donnée par :

$$\rho(R) = \frac{\langle Z(x) * Z(x+R) \rangle}{s^2} \quad \text{Eq I. 10}$$

Où  $R$  est la distance séparant deux points de la surface et  $s$  est l'écart type des hauteurs.

La longueur de corrélation ( $l$ ) mesure une dimension horizontale de la rugosité et elle est une référence pour estimer l'indépendance statistique entre deux points sur la surface ; si les deux points sont séparés par une distance horizontale supérieure à  $l$ , leurs hauteurs peuvent être considérées statistiquement indépendantes les uns des autres. Dans le cas extrême, d'une surface parfaitement lisse, tous les points sur la surface sont corrélés donc de  $s \sim 0$  et  $l \sim \infty$ .

La fonction d'autocorrélation est introduite par des fonctions analytiques afin d'ajuster la fonction expérimentale (Ulaby *et al.*, 1982 ; Fung *et al.*, 1994, Shi *et al.*, 1997, Zribi *et al.*, 2005). Deux types de fonctions d'autocorrélation sont souvent utilisés :

- La fonction gaussienne de la forme :  $\rho(x) = s^2 \exp - \left( \frac{|x|}{l} \right)^2$  Eq I. 11

- La fonction exponentielle de la forme :  $\rho(x) = s^2 \exp \left( - \frac{|x|}{l} \right)$  Eq I. 12

- Une autre fonction, défini par Zribi (1998) est également utilisée, c'est la fonction fractale :

$$\rho(x) = s^2 \exp - \left( \frac{|x|}{l} \right)^\tau \quad \text{Eq I. 13}$$

avec  $\tau = -2D+4$ , il est considéré de l'ordre de 1.33 pour des parcelles agricoles ;  $D$ : la dimension fractale issue de l'ajustement d'une fonction d'autocorrélation empirique aux données expérimentales.

La figure I.14 représente un exemple de profil de surface réalisé dans le cadre de ce travail sur une parcelle de sol nu durant la campagne de mesures (2013-2014), le profil numérisé ainsi que la fonction d'autocorrélation correspondante (pour  $s=2.27$  cm et  $l=4.5$  cm).

D'après Ulaby *et al.* (1982), Baghdadi *et al.* (2003) et Zribi *et al.* (2005), la fonction de corrélation exponentielle est choisie généralement pour décrire les profils de rugosité car elle convient mieux aux sols agricoles. Baghdadi *et al.* (2003) ajoutent que les valeurs de  $s$  varient régulièrement de l'ordre de 0,25 cm (pour un champ qui a été semé) et de 4 cm (pour un champ qui a été labouré) tandis que les longueurs de corrélation  $l$  sont souvent comprises entre 2cm et 20 cm, pour les sols agricoles.

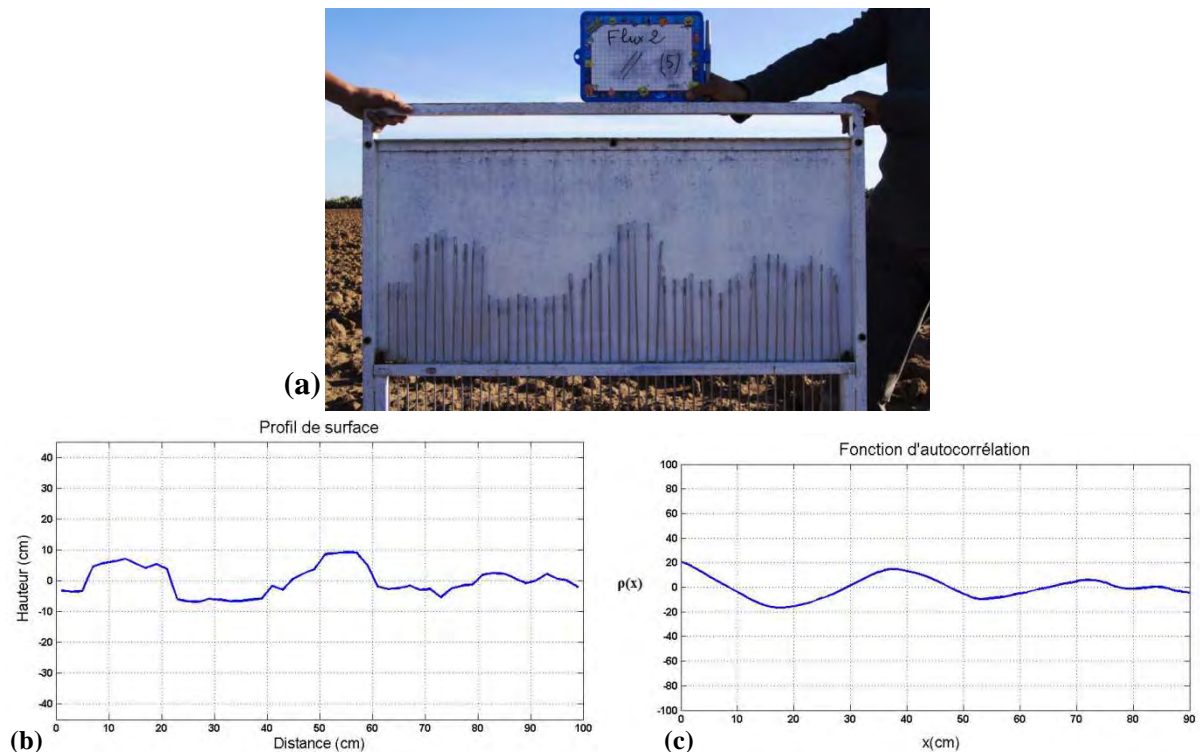


Figure I. 14. Exemple de mesure de rugosité sur une parcelle de référence (photo prise à Sidi Ali Ben Salem-Kairouan le 20/11/13): (a) Profilomètre à aiguille, (b) le profil de surface numérisé, (c) la fonction d'autocorrélation correspondante

L'anisotropie de la rugosité de surface ou les sillons résultant des opérations du travail du sol, jouent un rôle important dans la modélisation du ruissellement et l'érosion sur les sites agricoles. Cette anisotropie pourrait avoir un effet important sur la signature radar diffusée par la surface du sol. Zribi *et al.*, 2002 ont observé un maximum de sensibilité à ces structures aux **faibles incidences** et **basses fréquences**, avec des différences sur le signal radar entre mesures parallèles et perpendiculaires à la direction des sillons qui dépassent 7 dB en bande S (~3 GHz) à 20° d'incidence. Dans le cas de mesures en bande X et à fortes incidences (le cas des données TERRASAR-X), l'effet est a priori très limité.

#### I.2.4. Sensibilité du signal radar aux paramètres du sol

Dans le cas d'un sol agricole **nu** (sans ou très peu couvert de végétation), le signal radar rétrodiffusé de la surface du sol est sensible aux paramètres **diélectriques** (teneur en eau et texture du sol) et **géométriques** (rugosité) (Dobson et Ulaby, 1981 ; Hallikainen *et al.*, 1985 ; Ulaby *et al.*, 1986 ; Fung, 1994 ; Zribi *et al.*, 2005 et 2011 ; Baup *et al.*, 2011 ; Gherboudj *et al.*, 2011 ; Aubert *et al.*, 2011 et 2013 ; Baghdadi *et al.*, 2008a ; Paloscia *et al.*, 2008 et 2010).

#### **I.2.4.1. Sensibilité du signal aux paramètres diélectriques du sol**

Insensibles à la présence d'un couvert nuageux, les techniques hyperfréquences actives ont contribué à de nombreuses recherches dans l'extraction d'information spatio-temporelle sur l'état hydrique des premiers centimètres du sol (Ulaby *et al.*, 1982). Ces études requièrent une analyse préliminaire de la sensibilité du signal radar rétrodiffusé aux propriétés diélectriques du sol (teneur en eau et texture), pour différentes configurations instrumentales (fréquence, polarisation et angle d'incidence). Cette analyse vise principalement à mieux comprendre le comportement du signal radar vis-à-vis les paramètres de surface du sol et à définir les configurations optimales du capteur pour la caractérisation de chacun de ces paramètres.

Afin d'analyser le comportement du signal radar avec l'humidité du sol, Gorrab (2012) a illustré la variation du coefficient de rétrodiffusion simulé par le modèle IEM a) pour différentes valeurs d'humidité du sol et b) en fonction de l'angle d'incidence (Figure I.15). Une tendance logarithmique similaire des courbes est observée entre le coefficient  $\sigma^0$  avec l'augmentation de l'humidité. Ces tendances sont inversement corrélées avec l'augmentation de l'angle d'incidence ce qui montre que les faibles angles d'incidence (entre 15° et 30°) sont les plus adéquats pour l'estimation de l'humidité.

Conformément à la littérature (Oh *et al.*, 1992 ; Dubois *et al.* 1995 ; Le Hegarat-Masclé *et al.*, 2002 ; Zribi et Dechambre, 2003 ; Baghdadi *et al.*, 2003, 2006 et 2008 ; Holah, 2005 ; Zribi *et al.*, 2005 et Le Morvan *et al.*, 2008, Aubert *et al.*, 2011 et 2013), le comportement logarithmique entre la signal radar et l'humidité du sol est approximée par une fonction linéaire pour des humidités entre 5 et 35 vol.%.

Nombreuses études menées par des capteurs SAR opérant en bande C et X tels que ASAR/ENVISAT, Radarsat-2, TerraSAR-X, COSMO-SkyMed...) pour différentes polarisations, résolutions et angles d'incidences, ont montré des relations significatives entre la mesure radar et les propriétés diélectriques des sols agricoles nus, tels que les travaux de (Holah *et al.*, 2005 ; Zribi *et al.*, 2007 ; Baghdadi *et al.*, 2007, et 2011b, Gherboudj *et al.*, 2011 ; Aubert *et al.*, 2013 ; Zhang *et al.*, 2015 ; Fillion *et al.*, 2016).

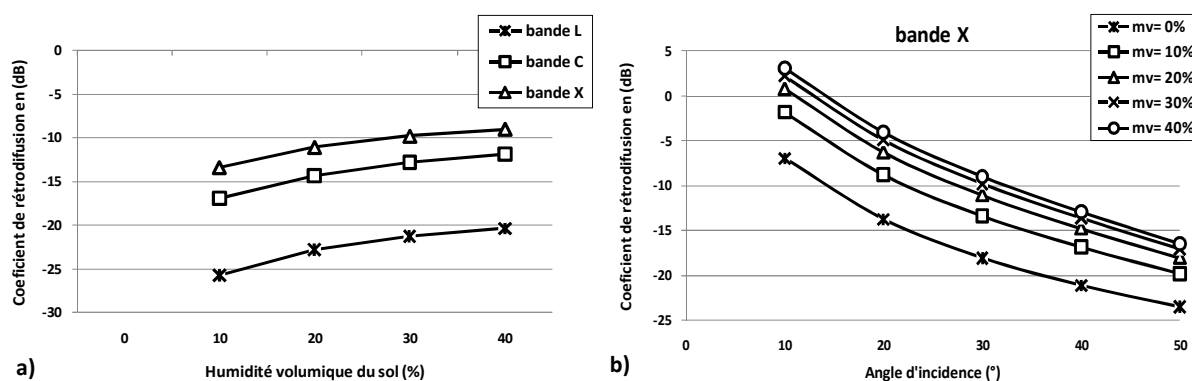


Figure I. 15. Sensibilité de la rétrodiffusion ( $\sigma^\circ$  simulé par le modèle IEM) à : a) l'humidité du sol pour les 3 bandes C, X et L à  $30^\circ$  et b) l'angle d'incidence pour des valeurs croissantes d'humidité en bande X, en polarisation HH (Gorrab, 2012)

#### I.2.4.2. Sensibilité du signal radar à la rugosité du sol

La télédétection hyperfréquence active présente un grand potentiel dans la caractérisation des paramètres géométriques de la surface du sol. Cependant, l'exploitation de cet apport requiert une connaissance approfondie du comportement du signal radar en fonction de la rugosité.

Afin d'analyser la sensibilité du signal radar à l'état géométrique de surface, des simulations de  $\sigma^\circ$  ont été réalisées avec le modèle IEM (décrit dans la section I.3.2) pour différentes valeurs de l'écart type des hauteurs et longueur de corrélation (Figure I.16). Un comportement irrégulier du signal rétrodiffusé est observé avec l'augmentation de la rugosité révélant deux tendances. En effet, à partir d'un certain seuil d'angle d'incidence, il y a eu une inversion du comportement du signal rétrodiffusé avec la croissance de la rugosité, quelque soit la fréquence (en bande C ou en bande X). A partir des intervalles d'angle d'incidence de  $[15^\circ - 50^\circ]$  et  $[25^\circ - 50^\circ]$ , une augmentation supérieure à 10 dB entre les valeurs d'écart type des hauteurs « s » allant de 0,4 à 1,2 cm est observée pour les deux bandes C et X respectivement. Pour les signaux inférieurs à ces intervalles d'angles observés, la variation du signal tend à diminuer avec l'augmentation de la rugosité. On constate ainsi que la pente des différentes courbes diminue avec l'augmentation de la rugosité (le maximum et le minimum du coefficient de rétrodiffusion est obtenue pour les sols les plus lisses ( $s=0,4$ ) en allant de  $0^\circ$  à  $50^\circ$ ) et tend à se stabiliser pour les fortes rugosités. Lorsque la composante **spéculaire** est maximale pour les surfaces les plus lisses, la rétrodiffusion du signal vers l'antenne est minimale. Elle baisse au profit de la composante **diffusée** pour les surfaces plus rugueuses.

Plusieurs travaux (Fung *et al.*, 1992; Ulaby *et al.*; 1986; Zribi et Dechambre, 2003 ; Holah, 2005 ; Zribi *et al.*, 2005 et 2008 ; Baghdadi *et al.*, 2008 ; Aubert *et al.*, 2011) ont montré que la sensibilité du signal radar à la rugosité, en particulier l'écart type des hauteurs s, suit une loi

exponentielle ou logarithmique jusqu'à un seuil de saturation où le signal devient constant et donc insensible à toute nouvelle augmentation de la rugosité. En effet, Aubert *et al.*, 2011 ont constaté une forte sensibilité du signal radar à la variation de rugosité pour les forts angles d'incidences ( $50^\circ$ ) par rapport aux faibles à  $25^\circ$ , associés aux fortes humidité ( $mv > 25\%$ ).

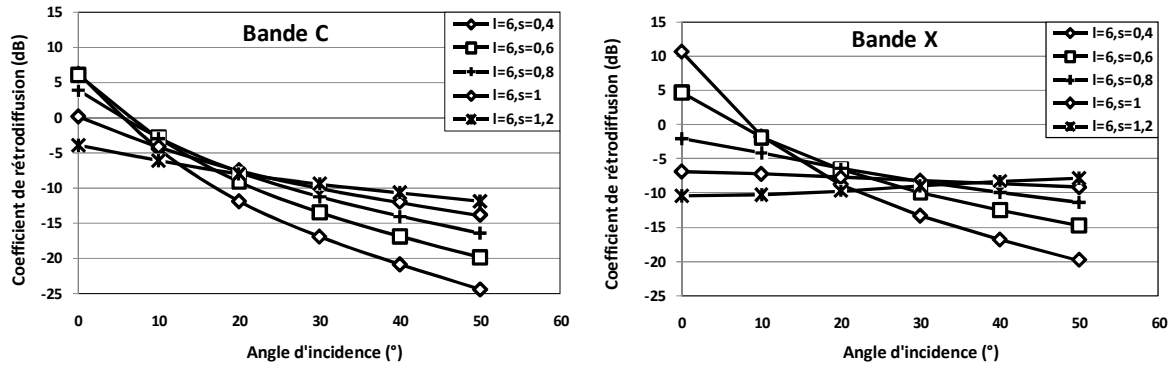


Figure I. 16. Signal rétrodiffusé par un sol nu en fonction de l'angle d'incidence pour des valeurs croissantes de rugosité (simulation réalisée par le modèle IEM, polarisation HH et humidité 10 %) (Gorrab, 2012)

### I.3 Modélisation directe de la rétrodiffusion radar

Les modèles électromagnétiques de rétrodiffusion sont utilisés pour l'analyse et la compréhension des sensibilités entre le signal radar et les paramètres de la surface observée (notamment, la rugosité et le contenu en eau). La bonne performance d'un modèle de rétrodiffusion est obtenue s'il reproduit un coefficient de rétrodiffusion simulé qui soit comparable à celui acquis par le capteur radar. Dans tous les modèles de rétrodiffusion, le sol est caractérisé par la constante diélectrique, l'écart type des hauteurs, la forme de la fonction d'autocorrélation, et la longueur de corrélation. Ces modèles tiennent compte aussi des caractéristiques du capteur telles que l'angle d'incidence, la polarisation, et la fréquence radar. L'inversion des modèles de rétrodiffusion permet d'estimer les paramètres des états de surface (Figure I.17). Cependant, ces modèles électromagnétiques sont tous limités par des domaines de validité variables selon la rugosité ( $s$ ) ou ( $l$ ) et l'humidité du sol. Différents modèles de rétrodiffusion ont été développés, on trouve surtout des modèles semi-empiriques et des modèles physiques. Plusieurs recherches ont été réalisées dans ce domaine pour avoir des modèles adéquats reliant les signaux rétrodiffusés aux états de surface (Fung *et al.*, 1992 ; Oh *et al.* 1992, Dubois *et al.*, 1995, Zribi *et al.*, 2007, Baghdadi *et al.*, 2004).

Baghdadi *et al.* (2003) affirment, qu'en pratique, il s'avère que les modèles ne simulent pas toujours correctement le comportement du signal ce qui rend l'inversion difficile voire

impossible. Ils ajoutent que la limitation de ces modèles est principalement liée à l'insuffisance de la description de la rugosité des sols.

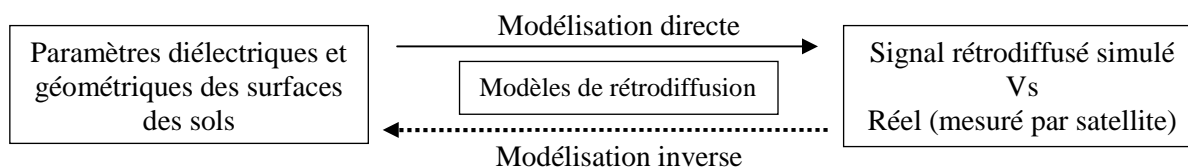


Figure I. 17. Schéma explicatif de la modélisation directe et inverse

### I.3.1 Modèles semi-empiriques

Les modèles semi-empiriques sont établis à partir des données expérimentales réelles en tenant compte des paramètres théoriques d'algorithme du modèle. Ils sont basés sur des relations simples d'inversion de l'humidité des sols nus à partir du coefficient de rétrodiffusion en intégrant la rugosité. Ils couvrent les gammes de domaine de validité beaucoup plus large que celles des modèles analytiques. Contrairement aux modèles physiques qui requièrent en entrée deux paramètres de rugosité ( $s$  et  $l$ ), les modèles semi-empiriques admettent un seul paramètre de rugosité ( $s$ ). Cependant, ces modèles sont parfois difficiles à appliquer sur un autre site que celui sur lequel ils ont été testés et appliqués. En général, ils sont valides pour des conditions du sol spéciales, ce qui peut limiter leurs utilisations. Les modèles les plus connus sont de Oh (Oh *et al.*, 1992) et de Dubois (Dubois *et al.*, 1995).

#### I.3.1.1. Modèle de Oh

Le modèle de Oh relie les rapports des coefficients de rétrodiffusion en co-polarisations ( $\sigma^{\circ}_{HH/VV}$ ) et en co/cross-polarisations ( $\sigma^{\circ}_{HV/VV}$ ) à l'humidité et à la rugosité du sol ainsi qu'aux caractéristiques radars données (angle d'incidence, longueur d'onde). La rugosité de surface ( $s$ ,  $l$ ) et le contenu en humidité volumique ( $mv$ ) du sol couvre la gamme suivante :  $0.1 < ks < 6.0$  ;  $2.6 < kl < 19.7$  Et  $0.09 < mv < 0.31$  ; avec  $k$  est le nombre d'onde. Les performances de modèle de Oh sont évalués en bande X, C et L dans les travaux menés par (Oh *et al.*, 1992 ; Merzouki *et al.*, 2010 ; Baghdadi et Zribi, 2006c ; Baghdadi *et al.*, 2011b). En effet, l'étude menée par Baghdadi et Zribi (2006) vise à l'évaluation des modèles de rétrodiffusion (Oh, Dubois et IEM) en bande C (ERS-2, Radarsat-1 et ASAR). Les simulations des coefficients de rétrodiffusion sont alors confrontées à des données réelles acquises par ces satellites. Les erreurs (RMSE) sur l'estimation des coefficients de rétrodiffusion (en polarisation HH) sont de l'ordre de 0.8 dB pour le modèle de Oh (1992). Ainsi qu'en bande X, Baghdadi *et al.* (2011b) ont trouvé que le modèle de Oh simule correctement le signal



TerraSAR-X avec des écarts (ou biais) inférieurs à 1dB et des erreurs (RMSE) inférieures à 3 dB, en polarisation HH et VV.

### **I.3.1.2. Modèle de Dubois**

Le modèle de Dubois lie, par une relation linéaire, les coefficients de rétrodiffusion en polarisations HH et VV à la constante diélectrique, l'angle d'incidence, l'écart type des hauteurs  $s$  et la longueur d'onde. La validité de ce modèle est restreint à :  $k_s < 2.5$ , humidité volumique du sol  $m_v < 35\%$ , et aux angles d'incidence de  $30^\circ < \theta < 65^\circ$ . Les performances du modèle de Dubois ont été évaluées dans plusieurs recherches pour différentes configurations (fréquence, polarisation et angle d'incidence). Ils ont généralement montré des divergences entre les coefficients de rétrodiffusion simulés à partir du modèle de Dubois et ceux mesurés par le radar (soit une sous-estimation ou une surestimation des données radar réelles) (Merzouki *et al.*, 2010 ; Baghdadi et Zribi, 2006c ; Baghdadi *et al.*, 2011b). Ces divergences sont principalement expliquées par son domaine de validité limité ( $s < 1.25$  cm en bande X). En effet, En bande C, Baghdadi et Zribi (2006c) ont trouvé des erreurs (RMSE) sur l'estimation des coefficients de rétrodiffusion (en polarisation HH) de l'ordre de 4,43 dB par rapport aux simulations par le modèle de Dubois (1995). En bande X, Baghdadi *et al.* (2011b) ont observé un désaccord entre les simulations par le modèle de Dubois et les données TerraSAR-X (biais jusqu'à 3.4 dB et RMSE entre 2.2 et 4.4 dB).

### **I.3.2 Modèles physiques**

Ces modèles sont nommés aussi modèles théoriques ou analytiques. Ils sont fondés sur des lois basées sur la résolution des équations de Maxwell, avec des approximations physiques limitant leurs domaines de validité. L'inconvénient de ces modèles étant la complexité de leurs implémentations ainsi qu'ils nécessitent de nombreux paramètres pour établir les simulations. Le développement de ces modèles était le but de plusieurs études tels que (Beckman, 1963 ; Ulaby *et al* 1986 et Fung *et al.* 1992).

#### **I.3.2.1 Modèle des petites perturbations (SPM)**

Ce modèle a été développé par Rice en 1951 et il est utilisable pour des sols dont la longueur de corrélation et l'écart type des hauteurs sont petits par rapport à la longueur d'onde du signal (Holah, 2005). Ce modèle est appliqué souvent en bande L car pour cette fréquence, une grande partie des surfaces naturelles offrent des valeurs de  $s$  et  $l$  dans son domaine de

validité. Le modèle SPM n'est pas adapté aux hyperfréquences (bande C et X). L'inconvénient majeur de cette méthode est d'avoir un domaine de validité restreint.

### I.3.2.2 Approximation de Kirchhoff (GOM, POM)

C'est la théorie de diffusion de surface la plus utilisée pour l'étude de la diffusion d'onde sur les surfaces rugueuses (Beckman, 1963 ; Ogilvy, 1991). L'approximation de Kirchhoff est applicable aux surfaces ayant une longueur de corrélation plus grande que la longueur d'onde incidente. Selon le degré de rugosité, cette approximation peut être divisée en deux modèles : le modèle de la phase stationnaire (GOM : Geometric Optics Model) qui s'applique à des surfaces très rugueuses. Le second modèle est l'approximation scalaire des champs (POM : Physical Optics Model) qui s'applique aux surfaces moyennement rugueuses donc d'une diffusion de l'onde incidente dans la direction spéculaire ainsi que dans les autres directions.

### I.3.2.3 Modèle de l'Equation Intégrale (IEM)

Plus récemment, ce modèle a été développé par (Fung *et al.*, 1992) et il combine à la fois les approximations de Kirchhoff et des petites perturbations. Le modèle de rétrodiffusion IEM est le modèle physique de référence le plus utilisé. Il a apporté une nouvelle contribution dans les simulations théoriques puisqu'il est le mieux adapté aux surfaces agricoles : son domaine de validité comportant la plus large gamme de variations de rugosité des sols nus et de fréquences radar  $k.s < 3$  correspondant à  $s < 1.5$  cm pour la bande X (où  $s$  est l'écart type des hauteurs et  $k=2\pi/\lambda$  est le nombre d'onde). L'expression du coefficient de rétrodiffusion  $\sigma_{pp}^{\circ}$  du modèle IEM, pour des sols nus, est écrite sous la forme suivante :

$$\sigma_{pp}^{\circ} = \frac{k^2}{2} \exp[-2k_z^2 s^{2n} \left| \sum_{n=1}^{\infty} I_{pp}^n \right|^2 \frac{W^{(n)}(-2k_x, 0)}{n!}] \quad \text{Eq I. 14}$$

Avec  $pp=HH, VV$

$k$  est le nombre d'onde ;

$k_z = k \cos(\theta_i)$  ;  $k_x = k \sin(\theta_i)$  ;  $\theta_i$  est l'angle d'incidence ;

$s$  est l'écart type des hauteurs.

$I_{pp}^n$  est fonction de l'angle d'incidence, la constante diélectrique et le coefficient de réflexion de Fresnel.

$W^{(n)}(-2k_x, 0)$  est le spectre de rugosité de la surface lié à la nième puissance de la fonction de corrélation de la surface par la transformé de Fourier.

La validation de modèle IEM fut l'objet de plusieurs travaux scientifiques comme celles de Baghdadi *et al.* (2003) ; Holah (2005) ; Thoma *et al.* (2006) ; Zribi *et al.* (2006) ; Le Morvan *et al.* (2008) ; Merzouki *et al.* (2010) ; Baghdadi *et al.*, 2011a et 2011b. En effet, Zribi *et al.* (1997) ont montré que le modèle IEM reproduit mieux le coefficient de rétrodiffusion radar ( $\sigma^{\circ}$ ) en bande X et C sur des surfaces lisses que sur des surfaces rugueuses ( $k_s > 0.8$ ). Baghdadi et Zribi (2006c) ont ainsi évalué le modèle IEM en bande C (ERS-2, Radarsat-1 et ASAR). Ils ont trouvé des erreurs (RMSE) sur l'estimation des coefficients de rétrodiffusion (en polarisation HH) de l'ordre de 4,76 dB. Zribi *et al.*, 2014 ont trouvé des surestimations des simulations par rapport aux mesures acquises par le radar ASAR d'Envisat (un biais de 1.4 dB) et par le radar TerraSAR-X (un biais de 2.8 dB).

La majorité des études de recherches révèlent des lacunes non négligeables associées au modèle IEM liées principalement à des raisons purement techniques ou au modèle lui-même. En effet, les incertitudes des mesures terrain constituent les principales hypothèses expliquant cette divergence du modèle. Citons premièrement, les paramètres de rugosité en particulier la mesure de la longueur de corrélation ( $l$ ) qui est instable sur les sols agricoles. Plusieurs études ont montré que les variations relatives à la longueur de corrélation, dues en particulier à la longueur du profil, peuvent introduire de larges erreurs au niveau du signal radar sol (Holah, 2005 ; Lievens *et al.*, 2009 ; Baghdadi *et al.*, 2002, 2004b, 2011a et 2011b). Ainsi la détermination de ce paramètre physique compte peu fiable à partir d'un rugosimètre de 2m de longueur (la longueur de l'instrument utilisé dans notre étude est de 1m, avec un pas de 2cm). Deuxièmement, le manque de précision des mesures de l'humidité associé à la forte hétérogénéité de ce paramètre pourrait aussi générer des erreurs. En effet, les entrées des mesures de l'humidité dans la version classique du modèle IEM étaient réalisées sur la couche (0-5cm) donc la variation tout le long d'un profil hydrique n'était pas prise en compte. Pour améliorer les simulations par le modèle IEM, Zribi *et al.* (2014a) ont proposés la prise en compte de la variation verticale de l'état hydrique du sol dans les 3 couches: (0-1cm), (1-2cm), et (2-5 cm). La figure I.18 extraite de cette recherche, révèle que l'hypothèse de la prise en compte d'un profil d'humidité uniforme n'est valable que pour les valeurs extrêmes d'humidité (saturation ou sécheresse). Pour les valeurs intermédiaires d'humidité, l'état hydrique du sol augmente avec la profondeur du sol avec un écart de plus de 10 % est observé entre les couches (0-1 cm) et (2-5 cm).

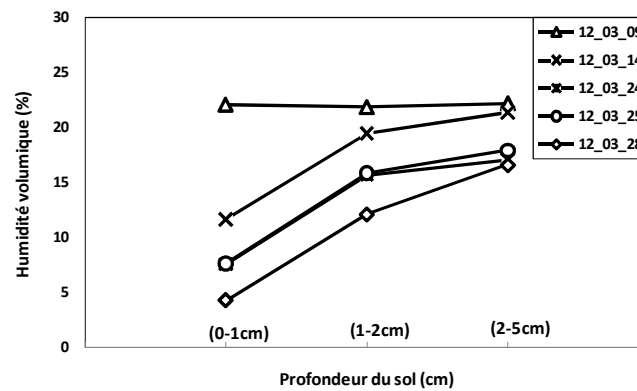


Figure I. 18. Variation verticale de la teneur volumique du sol sur : (0–1cm), (1–2cm), et (2–5 cm) de profondeur du sol (Zribi *et al.*, 2014a)

### I.3.2.4 Modèle IEM calibré par Baghdadi *et al.* (2004b, 2006a et 2011a)

Baghdadi *et al.* (2003) ont montré que le modèle de rétrodiffusion IEM présente des défauts non négligeables puisqu'il ne restitue pas fidèlement le coefficient de rétrodiffusion mesuré par le radar. Baghdadi *et al.* (2004b) ont ainsi indiqué que l'inadéquation des simulations du modèle IEM est supposée être liée à l'incertitude des mesures de la longueur de corrélation, et/ou au modèle lui-même. Par la suite, Baghdadi *et al.* (2004b, 2006a et 2011a) ont proposé une calibration semi-empirique du modèle IEM basée sur une large base de données expérimentale ainsi que radar. Cette calibration avait pour but de permettre la bonne adéquation entre les données simulées par le modèle IEM et les données fournies par le radar. L'approche de calibration consistait à remplacer la longueur de corrélation mesurée ( $L_{\text{mesurée}}$ ) par un paramètre d'étalonnage ( $L_{\text{opt}}$ ). Ce dernier paramètre a été trouvé dépendant de la rugosité de surface et des paramètres instrumentaux (angle d'incidence, polarisation et longueur d'onde). En bande X et avec la fonction gaussienne,  $L_{\text{opt}}$  est défini par Baghdadi *et al.* (2011a) comme suivant:

$$L_{\text{opt}}(s, \theta, \text{HH}) = 18.102e^{-0.033\theta} s^{0.7644e+0.0035\theta} \quad \text{pour la polarisation HH} \quad \text{Eq I. 15}$$

$$L_{\text{opt}}(s, \theta, \text{VV}) = 18.075e^{-0.0379\theta} s^{1.2594e-0.0145\theta} \quad \text{pour la polarisation VV} \quad \text{Eq I. 16}$$

avec  $\theta$  en degré, et  $L_{\text{opt}}$  et  $s$  en centimètre.

Baghdadi *et al.* (2011a et b) et Dong *et al.* (2013) affirment que cet étalonnage s'est avéré robuste et généralisable, puisqu'il était applicable sur une base de données indépendante de celle à partir de laquelle il a été établi et acquise avec différents capteurs radar (ERS, RADARSAT, ASAR, PALSAR, TerraSAR-X, COSMO-SyMed, SIR-C/X). Ces études ont permis d'une part d'améliorer les simulations du modèle IEM quelle que soit la configuration radar utilisée (réduction des biais) et d'autre part de réduire les paramètres caractérisant le sol

à l'intérieur du modèle IEM (ils ont passé de trois paramètres ( $s$ ,  $l$ ,  $mv$ ) à deux paramètres ( $s$  et  $mv$ )) ce qui réduit la complexité de l'inversion du signal radar par le modèle IEM.

#### **I.4. Les approches d'inversion du signal radar pour l'estimation des paramètres des sols nus**

L'estimation des paramètres diélectriques et géométriques de surface des sols nus est effectuée généralement en inversant soit un modèle de rétrodiffusion radar (tel que Dubois, Oh, IEM etc.) soit des relations empiriques simples entre le signal radar et les paramètres du sol. Dans le cas d'un sol agricole **nu** (sans ou très peu couvert de végétation), le signal radar rétrodiffusé de la surface du sol s'écrit (en décibels) comme une somme de deux fonctions (Zribi et Dechambre, 2003 ; Baghdadi *et al.*, 2007) : i)  $f$  (approximation linéaire) décrivant la dépendance du signal à l'humidité volumique du sol ( $mv$ ) et ii)  $g$  (fonction exponentielle ou logarithmique) qui illustre la dépendance du signal à la rugosité ( $s$ ) :

$$\sigma_{dB}^0 = f(mv, \theta, pp, k) + g(s, \theta, k) = S_0 mv + be^{-ks} + \gamma \quad \text{Eq I. 17}$$

Avec: les coefficients  $S_0$  (sensibilité du signal à l'humidité du sol) ainsi que ( $b$  et  $\gamma$ ) dépendent de la polarisation ( $pp$ ) et de l'angle d'incidence radar ( $\theta$ ) ;  $k$  : le nombre d'onde.

Pour une seule configuration radar (une longueur d'onde, une polarisation, une incidence), le coefficient de rétrodiffusion est décrit par un seul paramètre du sol (rugosité ou humidité), tandis ce que l'autre paramètre est supposé constant ou ayant peu d'effet sur le signal :

$$\sigma_{dB}^0 = S_0 mv (\%) + \beta_1 \quad \text{ou} \quad \sigma_{dB}^0 = be^{-ks} + \beta_2 \quad \text{Eq I. 18}$$

Où  $\beta_1$  dépend de la rugosité du sol alors que  $\beta_2$  dépend de l'humidité du sol.

De nombreuses études (Dobson et Ulaby, 1981; Hallikainen *et al.*, 1985; Ulaby *et al.*, 1986; Fung, 1994; Zribi *et al.*, 2005 et 2011 ; Baup *et al.*, 2011; Gherboudj *et al.*, 2011 ; Aubert *et al.*, 2011 et 2013 ; Baghdadi *et al.*, 2008a ; Paloscia *et al.*, 2008 et 2010), ont montré qu'il était difficile de considérer tous les paramètres qui influencent la réponse radar (rugosité et couvert végétal) afin d'extraire l'état hydrique des sols à l'échelle de la parcelle. En mettant des hypothèses sur la rugosité du sol, de nombreuses recherches ont développé des approches d'inversion du signal radar pour la cartographie de l'humidité des sols agricoles nus. La résolution spatiale avait un effet déterminant pour le choix des hypothèses considérées puisque les cartes d'humidité du sol produites à partir des images haute et très haute résolutions spatiales (de l'intra-parcellaire au régional) peuvent répondre aux besoins des applications hydrologiques et agronomiques.

En raison de la difficulté d'identifier tous les paramètres d'entrées, les modèles physiques sont peu utilisés à l'inversion de l'humidité des sols. Alors qu'un grand nombre d'approches **empiriques**, en s'appuyant sur les relations entre les données réelles des mesures radar et des paramètres de la surface, et **semi-empiriques**, en considérant la physique du problème et des observations (soit estimées à partir de données réelles ou dérivées par simulations d'un modèle théorique) ont servi à **l'inversion de l'état hydrique du sol**. Citons par exemple :

a) Des algorithmes empiriques opérationnels basés sur des relations linéaires étaient développés dans les travaux de Le Hégarat-Mascle *et al.* (2002) en utilisant des données ERS/SAR et Zribi *et al.* (2011) à partir des données (ENVISAT/ASAR). Ces approches proposées prennent en compte, dans l'inversion du signal en humidité, d'autres effets perturbateurs de la rugosité ou le couvert végétal.

b) Aubert *et al.* (2013) ont ainsi développé des algorithmes empiriques d'inversion du signal TerraSAR-X pour la cartographie opérationnelle de l'humidité à partir de deux polarisations (HH et VV) et deux gammes d'angles d'incidence (23-33° ; 50-54°). Une erreur moyenne des estimations (RMSE) inférieure à 4 % vol est révélée entre les humidités estimées et celles mesurées in situ quelque soit la configuration du capteur.

c) Paloscia *et al.* (2008 et 2010) ont montré des algorithmes d'inversion de l'humidité du sol issus de modèles analytiques plus sophistiquées qui sont basés sur des réseaux neuronaux artificiels (ANN : Artificial Neunonal Network) mais cette procédure d'inversion est plus compliquée.

d) Dans un contexte semi-aride, Fillion *et al.* (2016) ont développé des modèles empiriques du signal radar en bande C (dérivé d'Envisat-ASAR et Radarsat-2, polarisation VV et angle d'incidence entre 15 et 31.4°) pour estimer l'état hydrique des sols nus à l'échelle régionale. La validation de ces approches montrent un coefficient de détermination  $R^2$  d'environ 0.76, un biais + 0.3 % vol et un RMSE 7 % vol.

e) Différents modèles semi-empirique ont été développés avec une séparation des effets liés à la rugosité et ceux liés à l'humidité (Oh *et al.*, 1992, Dubois *et al.*, 1995, Baghdadi *et al.*, 2006b, Zribi *et al.*, 2006). En effet, Le modèle semi-empirique de Oh est basé sur le rapport de polarisations  $\sigma_{HH}^{\circ} / \sigma_{VV}^{\circ}$  et  $\sigma_{HV}^{\circ} / \sigma_{VV}^{\circ}$  pour estimer l'humidité et la rugosité du sol. Cependant, des données en polarisation HH, HV et VV sont nécessaires à cet effet. Zhang *et al.* (2015) ont considérés des approches semi-empiriques (modèle Dubois modifié) pour inverser les coefficients de rétrodiffusion mesurés à partir « TerraSAR-X » et « Radarsat-2 » en humidité des sols agricoles nus. La comparaison des données d'humidités mesurées et

estimées (TerraSAR-X et Radarsat-2) a révélé un RMSE  $\pm$  3%.vol avec une légère amélioration des estimations de l'humidité du sol à partir de capteur TerraSAR-X.

f) Baghdadi *et al.* (2007) ont comparés les humidités estimées à partir des données SAR en bande C (ASAR et ERS-2) et celles simulées par le modèle opérationnel de transfert sol-végétation-atmosphère « ISBA » pour valider sa pertinence. Ils ont trouvé des résultats encourageants entre les simulations par ISBA et les estimations SAR (12 dates) révélées par une différence (RMSE) inférieure à 5%.vol.

-> Les précisions obtenues sur l'estimation de l'humidité du sol sont différentes d'une recherche à une autre et peuvent être résumées comme suit (tableau I.3).

Tableau I. 3 Récapitulation des RMSE obtenues sur l'estimation de l'humidité

Configurations du capteur	Faibles incidences (autour de 20°)	Fortes incidences (supérieures à 40°)
Bande C et L	RMSE ~ 5%.vol	RMSE ~ 10%.vol
Bande X	RMSE ~ 3%.vol	RMSE ~ 4%.vol

Par rapport à l'extraction des informations spatio-temporelles sur la **texture** des sols à partir des données SAR, on note la rareté des travaux intéressés à cette composante physique du sol tels que (Hallikainen *et al.*, 1985; Srivastava *et al.*, 2006; Ulaby *et al.*, 1978). Récemment, Zribi *et al.* (2012a) ont établi des cartes de contenu en argile des sols à partir des mesures du signal radar en bandes X (TerraSAR-X) en analysant la vitesse de dessèchement de différents types de sols (argileux, sableux). Après la validation de cette relation à partir des observations de terrain, ils ont trouvé un RMSE d'environ 12% équivalent à 120 g/kg.

La caractérisation des **paramètres géométriques** des surfaces a été réalisée dans de nombreuses études (Ulaby *et al.*, 1978 ; Dobson et Ulaby, 1981 ; Oh *et al.*, 1992 ; Fung *et al.*, 1992 ; Dubois *et al.*, 1995 ; Baghdadi *et al.*, 2003; Zribi *et al.*, 2006). Baghdadi *et al.* (2004a) ont produits des cartes de rugosité des surfaces agricoles à partir des données d'ASAR (bande C). Ces cartes étaient assimilées dans le modèle STREAM pour la prédiction des écoulements. Moyennant le même capteur (ASAR d'ENVISAT), Rahman *et al.* (2008) ont inversé le signal simulé par le modèle d'Equation Intégrale IEM pour extraire la rugosité et l'humidité des sols à partir des images radar multi-angulaire.

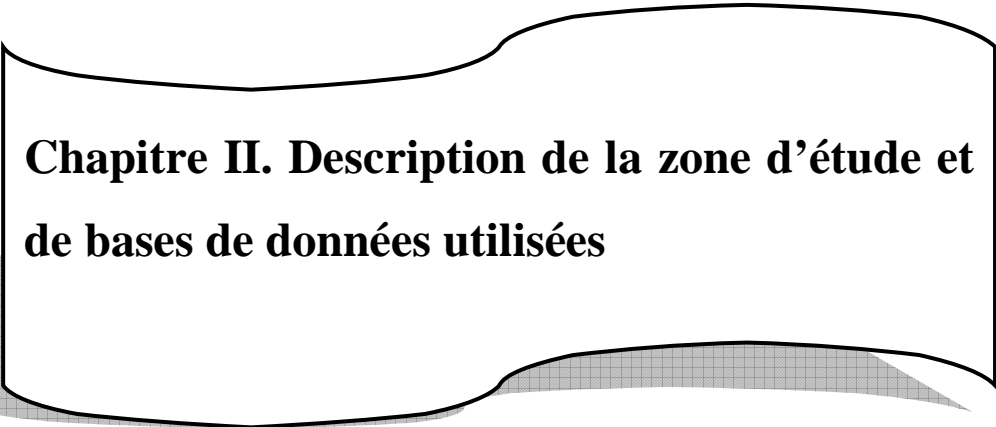
## Conclusion partielle (I)

Dans ce premier chapitre, j'ai présenté une synthèse bibliographique des différents travaux de recherche associés à mon sujet de thèse. La section I.1 est consacrée à la définition des états de surface, les paramètres qui les influencent et les divers intérêts de leurs caractérisations spatio-temporelles (agronomiques, hydriques). Quelques rappels sont introduits en section I.2 sur la notion, les principes de base de la télédétection radar et les paramètres influençant le signal radar, notamment les caractéristiques instrumentales de l'antenne et les paramètres de surface. Les deux dernières sections (I.3 et I.4) sont dédiées à la modélisation directe et inverse de la rétrodiffusion radar pour l'estimation des paramètres des sols nus.

Dans notre étude, la caractérisation des états de surface des sols agricoles nus regroupe essentiellement 3 paramètres qui sont l'humidité, la rugosité et la composition granulométrique (en termes d'argile, limon, sable). Ces propriétés du sol exercent un contrôle majeur sur les processus qui se déroulent entre la surface du sol et l'atmosphère (infiltration, ruissellement, érosion du sol, échange de flux d'eau et d'énergie).

A partir des études citées dans ce chapitre sur l'analyse du comportement du coefficient de rétrodiffusion avec la variation de l'humidité, on constate que la meilleure sensibilité du signal radar à l'humidité du sol combine la **faible incidence radar**, la polarisation **HH**, avec un **faible effet de la rugosité**. Tandis ce qu'à partir de l'analyse de sensibilité du signal à la rugosité, on constate que l'estimation de ce paramètre géométrique est optimale pour les **forts angles d'incidence** (supérieurs à  $35^\circ$ ) associés à une polarisation **HH** (sensibilité légèrement forte par rapport à la polarisation **VV**).





**Chapitre II. Description de la zone d'étude et de bases de données utilisées**

## **Introduction**

Selon la synthèse bibliographique, la rétrodiffusion radar révèle une très forte sensibilité vis-à-vis des caractéristiques du capteur radar ainsi que des paramètres physiques de la surface du sol. Ainsi la modélisation du signal radar passe nécessairement par une bonne description de la surface du sol, nous nous sommes donc intéressés dans ce chapitre à la caractérisation des états de surface à l'échelle régionale ou de la parcelle afin de modéliser et de mieux comprendre le comportement du signal en fonction des principaux paramètres du sol. Dans ce chapitre, je commence par présenter le cadre général de la zone d'étude (localisation, climat, ressources naturelles, occupation des sols, ...). Ensuite j'expose la base de données expérimentale et spatiale qui a abouti à la réalisation de ce travail. Les différents types de traitements que j'ai établis pour la caractérisation des paramètres de surface (sur terrain, au laboratoire, numérisation des profils de rugosité, traitements des images spatiales, ...) seront également détaillés.

### **II.1. Description de la zone d'étude**

#### **II.1.1 Situation de la plaine du Kairouan**

Nos travaux sur les paramètres de surface se focalisent surtout dans la plaine du Kairouan, au sud ouest de la ville et près du village de «Sidi Ali Ben Salem». Géographiquement, la plaine de Kairouan se situe dans la zone orientale de l'Atlas Tunisien précisément dans la Tunisie centrale de latitude  $9^{\circ} 30'E-10^{\circ} 15'E$ , et de longitude  $35^{\circ}N-35^{\circ} 45'N$ . Le climat de cette région est un climat semi-aride avec une très forte variabilité des précipitations (de pluviométrie moyenne annuelle variant entre 250 et 500 mm/an), des étés secs, des hivers humides et de grandes amplitudes thermiques.

La plaine de Kairouan est une large cuvette de 100 km de longueur (Nord-Sud) et de 40 Km de largeur (Est-Ouest). Elle est à basse altitude (inférieure à 100 m), entourée par les collines du Sahel à l'Est et par des montagnes à l'Ouest (Djebel Ouesslat, Djebel Cherichira, Djebel Touila). Deux cours d'eau majeurs qui alimentent la plaine de Kairouan : il s'agit des Oueds Merguellil au Nord et Zeroud (superficie de  $8600 \text{ km}^2$ ) plus au sud. Le bassin versant de l'oued Merguellil a une superficie de  $1540 \text{ km}^2$ . Sa partie amont s'étend sur environ  $1200 \text{ km}^2$  et la partie aval est constituée d'une vaste plaine agricole (figure II.1). En plus des eaux de ces deux importants oueds, la plaine de Kairouan recueille les eaux des oueds Nebhana, El Alam, Zahem et Boghal (Bouzaiane et Lafforgue, 1986; Kingumbi, 1999).

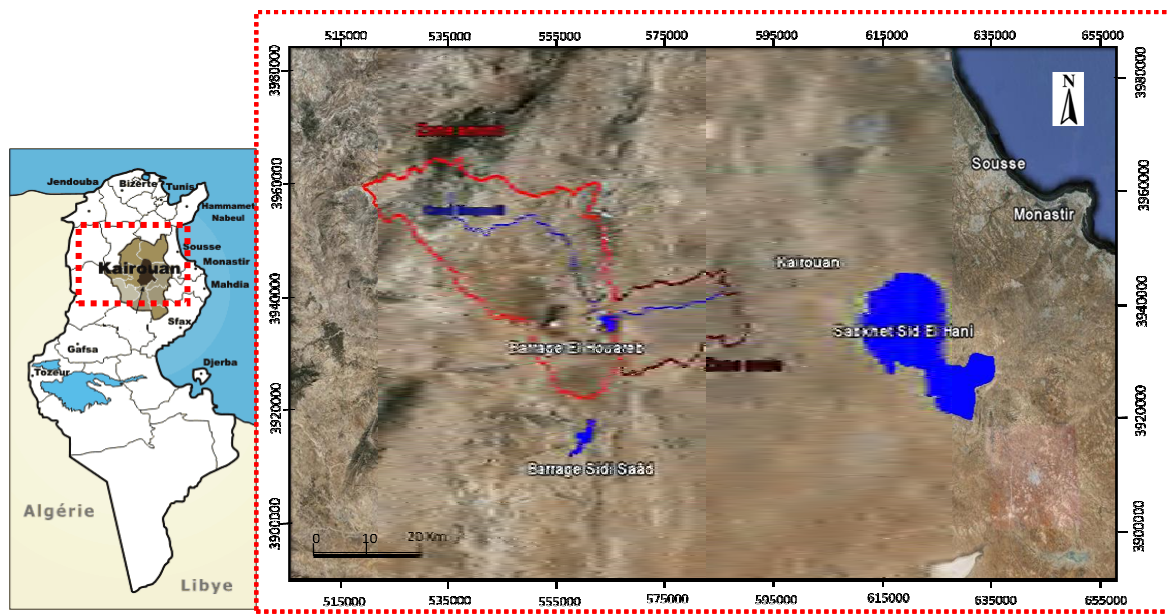


Figure II. 1. Localisation géographique de la zone d'étude

Différents ouvrages de conservation des eaux et des sols étaient réalisés dans le bassin versant du Merguellil tels que les lacs et barrages collinaires, qui diminuent sensiblement les écoulements de surface et donc protéger le barrage d'El Haouareb d'un engorgement rapide; les banquettes pour diminuer localement les processus d'érosion et retenir les eaux pluviales et les ouvrages de recharge de nappes. Cependant, ces ouvrages ont été mal entretenus et mal gérés ce qui a entraîné des assèchements successifs du grand barrage d'El Houareb (Cudennec *et al.*, 2005). D'après (Leduc *et al.*, 2007), les aménagements réalisés sur la plaine du Kairouan, ont modifié le bilan des apports dans la plaine car les cours d'eau dans notre zone d'étude sont intermittents, ce qui conduit en dehors des grandes crues à assécher les portions d'oued situés en aval des barrages.

### II.1.2 Contexte géologique

Le cadre géologique, d'un bassin versant, sous un climat donné, explique en grande partie les ressources en eau, la pédologie résultante et les occupations agricoles. Du point de vue géologique, toutes les formations sédimentaires qui constituent l'ensemble de la plaine du Kairouan se répartissent de la manière suivante (Barbery et Mohdi, 1987):

- Des formations quaternaires récentes, constituées d'alluvions à texture variable: sables apportés par les oueds, argiles qui se déposent sur les parties basses inondables. Ces alluvions donnant des sols juvéniles se situent aux débouchés des oueds Zeroud et Merguellil et à l'Est, près de Kairouan.

- Des formations quaternaires anciennes. Les textures sont souvent sableuses et parfois équilibrées. Les piedmonts avec leurs glacis portent, près de la surface, de nombreux encroûtements calcaires.
- Des formations, soit de grès et sables, soit de grès et marnes. Les formations de marnes les plus étendues, occupent les piedmonts du djebel Ousselat et une grande partie du plateau de Makthar.
- Plus en aval vers l'Est, la plaine de Kairouan est alluvionnée par des matériaux sableux ou des dépôts argileux, tous carbonatés. Les eaux qui inondent cette plaine lors des crues, sont chargées de sels qui se déposent puis se concentrent lors des assèchements estivaux.

### **II.1.3 Contexte climatique de la zone d'étude**

Selon Barbery et Mohdi (1987), la plaine du Kairouan fait partie de l'étage aride à hiver tempéré. En effet, le bassin de Merguellil se trouve influencé parfois par un climat tempéré, spécifique de la zone tellienne montagneuse froide et pluvieuse du nord tunisien et d'autre fois par le climat aride désertique typique du sud tunisien. Toutefois et en raison de sa topographie, ce bassin paraît plus ouvert sur le Sud que sur le Nord (Bouzaaina et Lafforgue, 1986).

#### **II.1.3.1 Pluviométrie**

En Tunisie centrale, la saison des pluies s'étend du mois de septembre jusqu'au mois d'avril, en été les pluies sont quasi absentes. Les précipitations sont constituées essentiellement de pluie, les rosées et les brouillards étant négligeables en raison de la sécheresse quasi-permanente de l'atmosphère. Au niveau de la région de Kairouan, la pluviométrie moyenne annuelle est de 400 mm/an sur les hauteurs et l'amont des bassins versants des oueds et de 300 mm/an dans la plaine. Dès que les moyennes annuelles des précipitations diminuent au-dessous de 400 mm, la sécheresse estivale et printanière affecte le développement des plantes et les rendements (Barbery et Mohdi, 1987, Chahbi, 2015 ; Amri 2013). Le bassin versant de Merguellil est caractérisé par une forte variabilité interannuelle et spatiale des précipitations avec des inondations et des sécheresses intenses. La pluviométrie annuelle mesurée entre la période de 1969 à 2014 au niveau de la station pluviométrique de Sidi Ali Ben Salem est illustrée dans la Figure II.2.

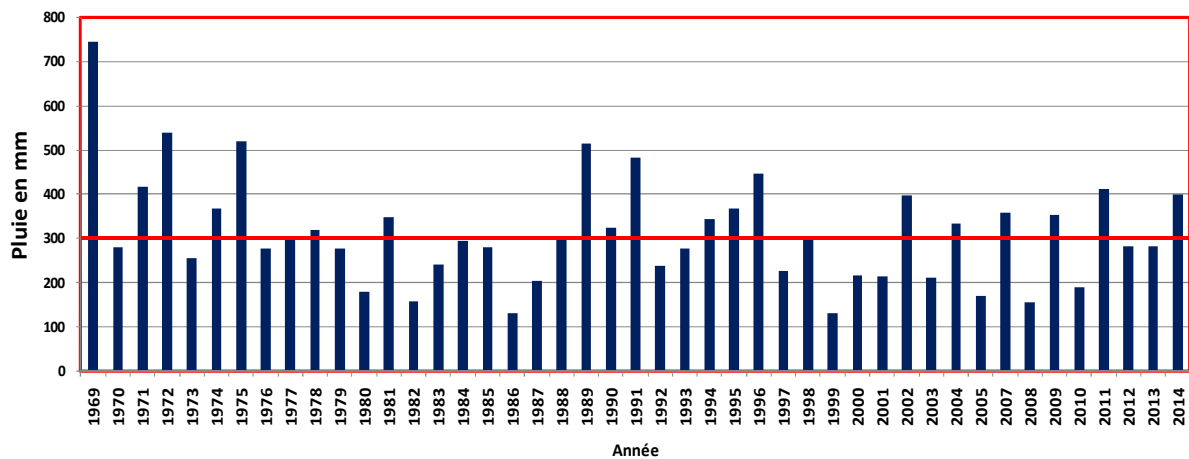


Figure II. 2. Répartition annuelle des précipitations de la station Sidi Ali Ben Salem au cours de la période (1969-2014).

La pluviométrie moyenne mensuelle mesurée entre la période de 1995 à 2014 au niveau de la station pluviométrique de Sidi Ali Ben Salem est illustrée dans la Figure II.3. Elle montre des importantes irrégularités inter-mensuelles des pluies durant toute l'année avec les averses les plus intenses sont enregistrées au mois de Septembre. Généralement, les pluies hivernales sont souvent de faible intensité par rapport aux pluies automnales, observées en septembre et en octobre, alors qu'en été les pluies sont rares ou absentes : c'est une caractéristique des régions semi-aride.

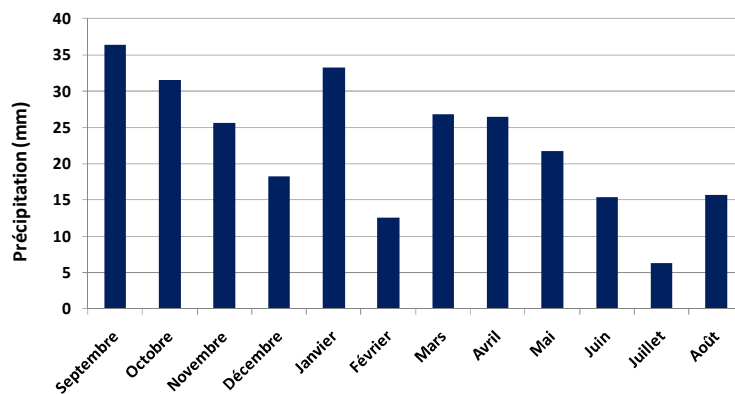


Figure II. 3. Variation moyenne mensuelle des pluies de la station Sidi Ali Ben Salem au cours de la série temporelle période (1995-2014).

### II.1.3.2 Evapotranspiration de référence

Le calcul de l'évapotranspiration de référence est basé sur la formule de Penman-Monteith (1981) dont l'équation est la suivante :

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 u_2)} \quad \text{Eq II. 1}$$

Avec :

$ET_0$  : Evapotranspiration de référence (mm/j).

$R_n$  : Rayonnement net à la surface de la culture (M J/m<sup>2</sup>/j).

$G$  : Flux de chaleur échangé avec le sol (M J/m<sup>2</sup>/j)

$\Delta$  : Pente de la courbe de la pression de vapeur saturante à la température de l'air  $T$  (kPa /°C) ;

$T$  : Température moyenne journalière (°C).

$u_2$  : Vitesse moyenne journalière du vent mesuré à 2 mètres (m/s) ;

$e_s$  : Pression de vapeur saturante de l'air (Pa).

$e_a$  : Pression de vapeur réelle (Pa).

$\gamma$  : Constante psychrométrique (kPa /°C).

Cette équation forme l'approche la plus complète du processus d'évapotranspiration puisqu'elle intègre la physiologie de la plante par l'intermédiaire de la résistance de surface (Amri, 2013).

La figure II.4 montre l'évolution des paramètres climatiques, de l'évapotranspiration de référence et de la pluviométrie journalière entre la période de Décembre 2011 et Mai 2015 à partir de la base de données de la station météorologique de Sidi Ali Ben Salem. On note une forte variabilité inter-mensuelle de l'évapotranspiration de référence  $ET_0$ , qui traduit la demande climatique donc le pouvoir évaporant de l'atmosphère. Elle révèle aussi une dynamique très forte dans cette période avec un maximum observé en Juillet et un minimum en Mars.

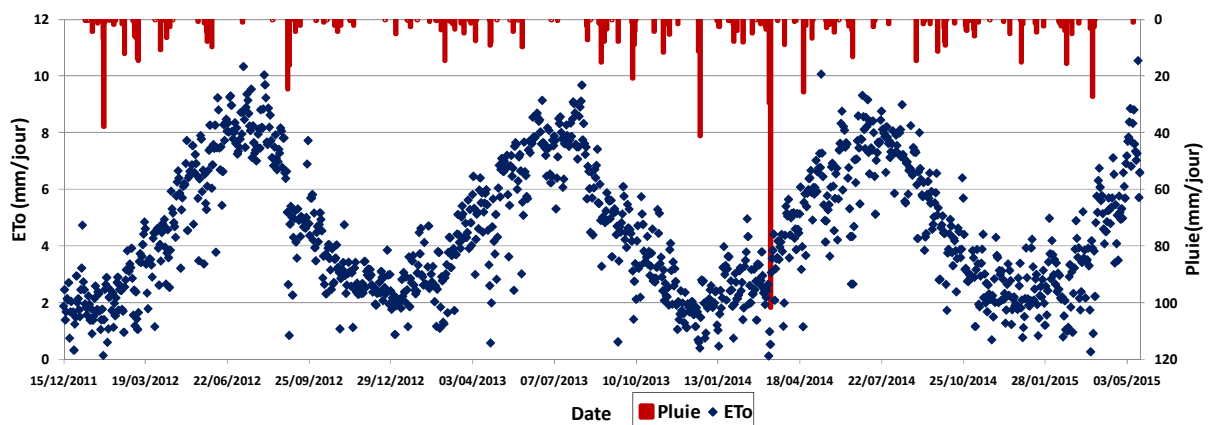


Figure II. 4. Variation mensuelle des précipitations et de l'évapotranspiration de référence entre Décembre 2011et Mai 2015 (station Sidi Ali Ben Salem).

### II.1.4 Ressources en eau de la plaine du Kairouan

Les ressources en eau du bassin de Merguellil sont caractérisées par une très grande complexité liée notamment à une disparité spatiale de la pluviométrie, à l'interconnexion des écoulements superficiels et souterrains, aux prélèvements d'eau pour divers usages (agricoles, domestiques et industriels) (Kingumbi *et al.*, 2007 ; Zribi *et al.*, 2010b ; Ogilvie *et al.*, 2016). D'après Le Goulven *et al.* (2009) ; Kchouk *et al.* (2015) ; Ogilvie *et al.* (2016), le bassin versant de Merguellil est un bassin endoréique (pas de relation directe avec la mer) et les apports hydriques ne peuvent quitter le bassin que par évapotranspiration ou par infiltration ainsi par transfert vers les villes côtière pour l'alimentation en eau potable à raison de 28 Million de m<sup>3</sup>/an. Les écoulements du Merguellil sont de type sporadique (écoulement irrégulier) typiques des écoulements dans les zones arides manifestant par des crues très violentes (suite à des averses brutales) et de courtes durées. L'oued Merguellil s'étale sur une longueur de 90 km depuis le haut plateau de Makthar jusqu'au barrage d'El Houareb (Bouzaiane et Lafforgue, 1986). Il s'écoule grossièrement d'Ouest en Est et longe la plaine de Kairouan en un lit très large et instable. Ses principaux affluents se trouvent en rive droite: l'oued Morra, l'oued Zebbes et l'Oued Ben Zitoune (Figure II.5).

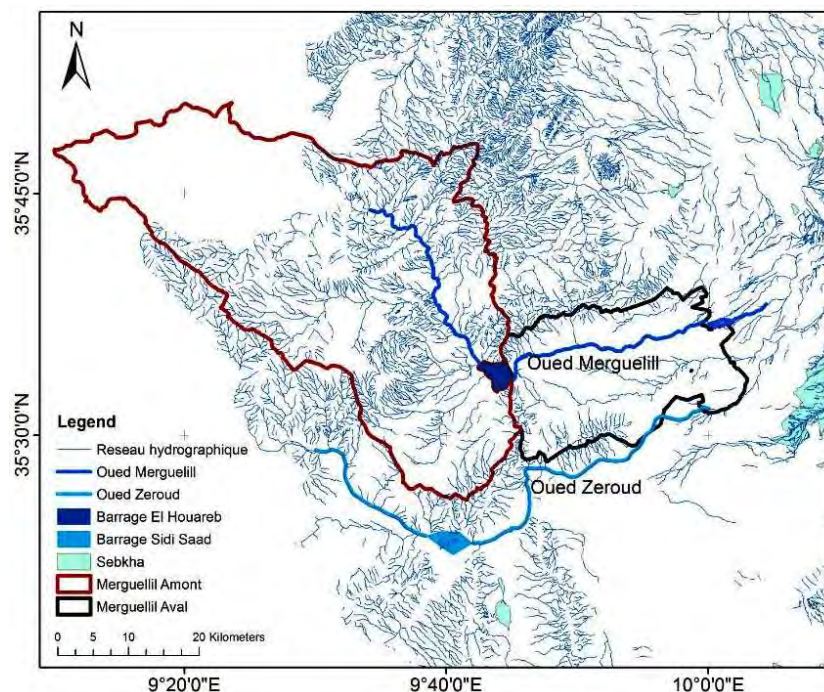


Figure II. 5 . Réseau hydrographique de la plaine de Merguellil (SIG Merguellil projet AMETHYST)

Lorsque de grandes crues se produisent, généralement pendant les mois de septembre, octobre ou avril, les eaux de l'oued Zeroud inondaient une grande partie de la plaine de Kairouan,

surtout sa rive méridionale. Dans le but de préserver la ville contre les inondations ainsi que pour une meilleure mobilisation des eaux de surface et réalimentation de la nappe aval, deux grands barrages ont été construits : le barrage de Sidi Saâd construit en 1981 sur l'oued Zeroud qui totalise un bassin versant de 8575 km<sup>2</sup>, et le barrage El Haoureb construit en 1989 sur l'oued Merguellil d'une capacité de 90Mm<sup>3</sup>. En effet, la zone de Merguellil a connu des crues intenses au cours de l'automne 1969. En septembre 1969, la pluviométrie était de 145 mm (avec 127 mm sur six jours) soit quatre fois plus grande que la moyenne mensuelle. Cette crue a été suivie d'une deuxième crue plus intense en octobre 1969 (trois fois plus grande que celle de septembre). Ces crues exceptionnelles font parties des événements pluvieux remarquables dans le bassin versant de Merguellil. Elles ont déposé des matériaux plutôt sableux à sablo-limoneux en amont et plus largement en aval vers Kairouan (Bouzaiane et Lafforgue, 1986; Amri, 2013).

Par rapport aux ressources en eau souterraines, le système aquifère de la plaine de Kairouan, considéré comme le réservoir le plus important de la Tunisie centrale (3000 km<sup>2</sup> environ), loge plusieurs aquifères empilés les uns sur les autres et communiquant le plus souvent entre eux. L'alimentation naturelle des nappes de Kairouan a été estimée à 57 Mm<sup>3</sup>/an (Besbes, 1975 ; Chaieb, 1988). Le reste des apports de la nappe est constitué par l'infiltration directe aux piedmonts des reliefs de bordures. Les exutoires de ce système hydrogéologique sont formés par les limites hydrauliques que sont les sebkhas de bordures Cherita, Sidi El Hani et Kalbia. La décharge de la nappe s'effectue vers les sebkhas où les eaux sont soumises à une forte évapotranspiration (décharge naturelle). L'augmentation du nombre d'exploitations agricoles, l'accroissement des superficies cultivées dans la région du Kairouan, en plus de l'accès mal contrôlé à la nappe ont provoqué l'augmentation du nombre de forages, notamment illicites et des puits de surface. Par conséquent, la surexploitation de la nappe, la baisse des niveaux piézométriques et l'assèchement de nombreux puits de surface. En effet, la nappe connaît des rabattements continus depuis plus de trente ans environ puisqu'elle subit des prélèvements supérieurs aux apports naturels (Leduc *et al.*, 2007 ; Ogilvie *et al.*, 2016).

### **II.1.5 Ressources en sols du bassin de Merguellil**

Il est important de signaler que la couverture pédologique est en général très hétérogène tant au niveau de la région qu'au niveau d'une parcelle de culture en raison de deux causes principales, l'une d'origine géologique, l'autre d'origine pédogénétique. Cependant, quelque



soit la qualité des terres, les ressources en sols de la plaine de Kairouan sont fortement dévaluées en raison des faibles précipitations.

La carte des ressources en sols du bassin du Merguellil a été élaborée à partir des travaux de Barbery et Mohdi (1987) et de Mizouri et al. (1990). Elle révèle quatre principales entités pédologiques qui sont :

♣ Les sols peu évolués: qui sont soit d'apport soit d'érosion. Ils s'étalent sur une superficie de 490 km<sup>2</sup> ; constituant ainsi la plus grande couverture pédologique du bassin du Merguellil. Il en existe plusieurs types de sols peu évolués dans le bassin versant du Merguellil : les sols argileux avec une forte pierrosité en surface, les sols squelettiques sur roches calcaires, les sols minéraux bruts sur affleurements calcaires et grésocalcaires et les sols d'apports de texture fine affectés par l'halomorphie (Barbery et Mohdi, 1987 ; Kingumbi, 2006).

♣ Les sols calcimagnésiques: Ce sont des sols de type rendzines et bruns calcaires reposant sur le substrat de calcaire et donc peu profonds. Ils couvrent une superficie d'environ 138 km<sup>2</sup> qui se concentre sur la partie extrême amont du bassin (Kingumbi, 2006).

♣ Les sols isohumiques : constitués principalement de matériaux sableux, sont de types bruns sub-arides (Barbery et Mohdi, 1987). Ils sont des sols d'apports ou d'érosion plus ou moins récents. Ils s'étalent sur une superficie de 92 km<sup>2</sup> occupant principalement la partie centrale et avale du bassin du Merguellil.

♣ Les sols d'associations : ils sont composés par un mélange de sols peu évolués, calcimagnésiques et isohumiques, constitués de marnes, de sables et d'encroûtements calcaires. Avec les sols peu évolués, les sols d'associations occupent la quasi-totalité de la couverture pédologique du bassin du Merguellil, avec une superficie d'environ 570 km<sup>2</sup>. Ils sont localisés principalement dans la partie amont du bassin, occupée par la forêt de la Kesra et sur les principaux reliefs du bassin versant du Merguellil : le djebel Ouesslat, le djebel Touila, le djebel Trozza, et le haut plateau de la Kesra (Kingumbi, 2006).

La figure II.6 illustre les entités pédologiques de la plaine du Kairouan établie dans le cadre du projet de la carte agricole de la Tunisie. De plus Barbery et Mohdi (1987) ont regroupés ces entités en deux parties inégales, ayant une vocation différente, qui sont:

a) La zone Sud, est constituée surtout de sols steppisés, de textures légères, avec de bonnes profondeurs utilisables. Toutes ces terres, capables de bien retenir l'eau peuvent supporter les irrigations. Quelques zones seulement sont à laisser en pâturages (dépressions ou encroûtements). Cette zone peut être considérée comme une des parties les plus riches et les plus homogènes, exploitée surtout en oléiculture.

b) La zone Nord, plus complexe, sur des alluvions de textures différentes, est handicapée par la présence de sols salés d'utilisation difficile.

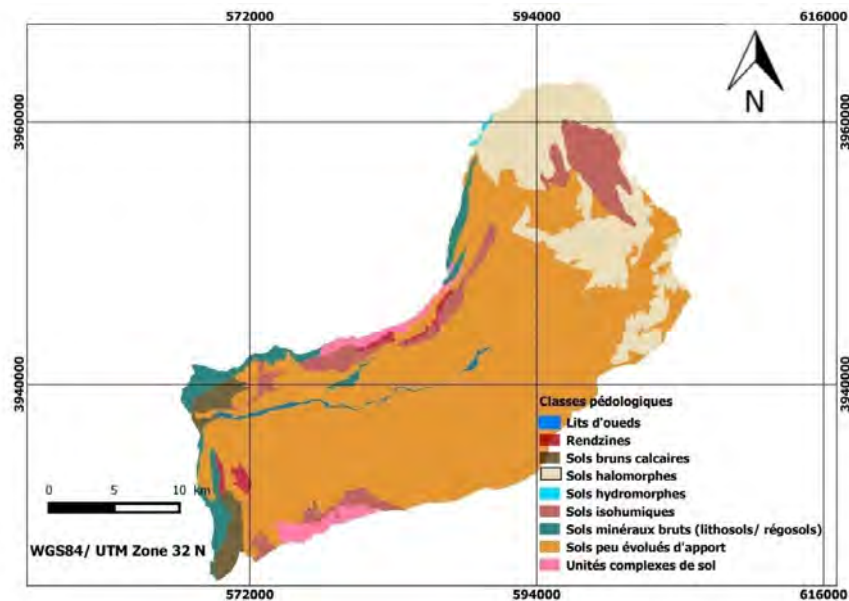


Figure II. 6. Carte pédologique de la plaine de Merguellil (projet de la carte agricole de la Tunisie; 1995).

Plus récemment Shabou *et al.* (2015), ont cartographié l'évolution spatiale de la teneur en argile de la plaine de Merguellil (Figure II.7). Ils ont observés une forte hétérogénéité du contenu en argile donnée en g/kg sur toute la plaine.

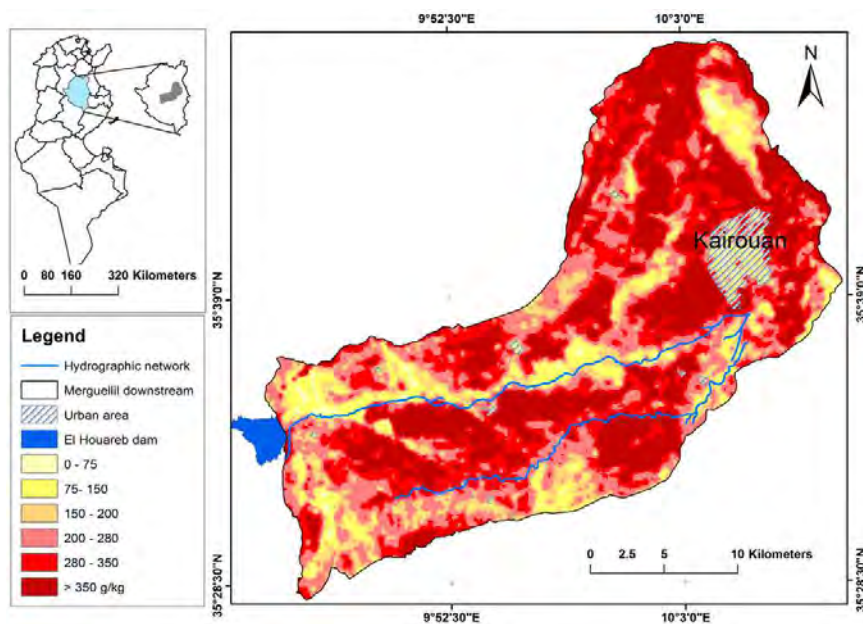


Figure II. 7. Carte du contenu en argile de la plaine de Merguellil à 100 m de résolution spatiale (Shabou *et al.*, 2015).

## II.1.6 Occupation des terres

L'occupation des sols de la plaine du Kairouan est intimement liée aux facteurs climatiques et ressources pédologiques et hydriques disponibles dans cette région. La carte d'occupation du sol donnée dans la figure II.8 est élaborée par Shabou (2010). Elle est basée sur la méthode de classification multi-temporelle de type arbre de décision (Précision globale = 97 %). D'après cette carte, on note que la principale occupation des terres agricoles dans la plaine de Merguellil est constituée par l'oléiculture vue l'adaptabilité des oliviers aux caractéristiques spécifiques des zones arides. L'oléiculture en pluviale occupe 64% des surfaces de la plaine. Ce sont l'arboriculture irriguée (12.9%), les cultures annuelles, principalement la céréaliculture (de blé dur et orge : 16.2%) et les cultures fourragères qui constituent la deuxième occupation des terres. Vu leurs besoins excessifs en eau, les cultures maraîchères occupent un faible pourcentage des superficies tels que les légumes d'hiver (3.9%), les légumes d'été (2.1%) et les légumes primaires (0.9%). Pendant l'été, elles consistent majoritairement à des tomates et du piment, secondairement à des pastèques et du melon alors qu'en hiver, nombreuses parcelles sont cultivées en piment d'arrière saison et en fèves. D'après Barbery et Mohdi. 1987, la nature pédologique des terres de la plaine de Kairouan fait ressortir des aptitudes culturales médiocres pour les cultures en sec.

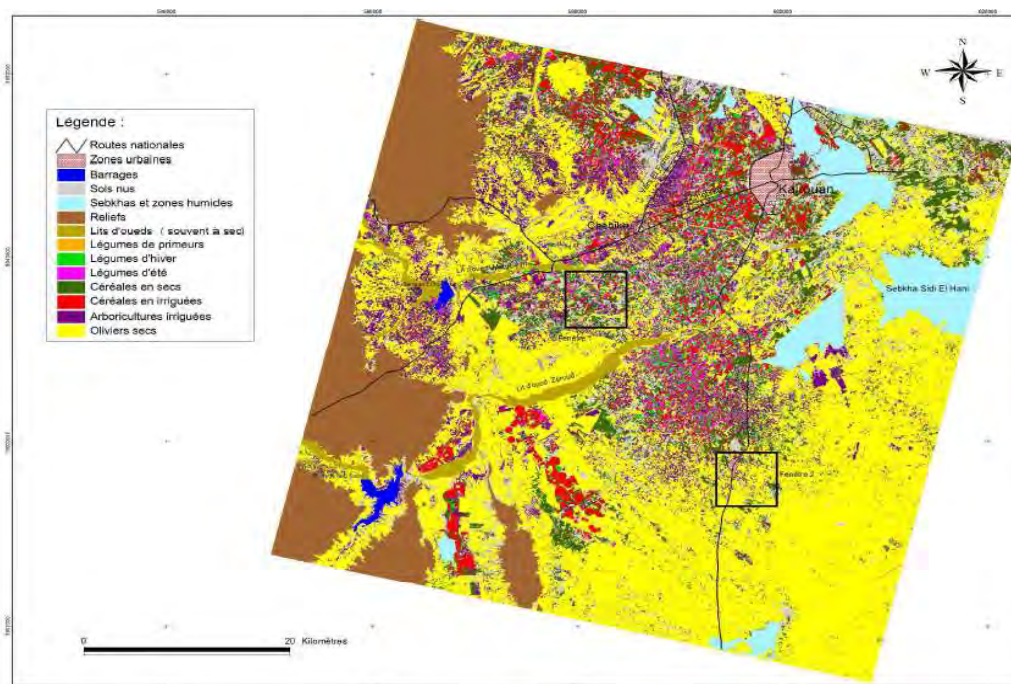


Figure II. 8. Carte d'occupation du sol de la plaine de Kairouan obtenue par l'exploitation d'images SPOT 5 multi-dates le long de la saison agricole 2008/2009 sur la base d'une classification de type arbre de décision avec une précision globale de l'ordre de 97 % (Shabou, 2010).

Sur tout le bassin de Merguellil, les forêts occupent 220 km<sup>2</sup>. Elles se situent dans la partie Nord-Ouest du bassin sur le plateau de Kesra, ainsi que dans la partie Nord-Est du bassin sur les flancs du djebel Ouesslat. Elles se composent, du haut en bas, par le Pin d'Alep, le Genévrier de Phénicie, le Romarin et l'Alfa. Elles sont plus ou moins dégradées par l'action anthropique. Les pâturages qui sont des végétations courtes et pérennes, très caractéristiques des régions semi-arides en Tunisie, occupent ainsi le bassin de Merguellil (Dridi, 2000).

La figure II.9 illustre la répartition en hectare des superficies agricoles non ou peu couvertes estimées à partir des images SPOT/HRV en fonction des pluies enregistrées dans la plaine de Kairouan durant la période 2005-2014. La dynamique de l'extension des superficies agricoles nues (du pâturage de type parcours et jachère) au détriment des zones cultivables peut être expliquée par les facteurs climatiques qui deviennent de plus en plus limitatifs sur la majeure partie de la plaine. Le manque de pluie incite souvent les agriculteurs à décider de ne pas semer ou à abandonner les parcelles initialement semées en céréales. Les caractéristiques pédologiques défavorables et l'extension des zones affectées par l'halomorphie constituent ainsi des facteurs explicatifs de l'accroissement des sols incultivés. Ces derniers forment les surfaces les plus vulnérables et exposées aux différentes formes de dégradation (érosion hydrique et éolienne).

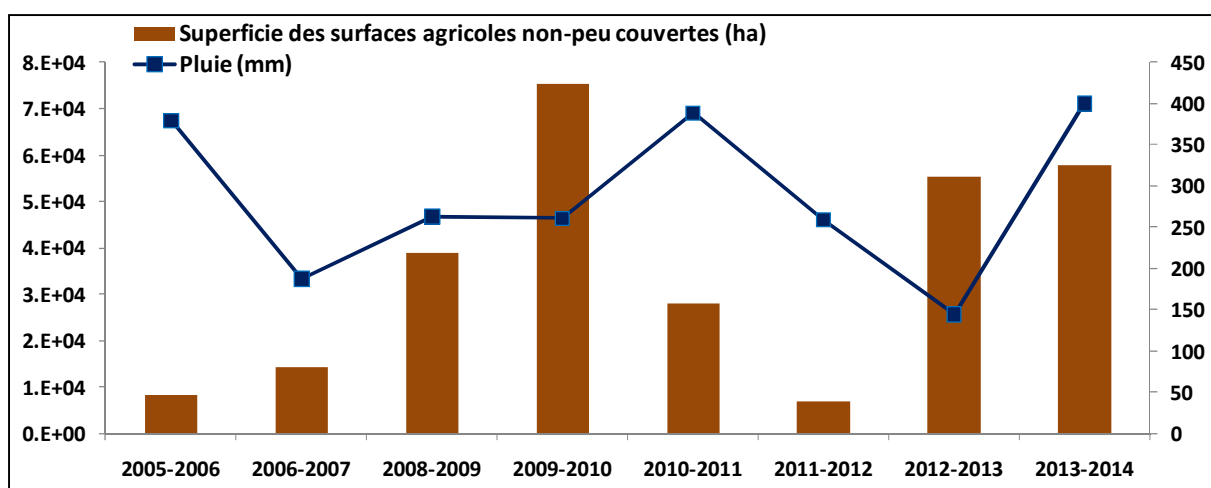


Figure II. 9. Evolution en hectare (ha) des superficies de sols nus sur la plaine de Merguellil (2005-2014)

Les travaux établis par Dridi *et al.* (2015) sur le suivi de la sécheresse dans la plaine du Kairouan, confirment ces constatations. En effet, ils ont suivi l'évolution du sol nu à l'aide des données SPOT-VEGETATION et TERRA-MODIS sur une période de 15 saisons agricoles de 1998-1999 jusqu'à 2012-2013 (Figure II.10). Ils ont observés un accroissement de pourcentage de surface du sol nu pour les années de sécheresse suivantes: 1) l'année 2000-

2001 avec une baisse sévère de pluviométrie jusqu'à 176mm, 2) l'année 2001-2002 avec une pluviométrie de 203 mm) l'année 2007-2008 avec une pluviométrie de 199 mm,4) l'année 2009-2010 avec une pluviométrie de 190 mm et finalement 5) l'année 2012-2013 avec une pluviométrie de 194mm, par rapport à 300mm de pluviométrie moyenne annuelle de la plaine de Kairouan. Ils ont ainsi noté que la détection de la sécheresse des produits TERRA-MODIS est plus marquée qu'avec les produits SPOT-VEGETATION durant les trois années : 2000-2001 ; 2001-2002 et 2007-2008. Ceci peut être lié à la haute résolution du capteur MODIS (de l'ordre de 250m) aboutissant à distinguer les sols nus de très petites superficies de l'ordre de 1 à 2ha.

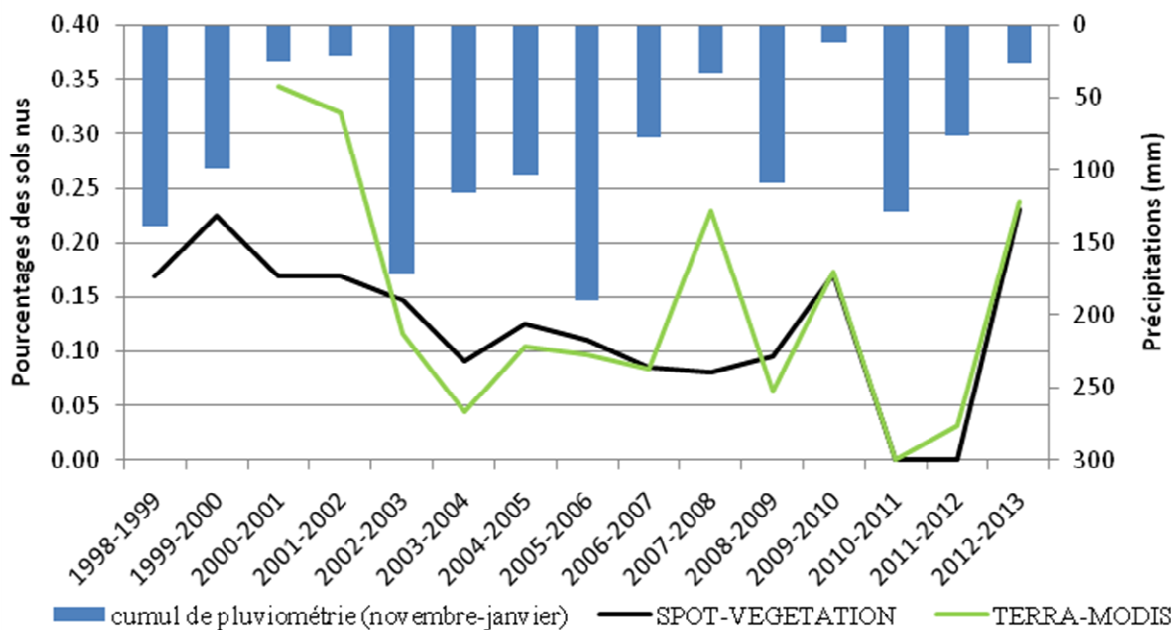


Figure II. 10. Evolution des pourcentages des surfaces du sol nu à l'aide des données SPOT-VEGETATION et TERRA-MODIS sur la plaine de Kairouan corrélée aux pluviométries de novembre à janvier (Dridi *et al.*, 2015).

## II.2. Acquisition régionale et ponctuelle des données expérimentales

A la fin des années 1990 une trentaine de stations pluviométriques dont certaines datent du début du siècle étaient opérationnelles sur le bassin du Merguellil. En plus, depuis 2009 et dans le cadre du programme de recherche SUDMED, un large réseau de mesures a été installé sur le site Merguelil, notamment : des stations micro-météorologiques, des stations de flux d'évapotranspiration, des stations de mesures régulières et locales de l'humidité du sol, etc.

Au cours de ce travail, nous avons exploité la base de données expérimentale obtenue à partir de ces stations météorologiques ainsi qu'à partir des sept stations d'humidité ponctuelles des sols. Une description de ces stations est présentée dans ce qui suit.

### II.2.1. Stations météorologiques

Le bassin du Merguellil est bien suivi sur le plan hydrométéorologique. Les stations météorologiques installées depuis 2009 sont les 4 stations de Chebika, Skhira, Sidi Ali Ben Salem et Nassrallah. Les données météorologiques disponibles et acquises au pas de temps de la demi-heure sont : la température de l'air ( $^{\circ}\text{C}$ ), l'humidité relative (%), la vitesse du vent (m/s), le rayonnement global ( $\text{W}/\text{m}^2$ ) et les pluies (mm).

#### a) Site « Sidi Ali Ben Salem »

A la localité de Sidi Ali Ben Salem (Chebika, Kairouan), nous disposons d'une station météorologique classique permettant la mesure des données climatiques (température, humidité, vent, rayonnement global et précipitations) au pas de temps demi-heure, depuis décembre 2011. Elle comporte deux stations de flux et une station météo (Figure II.11). Chaque station de flux est équipée d'une tour à flux et de fosses sol pourvues de capteurs électroniques pour le suivi des principaux termes des bilans hydrique et énergétique. En outre, des mesures scintillométriques XLAS qui fonctionnent depuis juin 2013 et qui permettent d'estimer l'évapotranspiration réelle sous le transect selon la vitesse et la direction du vent.



Figure II. 11. Situation géographique des stations flux et météo à Sidi Ali Ben Salem

#### b) Site météorologique « Chebika »

Cette station météo est la première station installée, elle est fonctionnelle depuis octobre 2010. Elle est localisée à l'Institut National des Grandes Cultures INGC de Chebika (Figure II.12). Elle mesure : les précipitations, la température de l'air, l'humidité relative, la pression atmosphérique, la direction et la vitesse du vent et les radiations solaires, au pas de temps demi-heure.



Figure II. 12. Situation géographique de la station météo « Chebika »

c) Site météorologique de Nassrallah

La tour de flux, installée au milieu de la parcelle de Nasrallah depuis le 15/03/2012. Elle a pour coordonnées (Latitude :  $35^{\circ}18'17.14''$ , Longitude :  $9^{\circ}54'56.62''$ ). Elle se compose de deux stations de flux: une sur l'olivier conduit en pluvial et l'autre sur le sol nu. La station est alimentée principalement par trois panneaux solaires, des capteurs enterrés: 5 Thétaprobés (DeltaT ML2x) qui mesurent l'humidité du sol aux profondeurs 5, 15, 30, 50 et 100 cm ; des Thermistances qui mesurent la température du sol ; des Plaquettes des flux de chaleur ; un lysimètre qui mesure le drainage profond (Figure II.13).



Figure II. 13. Site météorologique « Nassrallah »

→ Pour notre travail, nous avons calculé les données journalières des pluies et de l'ETo à partir des trois stations météo de Sidi Ali Ben Salem, Nasrallah et Chebika puisqu'elles constituent les entrées du modèle d'estimation du bilan hydrique « MHYSAN » (chapitre VI). Les données journalières traitées couvrent une période d'une année allant de Début 2013 à la fin 2014.

### II.2.2. Stations Thetaprobes continues

Depuis 2009, nous disposons de 3 stations de mesure de l'état hydrique du sol de façon ponctuelle et continue qui sont : la station « **P12** » ; « **INGC-Chebika** » et « **Hmidate** ». Elles sont installées sur différents points et à différentes profondeurs sur la plaine de Kairouan. Depuis Mai 2013, nous avons installé quatre nouveaux capteurs de mesures d'humidité et température du sol sur le Merguellil pour atteindre au total **7** capteurs. Elles sont les stations : « **Sidi Heni** » ; « **Bouhajla** » ; « **Barrouta** » et « **Barrage** ».

Ce réseau de 7 points de mesures distribués sur notre site d'étude, enrichit et complète les équipements aussi installés dans le cadre du chantier SudMed du CESBIO (4 stations météorologiques, un photomètre, ...). Il couvre quasiment toute la zone d'étude assurant, par conséquent, une information à l'échelle régionale (Figure II.14). Les coordonnées géographiques, les profondeurs de mesures ainsi que les dates de mise en fonctionnement de chaque station sont indiqués dans le tableau II.1. Depuis le début de l'année de 2015, nous avons installé des centrales d'acquisition automatique de données, avec télétransmission.

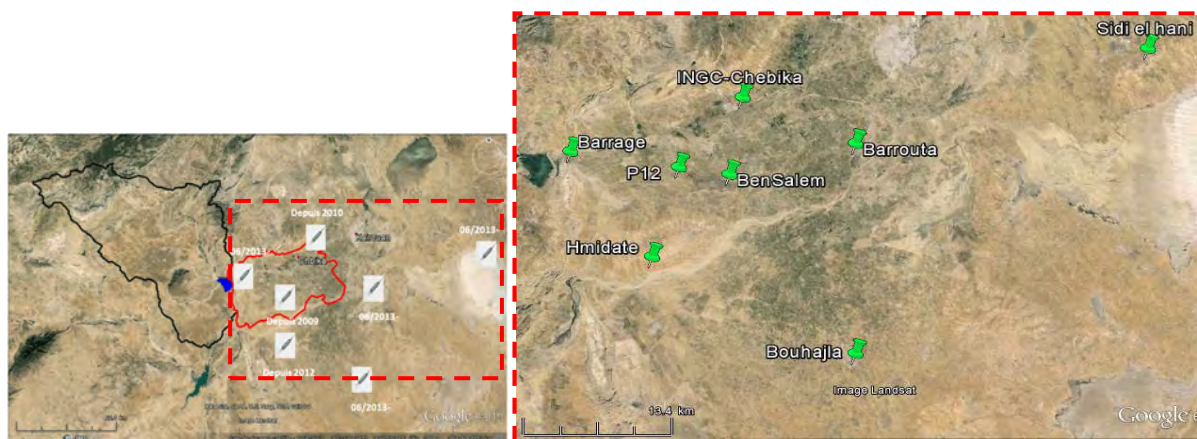


Figure II. 14. Localisation de réseau des 7 stations de mesure d'humidité ponctuelle, installé sur la plaine de Merguellil.



Tableau II 1. Coordonnées géographiques et dates de la mise en fonctionnement des stations

Noms de la station	Coordonnées (d° décimaux)		Occupation du sol	Profondeurs des sondes d'humidité (cm)	Date de la mise en fonctionnement
	Latitude	Longitude			
<b>Bouhajla</b>	N35.3888	E10.0477	Sol nu (~ 50 km du Kairouan)	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 40 cm ;	Juin 2013
<b>Sidi Heni</b>	N35.6630	E10.3404	Parcelle d'olivier sec (~ 22 km à l'est de Kairouan)	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 40 cm ;	Juin 2013
<b>Barrage</b>	N35.5702	E 9.7635	Sol nu à proximité de l'administration de barrage El Houareb (~ 33 km du Kairouan)	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 40 cm ;	Mai 2013
<b>Barrouta</b>	N35.5778	E10.0480	Sol nu au Centre de formation professionnelle de Barrouta (~13 km de Kairouan)	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 40 cm ;	Mai 2013
<b>Chebika</b>	N35.5504	E 9.9216	Sol nu à l'INGC de Chebika	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 40 cm ;	Janvier 2010
<b>P12</b>	N35.5563	E 9.8716	Parcelle d'olivier sec à Sidi Ali Ben Salem	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 20 cm ; Theta 3: 40 cm ; Theta 4 : 80 cm ; Theta 5 : 120 cm ;	Janvier 2009
<b>Hmidate</b>	N35.4757	E 9.8449	Parcelle d'olivier sec à Menzel <i>Mhiri</i> (~45 km de Kairouan)	Theta 1 : 5 cm ; Theta 2 : 40 cm ;	Janvier 2010

Chaque station possède des sondes de type « Thetaprobe ML2x » installées horizontalement à différentes profondeurs du sol et un boîtier d'acquisition des données (figure II.15). Chaque 4 heures, les variations de teneurs en eau en ( $m^3/m^3$ ) et de température du sol (en °C) sont simultanément sauvegardées dans les boîtes d'acquisition. A partir de la figure II.16. (b), nous pouvons identifier la teneur en eau surfacique enregistrée à 5cm de profondeur du sol qui est la courbe en bleu puisqu'elle représente la forte variabilité d'humidité. Cela s'explique par le fait que cette couche de surface est exposée directement à l'effet de pluie et d'évaporation du sol. Pour les autres profondeurs du sol (20, 40, 80 et 120 cm), la variabilité de la teneur en eau du sol est relativement moins remarquable.

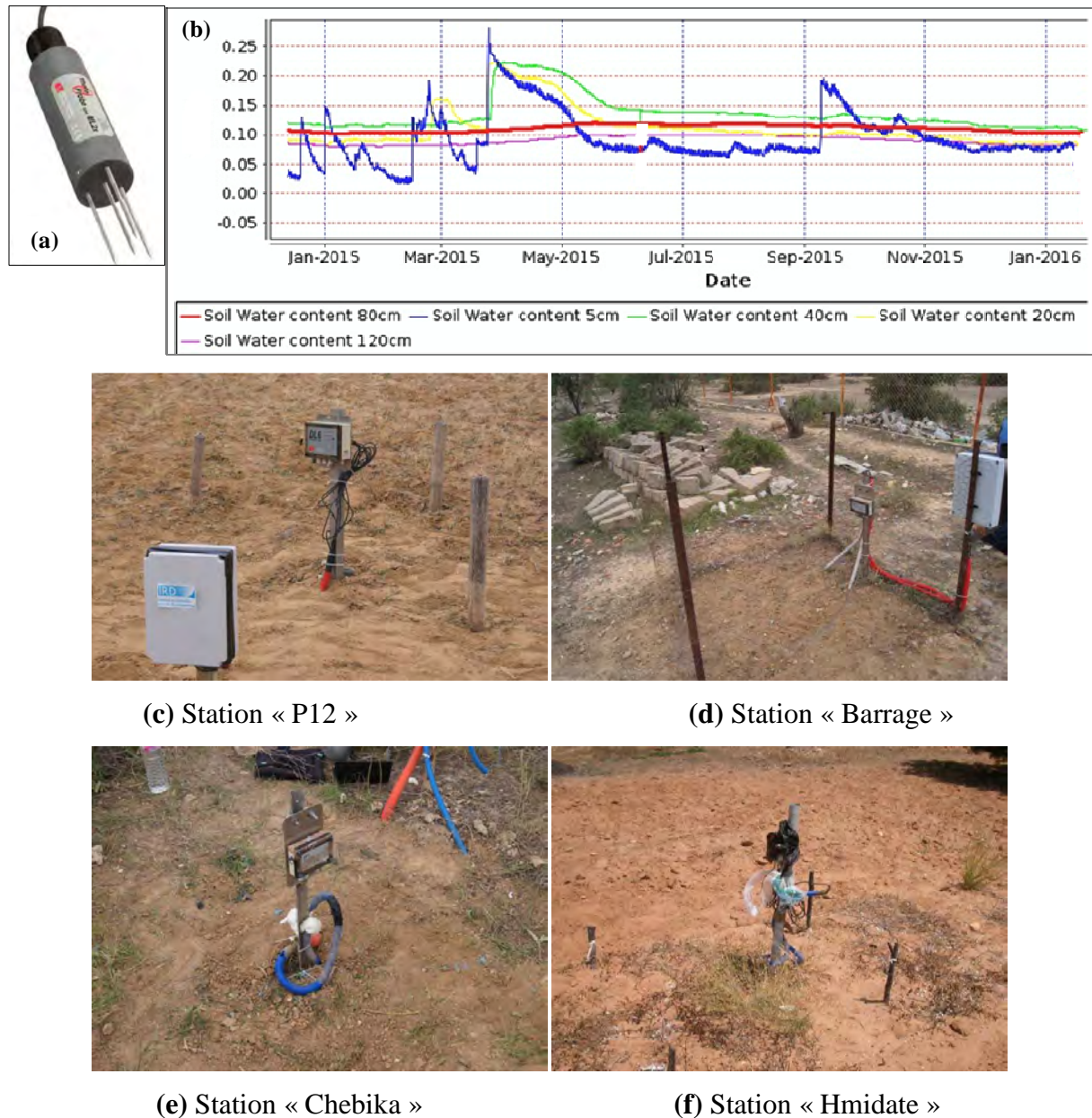


Figure II. 15. (a) Thetaprobe ML2x, (b) Enregistrement automatique de variations de la teneur en eau et de la température du sol à 5 et 40 cm en fonction du temps pour la station P12 et (c) ; (d) ; (e) et (f) Boîtes d'acquisition des données pour les stations : P12 ; Barrage Chebika et Hmidate respectivement.

-> Au cours de ce travail de thèse, j'ai coordonné des visites régulières de ces stations de mesure de l'humidité du sol (en moyenne chaque trois semaine). Ces déplacements ont pour principaux objectifs :

- \* La récupération des données enregistrées pour chaque station.
- \* La prise des échantillons pour les mesures d'humidités gravimétriques à 5 et 40 cm afin d'étalonner/calibrer les données d'humidités.

\* Des prélèvements d'échantillons du sol effectués pour la caractérisation de la texture et de la densité apparente à différentes profondeurs des sols.

\* La télétransmission d'acquisition automatique des données de chaque station.

### **II.2.3. Campagnes de mesures ponctuelles**

Dans le cadre de cette thèse, deux campagnes de mesure expérimentale ont été réalisées sur différentes parcelles agricoles durant les deux années « Novembre 2013-Janvier 2014 » et « Novembre 2014-Février 2015 » pour deux raisons : d'une part, elles correspondent aux dates de programmation des mesures radar, d'autre part, la majorité des parcelles agricoles sont des sols nus labourés ou des surfaces d'ensemencement de céréales (blé ou orge) à faible densité de végétation. Pour chaque campagne agricole, nous avons sélectionné en moyenne 15 parcelles de sols agricoles non ou peu couverts : des jachères, des pâturages, des parcelles cultivées en céréales ou préparées pour des légumes d'été ainsi d'oliviers distants conduite en pluviale. Des parcelles de références qui se caractérisent par différentes rugosités, allant de sols lisses à des sols rugueux labourés. Sur ces parcelles, différents types de mesures in situ étaient effectuées pour la caractérisation des états de surface des sols, notamment: des mesures de a) l'état hydrique de la couche superficielle du sol, b) l'état géométrique du sol, c) fractions granulométriques et d) de densité apparente. Ces mesures sont effectuées lors de passage des satellites ( $\pm 2$  heures de l'acquisition des images spatiales). Le tableau II.2 illustre un bref aperçu de la base de données « in situ » collectée durant ces campagnes de mesures sur notre site d'étude et les principaux objectifs qui en découlent.

La Figure II.16 montre la localisation des parcelles tests sélectionnées à partir des deux saisons agricoles. J'ai superposé ces parcelles sur une carte pédologique établie dans le cadre de projet de la carte agricole de Tunisie (1995). D'après cette figure, on observe que la majorité des sols des parcelles de référence sont de texture fine et seulement peu d'entre elles sont de texture grossière.

Tableau II 2. Récapitulation des mesures ponctuelles effectuées durant « 2013-2015 » et des objectifs qui en découlent.

Date d'acquisition	Nombre de parcelles (P)	Types de mesures	Objectifs
06/11/13	15	Humidité (20 par thetaprobe, 6 gravimétrie), 1 <sup>ère</sup> campagne de rugosité (10 profils par P)	*Analyse de comportement du signal radar rétrodiffusé en fonction des paramètres physiques du sol.
07/11/13	15	Humidité	**Validation des modèles de rétrodiffusion.  ***Cartographie de l'état hydrique de la couche (0-5cm)  ****Développement et validation de l'approche de la cartographie de la texture des sols.
09/11/13	15	Humidité	
20/11/13	15	Humidité, 2 <sup>ème</sup> campagne de rugosité, densité apparente de toutes les P.	
22/11/13	15	Humidité, suite de la 2 <sup>ème</sup> campagne de rugosité, texture de toutes les P	
01/12/13	15	Humidité, rugosité pour 2 P	
04/12/13	15	Humidité, rugosité pour 3 P	
05/12/13	15	Humidité	
12/12/13	15	Humidité	
23/12/13	15	Humidité, 3 <sup>ème</sup> campagne de rugosité,	
14/01/14	15	Humidité	
25/01/14	15	Humidité, rugosité pour 2 P	* Inversion des signaux radars pour l'estimation de la variabilité spatio-temporelle de la rugosité
29/11/14	15	Humidité, Rugosité des 15 P	
10/12/14	15	Humidité, densité apparente, texture	** Développement et validation de l'approche de la cartographie de la texture des sols.
21/12/14	15	Humidité, densité apparente, texture	
12/01/15	14	Humidité, Rugosité pour 8P	
23/01/15	14	Humidité, Rugosité pour 6P	
03/02/15	14	Humidité	

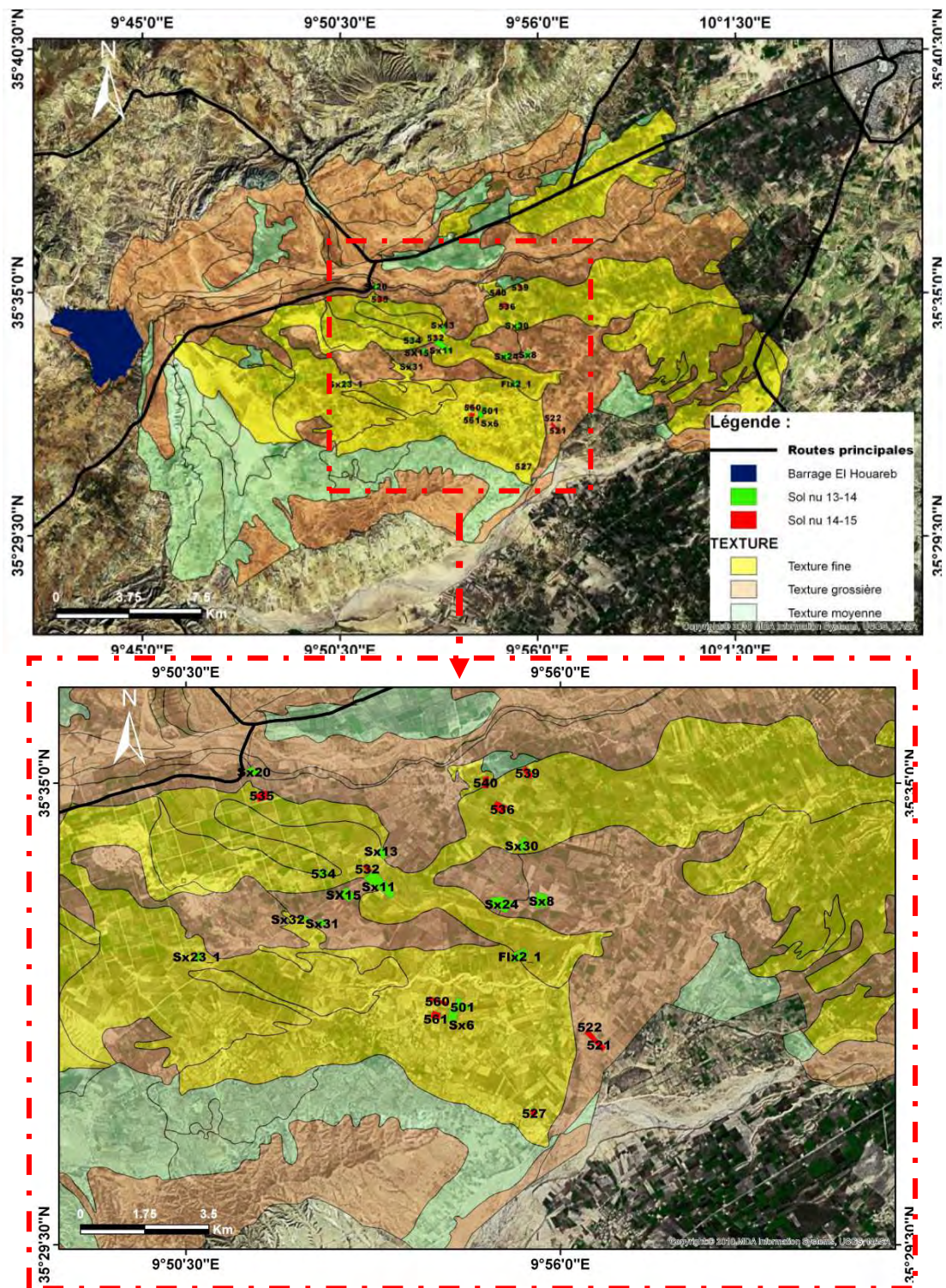


Figure II. 16. Localisation des parcelles test

### II.2.3.1 Mesures de l'humidité du sol à l'échelle de la parcelle

Dans le cadre de cette thèse, la caractérisation de l'état hydrique du sol a été réalisée à deux échelles : 1) à l'échelle régionale (section II.2.2) ainsi qu'à 2) l'échelle de la parcelle. Des mesures ponctuelles de la teneur en eau des sols sont faites sur plusieurs parcelles de

référence les jours des acquisitions des images radars durant les périodes (2013-2014 et 2014-2015). Elles sont réalisées de deux manières différentes dans la couche superficielle du sol : à l'aide d'un Thetaprobe portable (0-5cm) et par la méthode gravimétrique à l'aide d'une tarière à une épaisseur du sol (0-2cm).

✓ **Thetaprobe**

Nous avons effectué à l'aide d'une sonde électromagnétique comportant 3 électrodes de 5 cm de profondeur « Thetaprobe ML2x portable » une vingtaine de mesures de la teneur en eau volumique des sols réparties sur chaque parcelle test et on a calculé derrière l'humidité volumique ( $\theta_{vol}$  %) en faisant la moyenne de ces points. En effet, « le Thetaprobe » émet une onde haute fréquence le long des électrodes, la différence entre l'onde émise et l'onde réfléchi par le sol est fonction des propriétés diélectriques du milieu, et donc de la teneur en eau. Le Thetaprobe convertit lui-même, la résistivité du sol ainsi mesurée, en pourcentage d'humidité à partir de la composition du sol en sable et en argile qui lui a été indiqué préalablement. Les mesures locales sont effectuées soit par les stations Thetaprobes continues dans le temps, soit par des mesures ponctuelles à l'aide d'une sonde manuelle (Miller et Gaskin, 1996).

✓ **Mesure au laboratoire : méthode gravimétrique**

Contrairement à d'autres analyses, la mesure précise de l'humidité est réalisée en laboratoire. C'est la méthode standard pour mesurer l'humidité du sol, elle consiste à prélever un échantillon du sol non remanié dans un cylindre de volume et de poids connus. L'échantillon est ensuite mis dans une étuve à 105 °C pendant 24 heures pour déterminer le poids qu'il a perdu. La teneur en eau pondérale de l'échantillon du sol est déterminée en comparant son poids humide  $P_h$  à son poids sec  $P_s$ , elle est définie comme suit:

$$Wp(\%) = \frac{P_h - P_s}{P_s} * 100 \text{ (Baize, 2000)} \quad \text{Eq II. 2}$$

Malgré le fait que, c'est une méthode destructive et longue, elle est la méthode la plus précise de mesure de l'humidité du sol, elle est indispensable pour calibrer les autres méthodes de mesures.

Pour nos mesures gravimétriques, nous avons prélevé nos échantillons sur la couche de 0-2cm de profondeur. Le choix de cette épaisseur de prélèvements de terre est afin de prendre en considérant la profondeur de pénétration de l'onde radar en bande X qui n'excède pas généralement les deux premiers centimètres de surface du sol.

-> Après traitement de données issues de ces mesures, le taux d'humidité attribué à une parcelle à une date donnée est calculé comme la moyenne des échantillons répartis sur toute la parcelle.

### II.2.3.2 Mesure de densité apparente

La densité apparente ou masse volumique apparente est exprimée par le rapport d'une masse sur un volume. Elle est définie comme étant le rapport de la masse volumique sèche de l'échantillon et de son volume à l'état humide sans dimension (Duchaufour, 1995). Trois échantillons du sol ont été collectés pour chaque parcelle test afin de déterminer sa densité apparente. Ces échantillons ont été prélevés à l'aide d'un cylindre creux de volume connu ( $V_{\text{cylindre}} = 98,15 \text{ cm}^3$  dans notre cas) qui était enfoncé verticalement sur une surface du sol en le frappant doucement à l'aide d'un marteau. Le contenu du cylindre est ensuite récupéré dans un sachet en plastique. Au laboratoire, les échantillons sont mis à l'étuve à  $105^\circ\text{C}$  pour les récupérer 24 heures après et mesurer le poids sec « Ps ». La densité apparente « da » correspond au poids de la terre sèche rapporté au volume du cylindre :  $da = Ps/V_{\text{cylindre}}$ .

Elle permet de quantifier le volume poral ou la porosité totale du sol et ainsi d'apprécier le volume accessible ou disponible pour le transfert ou le stockage de l'eau ou de gaz, elle définit l'aération du sol. En effet, la densité apparente est fonction du taux de particules fines (argile et matière organique) et de leur arrangement. Une faible porosité, donc une forte densité apparente, exprime un tassement du sol, qui peut être naturel ou artificiel (semelle de labour); ainsi qu'un sol à fort pourcentage d'argile, tandis qu'un sol sableux présente une forte porosité mais une faible densité apparente.

A partir du calcul de la densité apparente des échantillons des sols, on peut convertir la teneur en eau pondérale  $\theta_p$  en (%) ou g/g) en humidité volumique  $\theta_{\text{vol}}$  en % ou  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$  selon la formule suivante:  $\theta_{\text{vol}} = \theta_p * da$ .

### II.2.3.3 Analyses granulométriques des sols des parcelles test

Les analyses granulométriques des sols ont été réalisées sur la fraction inférieure à 2 mm. Les différents agrégats sont individualisés en détruisant la matière organique qui fait le lien entre les particules fines du sol par l'eau oxygénée.

La terre est mise en dispersion dans de l'eau additionnée d'hexamétaphosphate de sodium, qui neutralise l'action flocculant des colloïdes, des ions minéraux (Baize, 2000).

La détermination des différentes fractions se fait de manière différente selon la taille des particules :

- Par sédimentation pour les fractions : argiles et limons fins ( $\phi < 20\mu$ ) et leurs prélèvement se fait suivant le temps de chute, qui dépend des diamètres des particules, en utilisant la pipette de Robinson.

- Par tamisage pour les sables ( $\phi > 50\mu$ ).

- Par différence pour le limon grossier ( $20\mu < \phi < 50\mu$ ).

Le tableau II.3 résume les caractéristiques des données expérimentales collectées et traitées durant les deux campagnes agricoles de 2013-2014 et de 2014-2015 (noms de parcelles, ...).

Tableau II 3. Composition granulométrique et teneur en eau [min, max] des sols des parcelles tests pour les deux campagnes agricoles 2013-2014 (couleur rouge) et 2014-2015 (couleur verte)

Noms des parcelles	$\theta_{\text{vol}}(\%)$ [min ; max]	Sable(%)	Argile(%)	Limon(%)	da ( $\text{g.cm}^{-3}$ )
<b>sx24</b>	[6.4; 26]	9.95	43.85	46.20	1.29
<b>sx11</b>	[6.2; 25.8]	26.53	37.31	36.16	1.31
<b>sx15</b>	[5.8; 20.9]	56.92	22.69	20.39	1.39
<b>sx20</b>	[5.5; 27]	22.50	36.92	40.58	1.28
<b>sx8</b>	[7.8; 22.2]	25.55	37.31	37.14	1.28
<b>sx6</b>	[5.7; 30.4]	19.45	39.23	41.32	1.27
<b>sx23_1</b>	[5.56; 21]	46.61	24.61	28.78	1.40
<b>sx30</b>	[6.1; 30]	61.55	18.46	19.99	1.13
<b>sx16</b>	[6.3; 20.5]	26.64	40.38	32.98	1.32
<b>sx23_2</b>	[6.7; 24.3]	48.42	28.07	23.51	1.36
<b>sx31</b>	[5.6; 26]	54.51	18.85	26.64	1.39
<b>sx13</b>	[13.4; 28.2]	39.24	26.54	34.22	1.52
<b>Y1</b>	[5.9; 26.7]	31.60	37.30	31.10	1.16
<b>sx32</b>	[4.7; 22.9]	68.80	18.10	13.10	1.47
<b>sx7</b>	[10.8; 32]	23.75	47.69	28.56	1.29
<b>Y2</b>	[7.7; 26.7]	31.60	37.30	31.10	1.16
<b>501</b>	[2.8; 5.5]	23.75	47.69	28.56	1.12
<b>504</b>	[2.8; 5.5]	31.64	37.31	31.082	-
<b>506</b>	[2.5; 5.4]	17.74	49.23	33.09	1.35
<b>521</b>	[2.2; 7.4]	78.65	16.54	4.81	1.59
<b>522</b>	[1.8; 6.7]	78.65	16.54	4.81	1.38
<b>527</b>	[2; 8]	46.15	22.10	31.75	1.26
<b>532</b>	[4.1; 8]	14.31	50.77	34.92	1.30
<b>534</b>	[4.1; 8.7]	10.08	53.46	36.46	1.32
<b>535</b>	[4.1; 9.4]	29.44	36.15	34.41	1.25
<b>536</b>	[4.2; 7.6]	21.84	37.31	40.85	1.31
<b>537</b>	[3.9; 7.3]	4.37	53.08	42.55	1.30
<b>539</b>	[5.4; 8]	20.39	31.07	48.53	1.18
<b>540</b>	[5.4; 9.3]	6.62	47.69	45.69	1.32
<b>560</b>	[4.8; 9.4]	25.17	44.62	30.21	1.28
<b>561</b>	[6.5; 7.1]	23.75	47.69	28.56	1.21

#### II.2.3.4 Mesure de la rugosité de la surface du sol

Les mesures relatives à la rugosité du sol visent à décrire géométriquement l'état de surface des sols agricoles. Divers moyens sont utilisés pour mesurer la rugosité des sols, comme le



rugosimètre laser qui est un dispositif optique permettant l'acquisition des profils avec une excellente précision de l'ordre de millimètre, la stéréovision qui donne des profils du sol tridimensionnels de haute précision mais elle est lourde à mobiliser. L'autre instrument le plus ancien et couramment utilisé, de faible résolution par rapport aux autres méthodes, est le rugosimètre à aiguille. Pour notre travail, les mesures de rugosité in situ sont effectuées à l'aide d'un rugosimètre à aiguilles de 1 m de longueur totale et de 50 aiguilles. Ces derniers sont écartés de 2 cm, ils sont mobiles et coulissent verticalement suivant l'état de surface du sol pour décrire son profil de rugosité (figure II.17). Nous avons réalisé, pour chaque parcelle et à chaque campagne de mesure de rugosité, 10 profils dont 5 suivant la direction du travail du sol (parallèle aux sillons) et 5 perpendiculaires à cette direction.

Deux paramètres statistiques déterminants sont estimés : l'écart type des hauteurs ( $s$ ), et la longueur de corrélation ( $l$ ) qui expriment respectivement les variations verticale et horizontale de la rugosité du sol. Ces deux paramètres sont obtenus après l'enregistrement photographique des altitudes relatives des aiguilles et leurs numérisations à l'aide de l'exécution d'un logiciel Matlab développé par M. Zribi.

Les valeurs minimales et maximales des paramètres statistiques de rugosité ( $s$  et  $l$  (cm)) ainsi que du nouveau paramètre  $Z_g$  (cm) défini dans le cadre de ce travail (détaillé dans le chapitre III) sont illustrés dans le tableau II.4. Les valeurs de ( $s$ ) relevées variaient de 0,2 à 4.3 cm pour la campagne 2013-2014 et de 1.1 à 3.5 pour la campagne de 2014-2015. Ces valeurs dépendent de l'action de la pluie, de la texture, et de la structure (type, taille et stabilité des agrégats du sol) et des pratiques agricoles comme les types de labours et de l'irrigation. La longueur de corrélation ( $l$ ) exprime les variations horizontales de surface et elle est obtenue à partir de la fonction de corrélation. Les valeurs de la longueur de corrélation variaient de 2.8 à 9.9 cm et de 2.8 à 8 cm pour les deux campagnes de mesures 2013-2014 et 2014-2015, respectivement.



Figure II. 17. Le rugosimètre à aiguilles

Tableau II 4. Valeurs de l'écart type des hauteurs « s » et de la longueur de corrélation « l » et du nouveau paramètre « Zg » des parcelles tests pour les campagnes 2013-2014 et 2014-2015

Parcelles	s (cm) [min ; max]	l (cm) [min ; max]	Zg (cm) [min ; max]
<b>SX24</b>	[0.91; 1.85]	[4.5; 6.75]	[0.05; 0.5]
<b>SX11</b>	[1.04; 2.2]	[4.9; 6.8]	[0.16; 0.54]
<b>SX15</b>	[1.04; 2.1]	[6.6; 8.4]	[0.09; 0.3]
<b>SX8</b>	[0.9; 1.9]	[4.8; 6.3]	[0.06; 0.5]
<b>SX6</b>	[2.7; 3.6]	[7.2; 9.9]	[0.3; 1.3]
<b>SX30</b>	[0.85; 4.3]	[4; 9.3]	[0.08; 1.9]
<b>SX16</b>	[1.1; 2.1]	[2.9; 4.8]	[0.18; 0.9]
<b>SX31</b>	[1.45; 2.4]	[5.4; 7.6]	[0.2; 0.6]
<b>SX13</b>	[0.24; 0.5]	[4.7; 9.2]	0.01
<b>Y1</b>	[2.4; 3]	[6.7; 8.8]	[0.3; 0.8]
<b>Y2</b>	[2.4; 3]	[4.3; 8.8]	[0.3; 1.65]
<b>SX32</b>	[1.23; 2.6]	[4.9; 7.7]	[0.09; 0.14]
<b>SX7</b>	[0.4; 0.7]	[2.8; 3.3]	[0.01; 0.05]
<b>506</b>	[1.2; 3.52]	[3; 6.2]	[0.22; 1.95]
<b>504</b>	[2.6; 3.02]	[4.2; 4.63]	[1.24; 1.6]
<b>521</b>	[2.3; 3.3]	[4.6; 5.74]	[0.74; 0.98]
<b>522</b>	[1.97; 2.2]	[3.5; 4.64]	[0.56; 1]
<b>527</b>	[2.3; 2.6]	[3.63; 4.14]	[1.09; 1.3]
<b>501</b>	[1.6; 1.93]	[4.1; 5.6]	[0.29; 0.63]
<b>531</b>	1.64	4.00	0.49
<b>532</b>	[1.1; 1.6]	[3.8; 8]	[0.09; 0.42]
<b>534</b>	[1.3; 1.41]	[4.5; 5.25]	[0.2; 0.26]
<b>535</b>	[1.1; 1.3]	[6.2; 7.7]	[0.13; 0.4]
<b>536</b>	[1.3; 1.5]	[3.4; 5.2]	[0.3; 0.4]

<b>537</b>	[1.89; 4.1]	[6.5; 6.8]	[0.2; 1.95]
<b>539</b>	[1.4; 2.2]	[4; 5.4]	[0.2; 0.8]
<b>540</b>	[1.2; 1.4]	[2.8; 3.4]	[0.27; 0.5]
<b>560</b>	2.30	6.00	0.63
<b>561</b>	1.90	5.77	0.48

### II.3. Acquisition des données de télédétection

Cette partie est consacrée à la description de la base de données spatiale acquise, dans le cadre de cette thèse, sur notre site d'étude durant les deux années successives de 2013-2014 et de 2014-2015 et les différents types de son traitement, y compris des inter-validations entre données TerraSAR-X et COSMO-SkyMed.

#### II.3.1. Présentation des données RSO

Depuis Juin 2007, une nouvelle génération de capteurs RSO (RADAR à Synthèse d'Ouverture) en particulier TerraSAR-X et COSMO-SkyMed a été mise en orbite. Ces capteurs opèrent en bande X avec une fréquence de 9.6 GHz (longueur d'onde ~3 cm) et sont caractérisés par de très haute résolution spatiale et haute répétitivité temporelle. Dans la suite je présente un bref aperçu des caractéristiques de chaque capteur.

##### II.3.1.1. Caractéristiques et données acquises du capteur TerraSAR-X

Le satellite TerraSAR-X (TSX) est un RSO imageur d'observation de la terre développé par l'agence spatiale allemande (DLR) et EADS Astrium Allemagne (Figure II.18). Mis en orbite le 15 Juin 2007 pour des applications commerciales et scientifiques. Le tableau II.5 illustre les principales caractéristiques techniques du satellite TerraSAR-X. Selon le mode d'acquisition, la résolution spatiale varie entre 1 et 18 m, les modes d'acquisition "Spotlight" et "Stripmap" permettent une résolution spatiale allant jusqu'à 3 m, ils présentent les configurations les plus novatrices du capteur TerraSAR-X alors que la résolution spatiale pour le mode "ScanSAR", peut atteindre 18 m (Airbus Defence and Space, 2014(4); Aubert, 2012). Les configurations du capteur TerraSAR-X, à savoir la très haute résolution spatiale, le passage rapide d'un mode de prise de vue à l'autre, la surveillance adaptée aux phénomènes rapides etc, ouvrent des nouvelles opportunités pour le suivi opérationnel de la végétation et des paramètres biophysiques du sol pour des applications en agronomie de précision, en modélisation des processus hydrologiques, en environnement et la gestion de crise (inondation, mouvement de terrain,..).

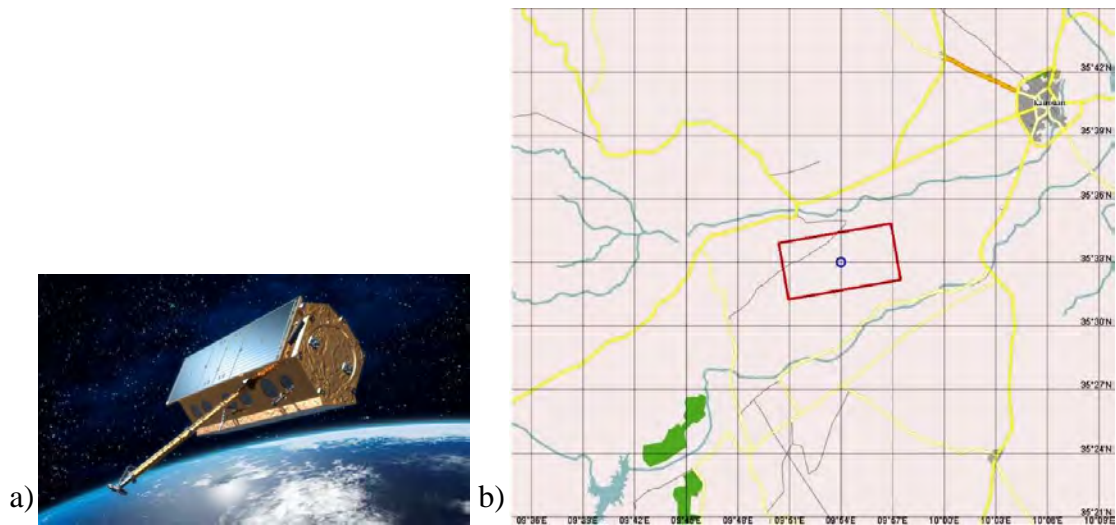


Figure II. 18. a) Le capteur TerraSAR-X (Airbus Defence and Space, 2014(2)) et b) Plan d'acquisition programmé sur notre zone d'étude (campagne 2013-2014).

Tableau II 5. Caractéristiques techniques du capteur TerraSAR-X (Airbus Defence and Space, 2014(4))

<b>Taille de l'antenne</b>	4.78m*0.7m
<b>Largeur de fauchée</b>	de 5 à 100km
<b>Orbite</b>	Héliosynchrone
<b>Résolution temporelle</b>	11 jours (période de revisite sur n'importe quel site d'étude)
<b>Résolution spatiale</b>	Entre 0.25m et 40m selon le mode d'acquisition
<b>Angle d'inclinaison</b>	97.44°
<b>Altitude à l'équateur</b>	514 km (319.8 miles)
<b>Fréquence</b>	9.65 GHz (bande X)
<b>Polarisation</b>	Mode simple et/ou double polarisation (HH, VV, HH / VV, HH / HV ou VV / VH)
<b>Angles d'incidence</b>	de 15° à 60° (performance optimale: 20-55°)
<b>Format de l'image brut</b>	des produits (.xml)
<b>Mode d'acquisition</b>	SpotLight (SL), StripMap (SM) et ScanSAR(SC)

Pour notre travail, nous avons acquis treize images issues du capteur TSX. Elles sont en polarisation HH et/ou VV, à un angle d'incidence de 36° et un espacement des pixels de 1.8 et de 1.25 m. Le tableau II 6 récapitule les principales caractéristiques des images TSX acquises durant les 2 campagnes du suivi de 2013-2014 et 2014-2015.

Tableau II 6. Configuration des images TSX acquises durant la période « 2013-2015 » acquises sur le site d'étude.

Capteur	Date d'acquisition (dd/mm/yyyy)	Mode d'acquisition	Polarisation	Angle incidence (°)	Résolution (m)
TSX	09/11/13	Spotlight	HH/VV	36°	1.8
TSX	20/11/13	Spotlight	HH/VV	36°	1.8
TSX	01/12/13	Spotlight	HH/VV	36°	1.8
TSX	12/12/13	Spotlight	HH/VV	36°	1.8

TSX	23/12/13	Spotlight	HH/VV	36°	1.8
TSX	14/01/14	Spotlight	HH/VV	36°	1.8
TSX	25/01/14	Spotlight	HH/VV	36°	1.8
TSX	29/11/14	Stripmap	HH	36°	1.25
TSX	10/12/14	Stripmap	HH	36°	1.25
TSX	21/12/14	Stripmap	HH	36°	1.25
TSX	12/01/15	Stripmap	HH	36°	1.25
TSX	23/01/15	Stripmap	HH	36°	1.25
TSX	03/02/15	Stripmap	HH	36°	1.25

### II.3.1.2 Caractéristiques et données acquises de la constellation COSMO-SkyMed

La constellation COSMO-SkyMed (*Constellation of small Satellites for Mediterranean basin Observation*) est gérée par l'agence spatiale « ASI » des ministères italiens de la Recherche et de la Défense (Figure II.19). Ce système est dédié à la télédétection et à l'exploitation de données pour des applications civiles et militaires. La constellation COSMO-SkyMed se compose de quatre satellites équipés d'un capteur SAR (CSK1, CSK2, CSK3, CSK4) construits par Thales Alenia Space entre 2007 et 2010 et prévus pour fonctionner jusqu'en 2017. Chacun des satellites du système COSMO-SkyMed circule avec un décalage par rapport à l'autre, ce qui a l'avantage de montrer les changements survenus dans une région donnée entre le passage de deux satellites, d'améliorer le temps de revisite et d'assurer la continuité des données. Parmi les produits fournis par COSMO-SkyMed: le produit de niveau 1A est un produit Single-look Complex Slant (SCS) et le produit Niveau 1B Multi-look (DGM) qui se compose de données radiométriquement calibrées, traitées contre le speckle (processus multi-look). Le capteur CSK a trois modes d'acquisition qui sont donnés dans le tableau II.7 (ASI, 2007 (5), Pettinato *et al.*, 2013 et Baghdadi *et al.*, 2014).

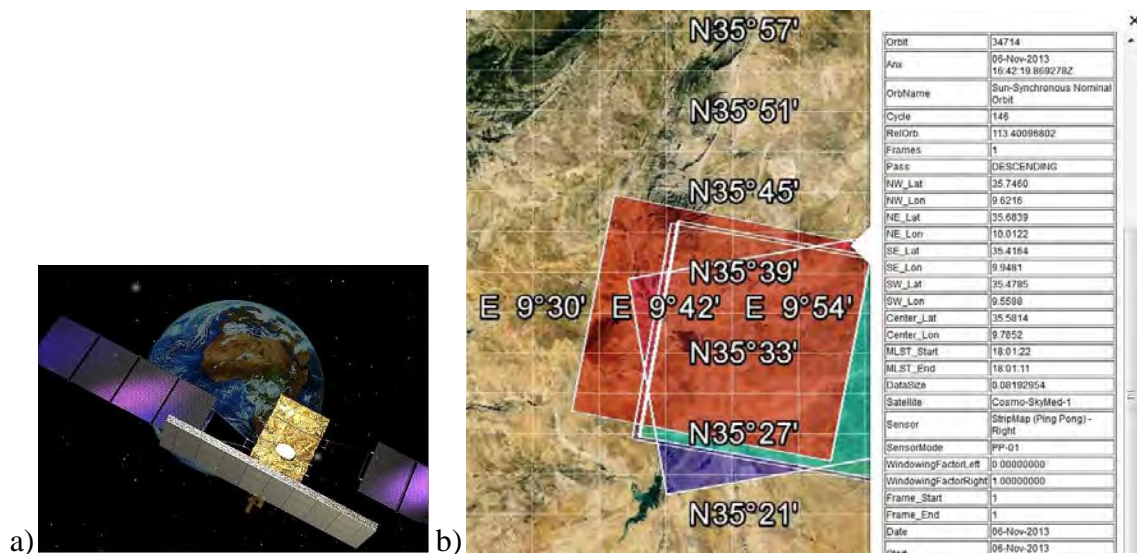


Figure II. 19. a) Le capteur COSMO-SkyMed (ASI, 2007 (3)) et b) Plan d'acquisition programmé sur notre zone d'étude (campagne 2013-2014).

Tableau II 7. Caractéristiques techniques de la constellation COSMO-SkyMed COSMO-SkyMed (ASI, 2007 (5))

<b>Taille de l'antenne</b>	5.7m*1.4m
<b>Largeur de fauchée</b>	de 10 à 200km
<b>Orbite</b>	Héliosynchrone polaire
<b>Temps de revisite</b>	De l'ordre de 12 heures
<b>Résolution spatiale</b>	de 1m à 100m selon le mode d'acquisition
<b>Inclinaison</b>	97.86°
<b>Altitude à l'équateur</b>	620 km
<b>Fréquence</b>	9.6 GHz (longueur d'onde 3.1 cm)
<b>Plage d'angles d'incidence</b>	Entre 23° et 44°
<b>Format de l'image brut</b>	produits (.h5)
<b>Modes d'acquisition / Polarisation</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>♣ SpotLight (SL), pour des images à haute résolution (1m), à une polarisation HH ou VV.</li> <li>♣ Stripmap Himage (HI) et Pingpong (PP), pour des images à moyenne à haute résolution entre 3m (HH, HV, VH ou VV) et 15m (HH/VV, HH/HV, ou VV/VH).</li> <li>♣ ScanSAR (SC), pour une moyenne (30 m) et large (100 m) résolution et en mono polarisation (HH, HV, VH et VV)</li> </ul>

Pour notre travail, nous avons acquis cinq images issues de la constellation COSMO-SkyMed. Ces images sont acquises des satellites: CSK1, CSK2, CSK4, en polarisation HH et HV, à deux angles d'incidences : 36 et 26° et un espacement des pixels d'environ 8 m. le tableau II 8 récapitule les principaux caractéristiques des images radars acquises durant la campagne du suivi de 2013-2014.

Tableau II 8. Configuration des images radars acquises sur le site d'étude.

Capteur	Date d'acquisition (dd/mm/yyyy)	Mode d'acquisition	Polarisation	Angle incidence (°)	Résolution (m)
CSK1	06/11/13	Ping pong	HV/HH	26°	7.9
CSK1	11/11/13	Ping pong	HV/HH	36°	7.9
CSK1	22/11/13	Ping pong	HV/HH	26°	7.9
CSK4	04/12/13	Ping pong	HV/HH	26°	7.9
CSK2	05/12/13	Ping pong	HV/HH	36°	7.9

### II.3.1.3. Méthodes de traitement des images RSO

Avant d'extraire les coefficients de rétrodiffusion à partir des images radars RSO, plusieurs types de traitements sont effectués, notamment :

- i) l'étalonnage radiométrique ou calibration,
- ii) le traitement «multi-vue», et
- iii) l'ortho-rectification ou correction géométrique.

Pour ce faire, nous avons procédé à une chaîne de traitements des images moyennant le logiciel NEST (NEST-next ESA SAR Toolbox 5.1) qui est un logiciel gratuit développé par l'ESA (Agence Spatiale Européenne (3)). La saisie de l'image d'entrée (Image brute) qui contient les métadonnées de l'image est la première étape à effectuer. Après l'ajout des deux fonctions (calibration et orthorectification) dans la chaîne de traitement, l'image de sortie est une image calibrée et orthorectifiée (Figure II.20).

L'estimation des coefficients de rétrodiffusion ainsi que le traçage des régions d'intérêt pour les parcelles tests « ROI » étaient réalisés par le biais du logiciel de traitement d'images ENVI d'IDL 4.7 (Environnement pour la Visualisation des Images).

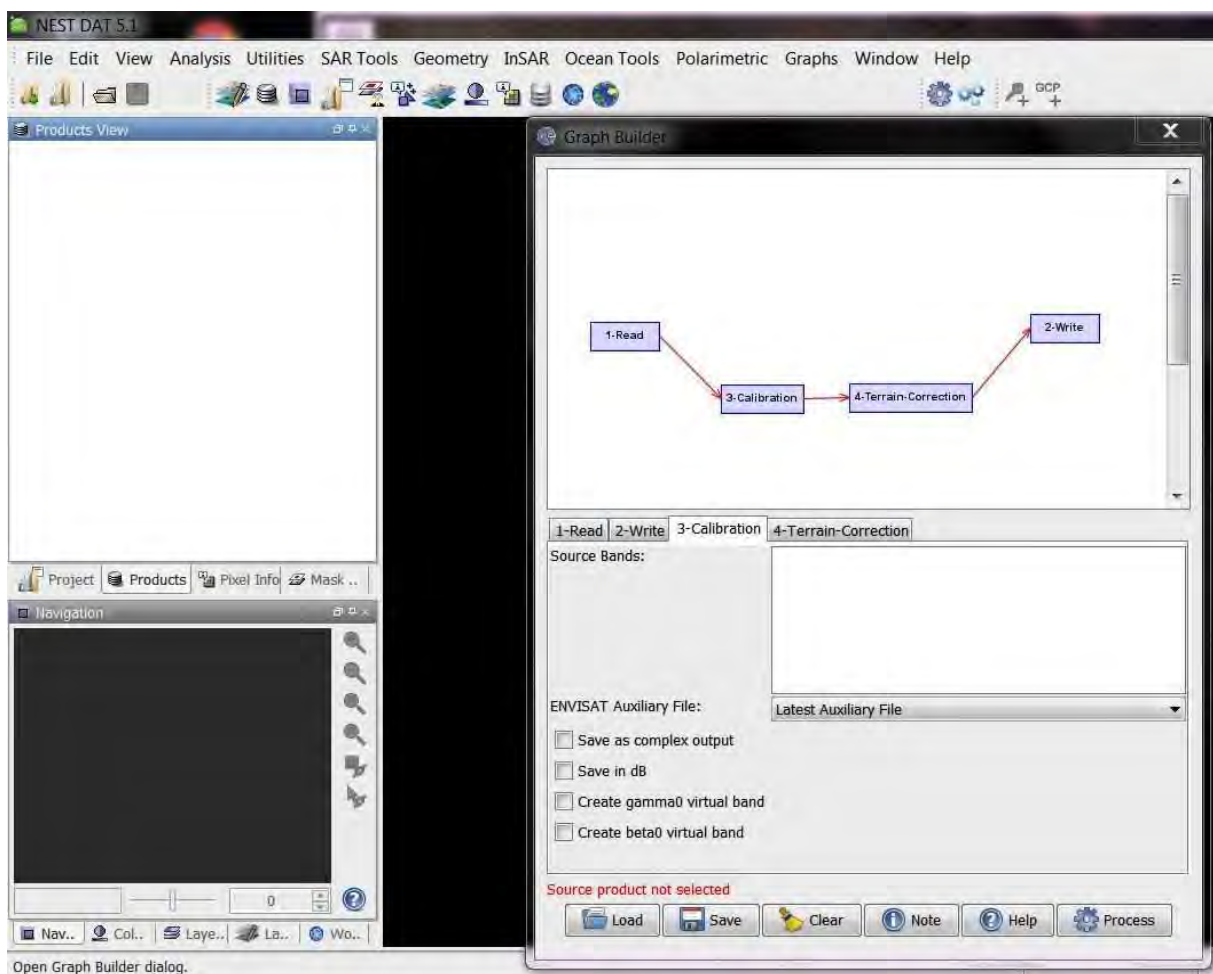


Figure II. 20. Chaîne de traitements des images radars avec NEST 5.1c

### II.3.1.3.1. Etalonnage radiométrique et traitement « multi-vue »

La plupart des images radars requièrent un étalonnage ou calibration radiométrique avant d'être analysées afin d'extraire le coefficient de rétrodiffusion ( $\sigma^0$ ) à partir de leurs valeurs numériques et une bonne calibration fournit toutes les informations requises.

Ainsi, les images radars contiennent une certaine quantité de ce que l'on appelle le speckle. Ce dernier est dû à la cohérence de l'onde radar et à l'interférence des champs rétrodiffusés par les objets à l'intérieur de chaque cellule de résolution (Smara, 2005). Il est une sorte de bruit multiplicatif aléatoire qui réduit le pouvoir de perception des détails et des structures fines de la scène imagée. La technique « multi-vue » ou « Multi-look » permet de réduire le bruit et d'augmenter la lisibilité de l'image. Ce type de traitement consiste à moyenniser plusieurs échantillons ou pixels formant l'image. L'action de moyenniser les pixels permet d'améliorer la résolution radiométrique de l'image au détriment et de sa résolution spatiale (CCT, 2015 (6)). Le niveau de réduction du chatonnement prévu à partir de l'application des procédés de « multi-vue » est déterminé à partir de degré de détail désiré.

Pour nos images RSO, nous avons appliqué le traitement multi-vue pour toutes les images CSK acquises en “Single Look Complex Slant product Balanced (SCS\_B)”, 2 vues sont considérées en directions azimut et range résultants une résolution de  $\sim 16 \times 16 \text{ m}^2$ . Tandis que pour les images TSX, seulement celles acquises en Single Look Slant Range Complex (SSC) étaient multi-lookées, 5 vues sont appliquées pour les deux directions azimuth et range aboutissant à une taille de pixel de  $\sim 9 \times 9 \text{ m}^2$ .

#### **II.3.2.3.2. Correction géométrique des images radars**

La correction géométrique des images spatiales est une étape primordiale afin de permettre une localisation précise en tout point de l'image. En effet, une image brute a des coordonnées fictives; elle présente des déformations géométriques dues au mouvement relatif du capteur, à la plateforme qui l'embarque, à la rotation de la terre ainsi qu'à la géométrie du terrain (courbure de la terre et relief). Ainsi, ces images ne sont pas superposables avec des cartes de la même zone (CCT, 2015 (6)). De ce fait, une correction géométrique des images est nécessaire pour pouvoir superposer les informations cartographiques et les mettre dans un système de projection cartographique. Pour notre cas d'étude, le système de projection choisi pour l'orthorectification des données RSO acquises est : UTM, Zone 32N de Datum : WGS-84, en utilisant le SRTM 3Sec comme un Modèle Numérique de Terrain (MNT) téléchargé automatiquement par le logiciel NEST.

#### **II.3.2.3.3. Estimation des coefficients de rétrodiffusion radar des parcelles tests**

A partir des images radars traitées radiométriquement et géoréférencées, les coefficients de rétrodiffusion moyens sont estimés à l'échelle de chaque parcelle de référence. En effet, à partir des coordonnées des parcelles témoins, prises sur place à l'aide d'un GPS, on a défini les régions d'intérêt (ROI : Region Of Interest) correspondantes à chaque parcelle. La



délimitation des bords de ces régions est faite moyennant les images optiques SPOT géoréférencées. On a par la suite retiré les pixels constituant les bords des parcelles pour tenir compte des petits décalages de géoréférencement des images radars. Par superposition des ROI sur les images radars, les coefficients de rétrodiffusion sont extraits. Toutes ces opérations de traçage des ROI et d'estimation de ces coefficients sont réalisées en utilisant le logiciel ENVI d'IDL 4.7.

### **II.3.2. Données optiques acquises**

Les mesures radar sont accompagnées d'acquisitions d'images optiques issues de capteur (SPOT/HRV) d'une résolution au sol d'un pixel de 10m\*10m. Ces images optiques sont composées de quatre bandes : rouge, vert, proche infra rouge et moyen infra rouge. Pour les deux campagnes 2013-2014 et 2014-2015, nous disposons des images optiques SPOT suivantes : 11/07/13, 06/08/13, 27/09/13, 03/11/13, 02/11/14, 14/12/14, 04/01/15 et 03/02/15. Les images SPOT sont corrigées géométriquement par rapport à une image de référence, sur laquelle des points facilement repérables sont sélectionnés. En effet, à l'aide du logiciel ENVI d'IDL 4.7, on a recours à la méthode de points de contrôle au sol (GCP : Ground Control Point) entre une image de référence SPOT déjà géoréférencée et l'image à corriger. Le choix des points de contrôle ou points amers requiert qu'ils soient visibles, fixes (comme les intersections des routes, les bords des parcelles, les bâtiments...), repérables et répartis sur toute l'image afin d'obtenir une correction de bonne qualité. Pour chaque image à corriger, plus d'une trentaine de points amers étaient identifiées. Les images optiques nous ont permis la cartographie et la reconnaissance fiable de l'occupation des sols pour la sélection des parcelles tests et une délimitation précise de ces parcelles.

### **II.3.3. Cartographie des sols nus**

Nos travaux sur les paramètres de surface sont établis sur des surfaces de sols nus, donc nous avons élaborés des cartes de sols nus pour les deux années agricoles 2013-2014 et 2014-2015. Pour cela, nous avons procédé à plusieurs types de prétraitements (Figure II.21).

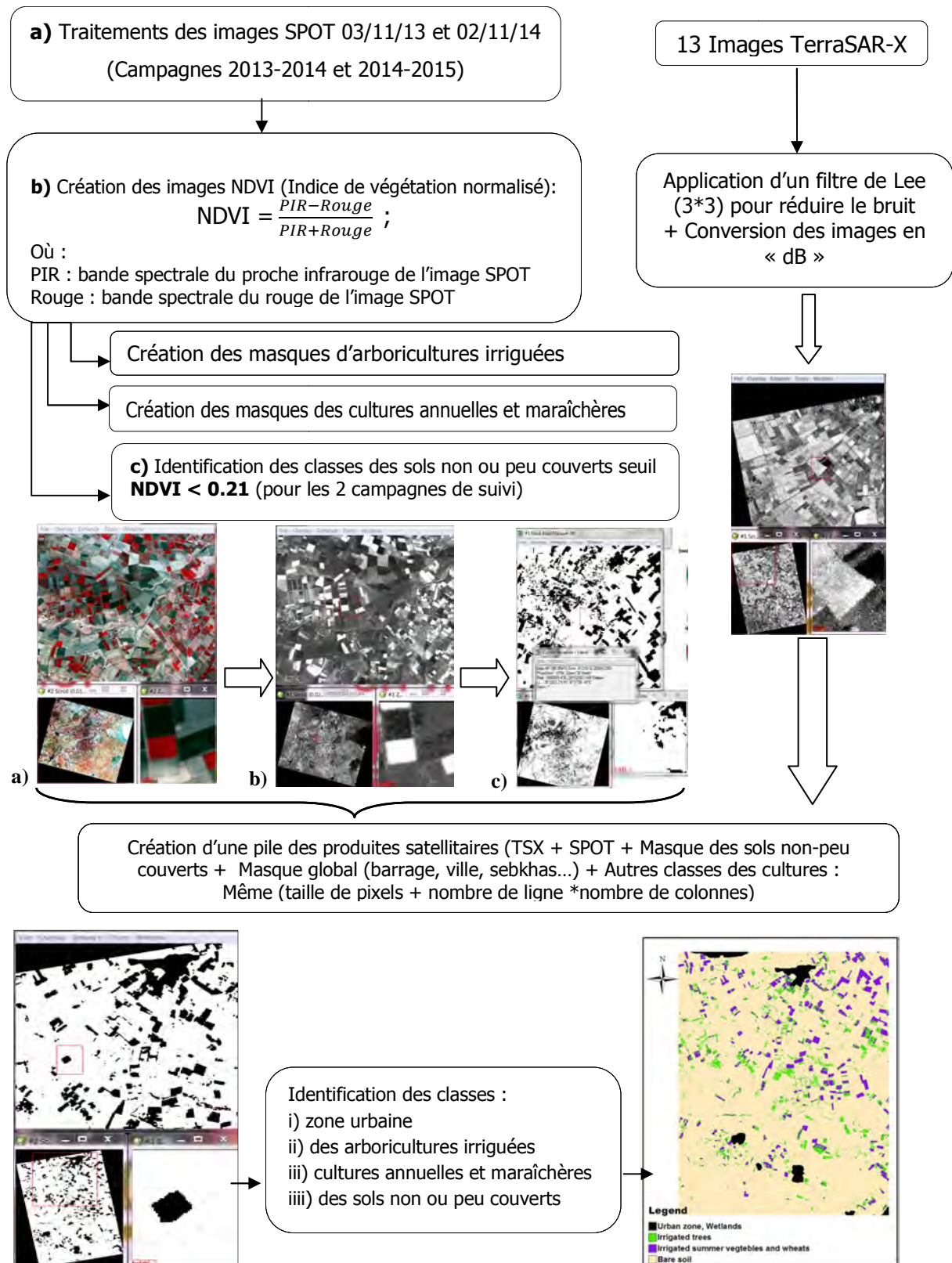


Figure II. 21. Schéma explicatif des étapes de traitements pour la cartographie des sols nus et de l'occupation globale de notre zone d'étude

### II.3.4. Inter-comparaisons des niveaux du signal entre les images COSMO-SKyMed et TerraSAR-X

Afin d'étudier la possibilité d'exploiter conjointement les données des deux capteurs TerraSAR-X et la constellation COSMO-SkyMed (CSK1, CSK2, CSK3, CSK4), des travaux récents ont montré des différences significatives de niveaux de signal entre ces 2 instruments. Les résultats de l'étude comparative établie par Pettinato *et al.*, 2013 ont montré des différences équivalentes à 4.8 dB entre TSX et CSK2. Tandis que, Baghdadi *et al.*, 2014 ont trouvé des niveaux de signal similaires entre TSX et CSK4 face à des différences plus importantes d'environ 3 dB entre TSX et (CSK1, CSK2).

En se basant sur ces références, nous avons vérifié les niveaux de signal issus de nos images acquises par les différents capteurs TSX et (CSK1, CSK2 et CSK4). J'ai réalisé des comparaisons entre deux images différentes (TSX et CSK) ayant des caractéristiques instrumentales similaires (angle d'incidence et polarisation) et approximativement les mêmes dates d'acquisition. Sur ces images, j'ai sélectionné de larges zones stables (parcelles agricoles homogènes de sols nus, steppes...) à partir desquelles on a calculé le signal radar rétrodiffusé moyen. En effet, pour repérer les zones invariantes sur les images RSO, on a procédé comme suit : Premièrement, on a calculé l'image écart type entre deux images TSX ayant des dates d'acquisition proches, plus l'écart type d'une telle zone de l'image est faible plus cette zone est invariante. Secondairement, on a comparé visuellement ces deux images TSX en utilisant la fonction "Display Link" sous ENVI et en se focalisant sur les régions déjà repérées au niveau de l'image écart type. Ainsi, on a pu saisir plusieurs ROI représentantes des zones invariantes. Les saisis sont ensuite superposés sur les images de références et à corriger pour pouvoir extraire les statistiques du niveau de signal rétrodiffusé sur chacune de ces images, et cela, en utilisant la fonction "ROI Stat" sous ENVI. Les résultats des comparaisons réalisées entre les coefficients de rétrodiffusion moyens calculés : a) à partir des images TSX et CSK2 à 36°, b) à partir des images CSK1 et CSK4 à 26°, montrent des différences significatives pour les 2 cas d'angles d'incidences. En effet, à 36° la différence moyenne entre les images TSX et CSK2 est équivalente à 2.8 dB tandis qu'elle est égale à 2.9 dB entre les images CSK1 et CSK4 à 26°. Moyennant ces différences calculées, on a corrigé les écarts de niveau de signal de nos images CSK2 et CSK1 en utilisant les images TSX et CSK4, respectivement, comme des images de références (détail dans l'article présenté dans le chapitre 4). Donc, d'après ce paragraphe, on confirme aussi qu'il est indispensable d'étalonner les données des images CSK avant de les combiner avec les images TSX dans nos analyses.

## Conclusion partielle (II)

Dans ce chapitre, j'ai présenté la zone d'étude (le cadre géographique et climatique, les ressources en eaux et en sols, etc.) ainsi que les différentes données acquises que ce soit expérimentales ou spatiales. L'acquisition et l'organisation des deux campagnes de mesures (2013-2014 et 2014-2015) faisaient partie intégrante de ma thèse. En effet, j'ai coordonné tous les déplacements et les mesures effectuées pour la caractérisation des paramètres du sol (sélection des parcelles de référence, prise des échantillons pour les mesures de l'humidité volumique, de densité apparente et de texture, prise des photos pour comparer l'évolution des travaux du sol entre les missions). En plus de mes investigations sur terrain, j'ai mené toutes les analyses au laboratoire pour la caractérisation des paramètres du sol, l'analyse des profils pour la description statistique de la rugosité.

Nous avons également exposés les différentes données radars issus des deux capteurs TerraSAR-X et COSMO-SkyMed et optiques (SPOT) acquises durant les deux campagnes d'étude sur la région du Kairouan. En effet, les capteurs TerraSAR-X, COSMO-SkyMed appartiennent aux capteurs radar de la deuxième génération qui permettent d'acquérir des images avec différentes configurations instrumentales (multi-polarisation, multi-incidence). En plus, ils fournissent des images en mode très haute résolution spatiale (environ 1 m pour TerraSAR-X et COSMO-SkyMed) et avec une forte périodicité temporelle qui sont adaptées aux applications hydrologiques et agronomiques à des échelles locales ou régionales. Pour étudier la possibilité de les exploiter conjointement, j'ai réalisé des comparaisons des niveaux du signal entre les images TerraSAR-X et COSMO-SkyMed (CSK1, CSK2, CSK3, CSK4). En se basant sur les travaux de Pettinato *et al.* (2013) et Baghdadi *et al.* (2014), j'ai intercalibré les données des différents capteurs. D'après ce travail, nous avons confirmé aussi qu'il est indispensable d'étalonner les données des images CSK avant de les combiner avec les images TSX dans nos analyses.



**Chapitre III. Analyse de la  
rétrodiffusion des surfaces agricoles :  
Nouvelle paramétrisation de la  
rugosité**

## Introduction

La caractérisation de l'état géométrique ou rugosité de surface des sols constitue un enjeu important pour l'analyse et la simulation de la rétrodiffusion des surfaces rugueuses. Dans un contexte avec peu de configurations de mesures radar (généralement une ou deux), il est essentiel de limiter le nombre d'inconnus liés à la géométrie de la surface pour pouvoir inverser les signaux radar et estimer les paramètres recherchés. C'est dans ce contexte que des travaux ont été proposés dans le passé avec par exemple la calibration par approche semi-empirique de la longueur de corrélation des hauteurs (Baghdadi *et al.* 2004b, 2006a, 2011a) ou encore le développement d'une longueur de corrélation effective (Callens *et al.* (2006) ; Lievens *et al.* (2009)). Zribi et Dechambre (2003) ont proposé un paramètre appelé  $Z_s$  combinant les effets des paramètres  $s$  et  $l$ . Dans le cadre de cette thèse, nous avons proposé une nouvelle description de la rugosité permettant d'aller plus loin dans la limitation du nombre de paramètres décrivant la surface, tout en prenant en compte le plus d'effets liés à la géométrie de la surface sur le signal radar diffusé. En effet, au cours de ce travail, j'ai mené les simulations et les analyses de sensibilité d'un modèle électromagnétique numérique « méthode des moments » pour décrire le comportement du signal radar. Grâce à ces analyses, nous avons proposé un nouveau paramètre de rugosité qui a montré la meilleure corrélation vis-à-vis la rétrodiffusion des surfaces. L'approche développée a été validée hors de cette thèse avec différentes campagnes de mesures acquises sur un site agricole au nord de la France et par la suite je l'ai validé sur le site de Merguellil. La nouvelle description de la surface et des résultats qui en découlent, sont détaillés dans l'article « Zribi M., Gorrao A., Baghdadi N., 2014. A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil. *Remote Sensing of Environment*, 152, 62-73 » ci-dessous.

### III.1. Modélisation numérique de la rétrodiffusion des surfaces rugueuses

Au cours de ce travail de thèse, j'ai eu recours à un modèle numérique, basé sur la méthode des moments, qui offre la possibilité de calculer la rétrodiffusion quelque soit la rugosité de la surface (Harrington, 1968, Chen *et al.* 1990, Zribi, 1998, Zribi *et al.*, 2008 et 2010a). Il offre ainsi une solution exacte de la rétrodiffusion en dehors des approximations numériques en ramenant la résolution des équations intégrales à celles d'un système d'équations linéaires (calcul matriciel). Le calcul est effectué sur des profils générés aléatoirement à partir des paramètres statistiques de la rugosité (l'écart type des hauteurs  $s$ , longueur de corrélation  $l$  et

la forme de la fonction d'autocorrélation). Une description plus détaillée de cette approche est établie dans l'article Zribi *et al.* (2014).

### III.1.1. Génération de profils de surfaces rugueuses

#### III.1.1.1. Rappel sur les paramètres statistiques décrivant la rugosité du sol

La rugosité est décrite habituellement à partir de trois principaux paramètres statistiques qui sont les suivants :

- L'écart type des hauteurs ( $s$ ) ou ( $hrms$ ) « root mean square height » qui exprime la variation verticale ou de la hauteur de la surface du sol.
- La longueur de corrélation ( $l$ ) qui décrit la variation horizontale de la surface du sol.
- La fonction de corrélation : elle est introduite par les deux fonctions analytiques gaussienne et exponentielle afin d'ajuster la fonction expérimentale.

L'écart type des hauteurs, la longueur de corrélation et la fonction d'autocorrélation, calculés à partir des profils du sol, constituent les variables d'entrée de la majorité des modèles électromagnétiques et ils servent à l'interprétation de leurs résultats. Une difficulté majeure provient de l'introduction en variable d'entrée de la fonction d'autocorrélation, dont la forme a une influence décisive sur la valeur de la rétrodiffusion (Zribi, 1998; Davidson *et al.*, 2000; Baghdadi *et al.*, 2003 et 2007 ; Thoma *et al.*, 2006 ; Callens *et al.*, 2006 ; Lievens *et al.*, 2009 ; Verhoest *et al.*, 2008). La fonction d'autocorrélation est difficilement ajustée par une fonction analytique à cause de la variabilité de sa forme d'un sol à un autre.

#### III.1.1.2. Génération de profils aléatoires des hauteurs pour différents types de fonctions de corrélation

La génération ou la synthèse numérique des profils de surface est indispensable comme paramètre d'entrée dans les modèles numériques simulant les mesures radar. Pour générer un profil de surface aléatoire on applique une approche développée par Fung *et al.* (1985), avec comme entrée les différents paramètres de la rugosité : l'écart type des hauteurs, la longueur de corrélation et la forme de la fonction de corrélation. Les hauteurs de surface  $h(k)$  sont écrites comme :

$$h(k) = \sum_{i=-M}^{i=M} W(i)X(i+k)$$

Avec,  $X(i)$  est la variable aléatoire gaussienne avec une moyenne nulle et un écart type égal à 1.  $W(i)$  sont les pondérations du filtre qui correspondent à la transformée de Fourier inverse  $F^{-1}$  de la racine de la densité spectrale de puissance, défini comme suit :  $W(i) = F^{-1}[\sqrt{F[\rho(i)]}]$

Avec  $\rho(i)$  est la fonction de corrélation et  $F[\ ]$  est l'opérateur de la transformée de Fourier. La surface du sol est considérée comme un processus aléatoire spatial, à deux dimensions, ergodique et stationnaire, caractérisé par sa fonction d'autocorrélation et sa densité de spectrale de puissance (qui est la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation :  $F[\rho(i)]$ ). L'application de filtrage d'un bruit blanc gaussien permet de synthétiser une surface avec la fonction d'autocorrélation souhaitée. En effet, différentes fonctions d'autocorrélation combinant des formes exponentielle et gaussienne ont été testées pour la description de la rugosité des sols (figure III.1). L'objectif est de considérer l'évolution de la surface agricole allant d'une surface nouvellement travaillée (plutôt exponentielle) à une surface plutôt gaussienne après dégradation liée aux effets des précipitations et le vent.

Différents types de profils respectant les différentes formes de fonction d'autocorrélation, allant de la gaussienne à l'exponentielle ont été générés. La figure III.2 montre un profil exponentiel (a) et un profil gaussien (b) pour une longueur totale du profil égale à 1000mm en fonction de la hauteur en (m). Les valeurs des paramètres de rugosité choisies étaient égales à 0.4 cm pour l'écart type des hauteurs et à 10 cm pour la longueur de corrélation. On remarque que sur le profil exponentiel s'ajoute une composante haute fréquence par rapport au profil gaussien. La formation des grosses mottes de terre est le résultat des nouvelles opérations de travail du sol. Différents travaux ont été menés pour le développement des algorithmes pour la détection des mottes (Zribi *et al.*, 2002, 2008, 2010a ; Taconet et Ciarletti, 2007; Le Morvan, 2010).

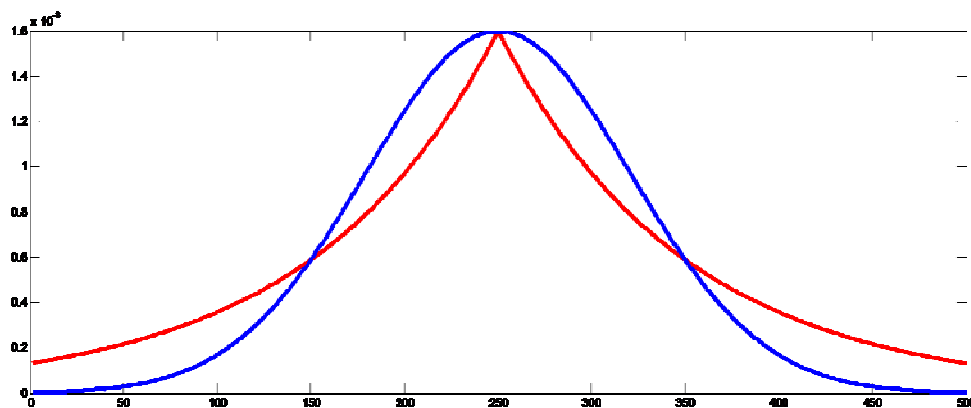


Figure III. 1. Fonctions d'autocorrélation exponentielles (en rouge) et gaussiennes (en bleu).



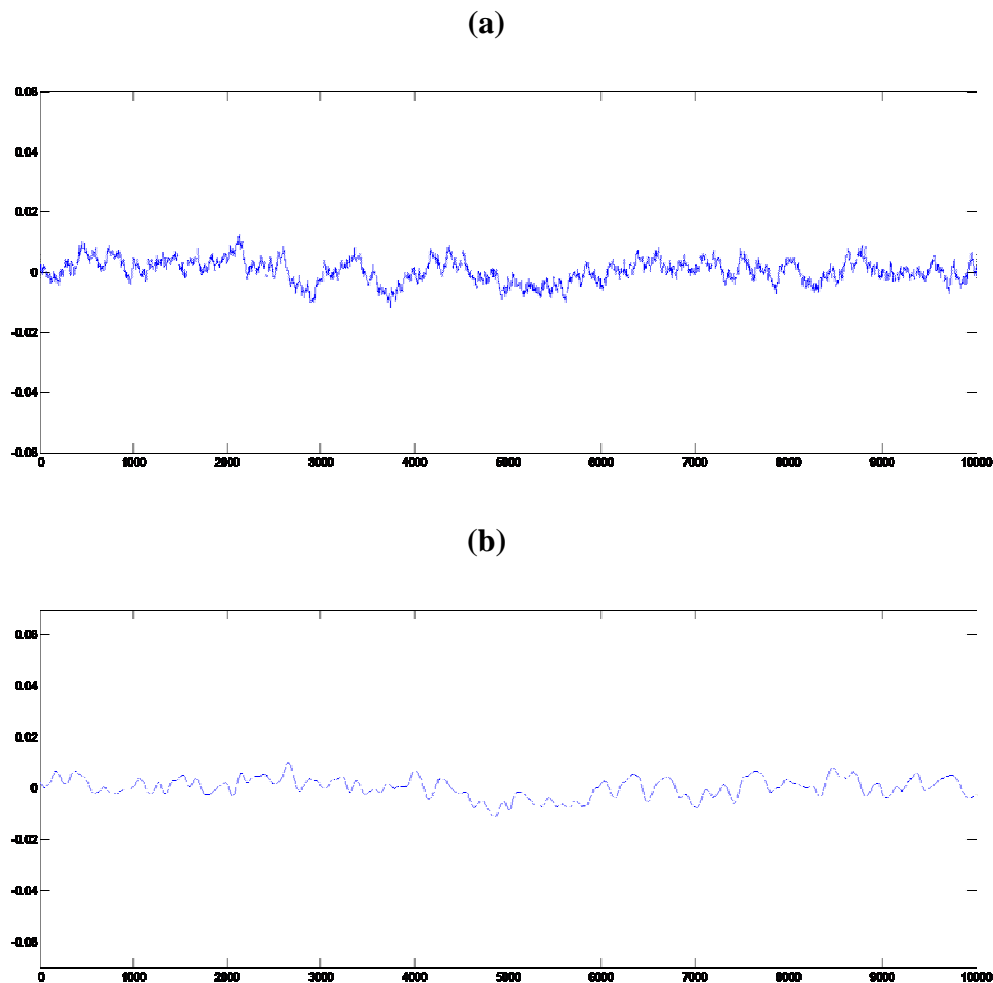


Figure III. 2. Illustration d'un profil (a) exponentiel et (b) gaussien pour  $s=4\text{mm}$  et  $l=10\text{cm}$ .

### III.1.2. Description du modèle numérique : Application de la méthode des moments

#### III.1.2.1. Proposition d'une nouvelle paramétrisation de la surface

La première étape suivie avant l'utilisation du modèle, est la vérification de la qualité des simulations numériques, en fixant trois paramètres :

- Le pas d'échantillonnage : la taille des cellules pour la numérisation des profils de surface ;
- La longueur d'un seul profil nécessaire pour considérer sa stationnarité ;
- Le nombre de profils nécessaires pour avoir une estimation précise de la moyenne de la rétrodiffusion.

#### a) Division de profil en petites cellules « pas d'échantillonnage »

Le pas d'échantillonnage ou la résolution horizontale des observations dépendaient de l'instrument de mesure de la rugosité utilisé : il est généralement comprise entre 1mm et 5 mm pour un profilomètre laser alors que pour la résolution d'un rugosimètre à aiguilles allant

de 2mm jusqu'au 2cm (Verhoest *et al.*, 2008 ; Lievens *et al.*, 2009). Ulaby *et al.* (1986) ont montré qu'il est préférable qu'un choix de pas d'échantillonnage soit de l'ordre de  $(\lambda / 10)$ , où  $\lambda$  est la longueur d'onde du capteur, alors que Ogilvy (1991) ont montré que la résolution de l'instrument de rugosité ne doit pas dépasser 0.1 fois la longueur de corrélation pour une paramétrisation robuste. Oh et Hong (2007), proposent un pas d'échantillonnage de moins de 0,2 fois la longueur de corrélation, afin d'obtenir  $\pm 5\%$  de précision dans le calcul de l'écart type des hauteurs et de la longueur de corrélation et d'éviter les erreurs dans les estimations de ces paramètres de rugosité. Verhoest *et al.* (2008) et Lievens *et al.* (2009) ont indiqué qu'une augmentation de la résolution de l'instrument de mesure de la rugosité peut provoquer des erreurs au niveau de la forme de la fonction d'autocorrélation résultante (pente proche de zéro) et une perte de la configuration des hautes fréquences. Par conséquent, la forme de la fonction de corrélation peut ressembler à une fonction gaussienne, alors qu'en réalité, elle a la forme d'une fonction exponentielle. Cette erreur d'interprétation liée à la forme de la fonction de corrélation peut induire à des erreurs au niveau de l'estimation des paramètres de surface du sol.

Pour notre cas, la génération des profils est suivie par un découpage de profil en N cellules  $C_n$  ( $n=1, 2, \dots, N$ ). Le profil est ainsi échantillonné avec des pas de cellules variant selon la fréquence utilisée afin de garantir une bonne précision au niveau de la valeur de champs rétrodiffusé. On a analysé le comportement du signal rétrodiffusé pour différentes tailles de la cellule ( $\lambda/5, \lambda/10, \lambda/15, \lambda/25$ ) afin de tester la stabilité des simulations. Pour une grande taille de cellule, on risque d'augmenter l'erreur au niveau de calcul du champ diffusé. On a choisit pour les bandes L, C, et X des pas d'échantillonnage successivement égales à  $\lambda/25$  soit 8 mm,  $\lambda/10$  soit 6mm, et  $\lambda/8$  soit 4mm.

### **b) Choix des longueurs de profils**

Le choix de la longueur du profil pour le calcul des paramètres de rugosité a été profondément discuté dans plusieurs études (Oh et Kay 1998 ; Davidson *et al.*, 2000; Mattia *et al.*, 2003 ; Callens *et al.*, 2006 ; Lievens *et al.*, 2009). Ils ont montré que les courts profils induisent généralement une sous-estimation des deux paramètres statistiques « s » et « l », qui est plus importante pour les surfaces lisses caractérisées par de fortes valeurs de longueur de corrélation par rapport aux surfaces rugueuses. Ils ont ainsi constaté que la longueur de profil influence largement l'estimation de l'humidité du sol à partir du signal rétrodiffusé particulièrement pour les fortes valeurs d'humidité. Oh et Kay (1998) ont indiqué qu'une longueur de profil doivent être au moins 40 fois la longueur de corrélation pour obtenir  $\pm 10\%$

de précision de l'écart type des hauteurs par rapport à sa valeur moyenne. Et ils ajoutent que la même précision de longueur de corrélation ne devient possible que pour les longueurs de profil d'au moins 200 fois la longueur de corrélation.

D'après Verhoest *et al.* (2008), les surfaces lisses requises une longueur minimale du profil de 10 m pour obtenir une estimation similaire de l'écart type des hauteurs à celle obtenue pour des profils de 25 m, tandis que pour les surfaces rugueuses, une longueur de profil de 5m peut suffire.

Pour répondre à cette question, la stabilité des simulations du signal rétrodiffusé a été testé en faisant varier ces paramètres de profils pour les trois fréquences utilisées jusqu'à la convergence numérique de nos calculs. La longueur totale du profil est prise supérieure à 100 m et on le découpe en N petits profils suffisamment grands pour assurer une bonne estimation du signal rétrodiffusé. La longueur de chaque profil engendré est supposée être plus de **20** fois la longueur de corrélation (ou longueur d'onde).

### **c) Nombre de profils**

Plusieurs chercheurs ont signalé les erreurs dans le calcul de la moyenne des paramètres statistiques de la rugosité à partir d'un certain nombre de profils. Baghdadi *et al.*, 2008 ont trouvé qu'à partir de 10 profils, le calcul des valeurs moyennes est de plus de  $\pm 5\%$  de précision pour l'écart type des hauteurs et allant de  $\pm 5\%$  à  $\pm 15\%$  de précision pour la longueur de corrélation. D'autres chercheurs ont noté que le choix du nombre de profils diminue en augmentant la longueur de profils ainsi avec la diminution de la valeur de la longueur de corrélation « l » (Oh et Kay 1998 ; Davidson *et al.*, 2000; Callens *et al.*, 2006 ; Lievens *et al.*, 2009). Lievens *et al.*, 2009 ont ajouté que le choix du nombre de profils a une influence modéré sur l'inversion du signal en humidité du sol.

### **III.1.2.2. Calcul des coefficients de rétrodiffusion simulés**

Le modèle numérique permet de calculer la rétrodiffusion de la surface en se basant sur la méthode des moments, il offre une solution exacte de la rétrodiffusion par le biais de la résolution d'un système d'équations linéaires ou de calculs matriciels. Les simulations sont faites pour différentes configurations (fréquences, angles et polarisations). On a choisi les bandes de fréquences suivantes : la bande L (1.42 GHz), la bande C (5.3 GHz), et la bande X (9.6 GHz) puisqu'elles présentent les fréquences des capteurs SAR opérationnels. On a calculé le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^\circ$  (dB) pour les deux polarisations horizontale (HH) et

verticale (VV) pour une large gamme d'angles d'incidences (allant de 0° à 58° avec un pas de 2°). Les résultats obtenus dépendent principalement du choix des paramètres de la rugosité.

#### a) Choix des paramètres de rugosité

Différents types de simulations ont été effectués moyennant l'approche numérique afin d'étudier l'influence de la rugosité de surface sur le signal radar rétrodiffusé. Pour faire ces simulations, on a choisi des valeurs de paramètres de rugosité variant entre 0.4 cm à 1.2 cm pour l'écart type des hauteurs et entre 4 à 10 cm pour la longueur de corrélation. En ce qui concerne la forme de la fonction d'autocorrélation, elle a une très importante influence sur le niveau du signal simulé, elle est limitée souvent à une fonction analytique gaussienne ou exponentielle. Cependant, elle présente une forte variabilité de sa forme d'un sol à un autre. Pour cela on admet dans ce travail une fonction de corrélation sous la forme suivante :  $\rho(x) = s^2 \exp - \left( \frac{|x|}{l} \right)^\alpha$ . La valeur de  $\alpha$  est comprise entre 1 et 2, pour  $\alpha=1$  la fonction de corrélation est exponentielle et pour  $\alpha=2$  elle est gaussienne.

#### b) Calcul d'un coefficient de rétrodiffusion

Les profils générés aléatoirement et divisés en cellules sont ensuite découpés en plusieurs segments sur lesquels on calcule les champs rétrodiffusés. La méthode des moments est appliquée pour simuler le coefficient de rétrodiffusion à partir de ces profils générés et découpés. Les entrées du modèle numérique sont le profil total, le nombre de profils, la taille de cellules dans un profil et la fréquence (GHz). Le coefficient de rétrodiffusion du sol  $\sigma^\circ$  (dB) égal à la moyenne des coefficients de rétrodiffusion calculés pour chaque profil et répété pour N profils différents (détail dans la section 2.2 de l'article ci-dessous).

### III.2. Proposition d'un nouveau paramètre de rugosité « $Z_g$ »

Au cours de ce travail de thèse, nous avons développé un nouveau paramètre de description de la rugosité ayant la plus forte corrélation avec le coefficient  $\sigma^\circ$  afin de mieux interpréter l'interaction onde rétrodiffusée-surface rugueuse. Ce paramètre est représenté par:

$$Z_g = s * \left( \frac{s}{l} \right)^\alpha \quad \text{Eq III. 1}$$

Pour déterminer le paramètre  $Z_g$ , nous avons calculé l'écart type de hauteurs, la longueur de et nous avons ainsi identifié la forme analytique des fonctions d'autocorrélation réelles. Une approche de moindre carrée est appliquée pour identifier la puissance  $\alpha$  de la fonction. L'introduction du paramètre  $Z_g$  et sa validation sont détaillées dans l'article ci-dessous.

# A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil

M. Zribi<sup>a</sup>, A. Gorraab<sup>a,b</sup> and N. Baghdadi<sup>c</sup>

<sup>a</sup> CESBIO (CNRS/UPS/IRD/CNES), 18 av. Edouard Belin, bpi 2801, 31401 Toulouse cedex9, France

<sup>b</sup> INAT / Université de Carthage, 43 av. Charles Nicolle 1082, Tunis, Mahrajène Tunisie

<sup>c</sup> IRSTEA, UMR TETIS, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier cedex 5, France

## Abstract

The characterisation of soil surface roughness is a key requirement for the correct analysis of radar backscattering behaviour. It is noteworthy that an increase in the number of surface roughness parameters in a model also increases the difficulty with which data can be inverted for the purposes of estimating soil parameters. In this paper, a new description of soil surface roughness is proposed for microwave applications. This is based on an original roughness parameter,  $Z_g$ , which combines the three most commonly used soil parameters: root mean surface height, correlation length, and correlation function shape, into just one parameter. Numerical modelling, based on the moment method and integral equations, is used to evaluate the relevance of this approach. It is applied over a broad dataset of numerically generated surfaces characterised by a large range of surface roughness parameters. A strong correlation is observed between this new parameter and the radar backscattering simulations, for the HH and VV polarizations in the C and X bands. It is proposed to validate this approach using data acquired in the C and X bands, at several agricultural sites in France. It was found that the parameter  $Z_g$  has a high potential for the analysis of surface roughness using radar measurements. An empirical model is proposed for the simulation of backscattered radar signals over bare soil.

**Keywords:** Soil, Roughness, Moisture,  $Z_g$ , Radar, Backscattering coefficient, Model

## 1. Introduction

Soil moisture and roughness parameters play a key role in hydrological and climate studies. In recent years, various efforts have been devoted to the analysis of the backscattering characteristics of bare soils. Initially, different backscattering models (theoretical, semi-empirical and empirical) were developed (Ulaby et al., 1986, Fung et al., 1992, Oh et al., 1992, Dubois et al., 1995, Chen et al., 2003, Zribi et al., 2008). More recently, several studies have proposed various approaches for the improvement of roughness descriptions (Oh et al., 1998, Mattia et al., 1999, Zribi et al., 2000, Davison et al., 2000, Li et al., 2002, Callens et al., 2006, Verhoest et al., 2008, Bretard et al., 2013), which are essential to the accurate analysis and interpretation of backscattering behaviour and soil moisture estimation (Lievens et al., 2009). An analysis based on a fractal representation has been proposed (Rouvier et al., 1997; Zribi et al., 2000) allowing a multi-scale description, which is not limited to the use of a single scale based on the correlation length parameter. Zribi et al. (2000) introduced fractal and Brownian approaches to describe the correlation function, whereas Li et al. (2002) proposed a general power law description of roughness spectra. Fung et al. (1994), Shi et al.

(1997) and Zribi et al. (2005) have proposed different types of analytical correlation function, used to fit the experimental data. Although all of these studies have led to improvements in the direct backscattering simulations, the availability of a limited number of radar configurations makes it generally impossible to retrieve the volumetric soil moisture with all of the roughness parameters. In this context, Zribi and Dechambre (2003) introduced a description based on the parameter  $Zs = s^2/l$ , where  $s$  is the rms surface height and  $l$  is the correlation length (Bretard et al., 2013, Lawrence et al., 2013). Baghdadi et al. (2004, 2006, 2011) proposed an empirical correlation length, computed as a function of the rms height, radar frequency, incidence angle and polarization, in order to obtain a better fit between Integral Equation Model (Fung et al., 1992) simulations and radar observations. Lievens et al. (2011) show that roughness parameters differ between SAR acquisitions, as they are related to the observed backscatter coefficients and variations in local incidence angle. A statistical model was thus developed, to allow the effective roughness parameters to be estimated from microwave backscattering observations. Despite these contributions, the influence of roughness is still poorly modelled in currently known inversion techniques.

In the present study, a new surface description is proposed, in which the analysis uses the moment method to numerically simulate the backscattering integral equations. Our paper is organised into five sections, of which Section 2 presents the principles of the numerical backscattering simulations, Section 3 discusses the influence of roughness on the backscattering simulations and introduces the new roughness parameter,  $Zg$ . Section 4 describes the potential of this parameter, through the use of experimental analyses based on different types of ground and radar measurements. Finally, our conclusions are presented in Section 5.

## 2. Numerical backscattering simulations - methodology

A numerical backscattering model based on the moment method is used to simulate radar signals over bare soils (Harrington, 1968, Chen et al., 1990, Johnson et al., 1996, Mattia et al., 2000, Soriano et al., 2002, Zribi et al., 2010). With this approach, the computations are made using simulated surfaces, with various roughness and soil moisture characteristics. The first step in this process thus involves the generation of soil roughness profiles.

### 2.1 Roughness profile generation for different types of correlation function

In this section, it is proposed to generate soil surfaces with different correlation functions

$\rho(x) = \exp\left(-\left(\frac{x}{l}\right)^\alpha\right)$ , in which the parameter  $\alpha$  can range between 1 and 2 (Li et al., 2002),

with these extremes corresponding to exponential and Gaussian functions, respectively (Fung et al., 1985). The approach described by (Fung et al, 1985) is used as follows:

The surface heights are written as:

$$h(k) = \sum_{i=-M}^{i=M} W(i)X(i+k) \quad (1)$$

where  $X(i)$  is a Gaussian random variable  $N(0,1)$ , and  $W(i)$  is the weighting function given by  $W(i) = F^{-1}\left[\sqrt{F[C(i)]}\right]$ , in which  $C(i)$  is the correlation function and  $F[\cdot]$  denotes the Fourier transform operator. In the numerical simulations, a Fast Fourier Transformation (FFT) is used to compute the corresponding values of  $W(i)$ .

Fig. 1 shows three soil profiles generated using different values of  $\alpha$  ( $\alpha=1$ ,  $\alpha=1.5$  and  $\alpha=2$ ). In this case, the rms surface height is equal to 0.6 cm and the correlation length is equal to 6 cm. It can be clearly seen that a decrease in the value of  $\alpha$  leads to an increase in the presence of high frequency structures.

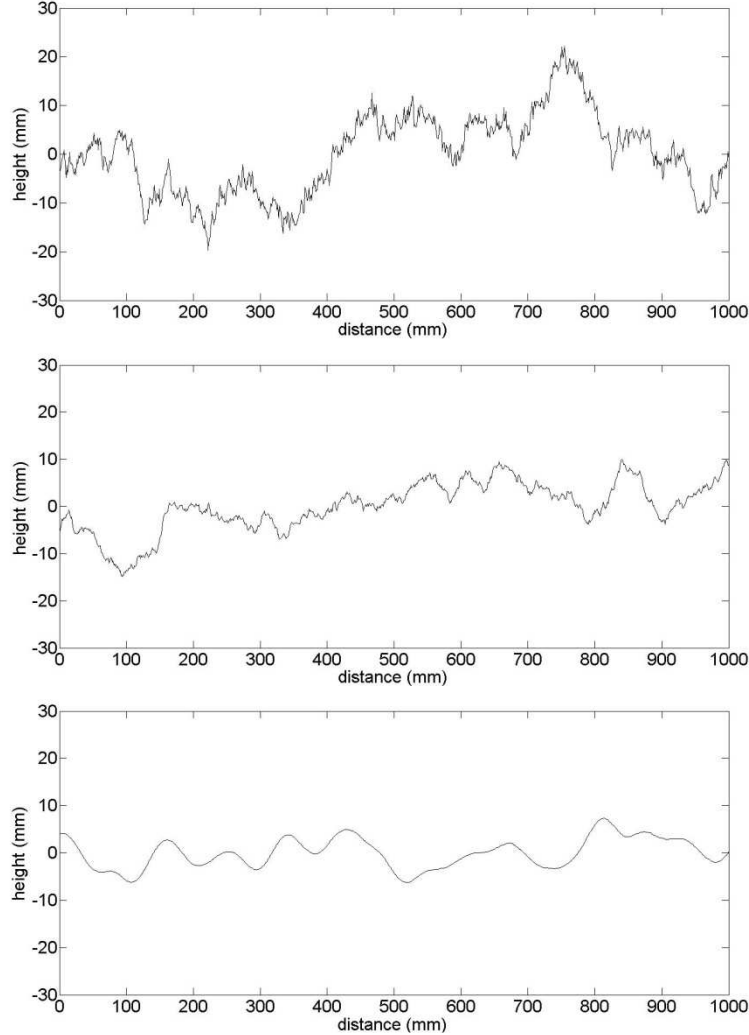


Fig. 1: Three synthetically generated surface profiles, with *rms* height=0.6 cm, correlation length=6 cm, and a)  $\alpha=1$ , b)  $\alpha=1.5$  and c)  $\alpha=2$ .

## 2.2 Moment Method simulations

In this section, a limited description of the moment method, used to compute radar backscattering over generated surfaces, is proposed. The analyses presented here make use of two-dimensional simulations, which are adequate for the purposes of the present study, and are based on the use of isotropic surfaces only (Chen et al., 1994, Fung, 1994). The backscattering computation is based on the numerical resolution of integral equations, in which the medium is considered to be air (Chen et al., 1990):

$$\vec{n} \times \vec{E}^i(\vec{r}) = -\frac{1}{2} \vec{K} + \vec{n} \times \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_1 \vec{J} - \vec{K} \times \nabla G_1 - \frac{\nabla' \cdot \vec{J}}{j\omega\epsilon_1} \nabla G_1 \right] dl'$$

$$\vec{n} \times \vec{H}^i(\vec{r}) = -\frac{1}{2} \vec{J} + \vec{n} \times \int_c \left[ j\omega\epsilon_1 G_1 \vec{K} + \vec{J} \times \nabla G_1 - \frac{\nabla' \cdot \vec{K}}{j\omega\mu_0} \nabla G_1 \right] dl' \quad (2)$$

When the medium is soil rather than air, the corresponding integral equations are:

$$\begin{aligned} 0 &= -\frac{1}{2} \vec{K} - \vec{n} \times \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_2 \vec{J} - \vec{K} \times \nabla G_2 - \frac{\nabla' \cdot \vec{K}}{j\omega\epsilon_2} \nabla G_2 \right] dl' \\ 0 &= -\frac{1}{2} \vec{J} - \vec{n} \times \int_c \left[ j\omega\epsilon_0 G_2 \vec{K} + \vec{J} \times \nabla G_2 - \frac{\nabla' \cdot \vec{K}}{j\omega\epsilon_2} \nabla G_2 \right] dl' \end{aligned} \quad (3)$$

where  $\mu_0$  is the permeability of air,  $\epsilon_1$  and  $\epsilon_2$  are the dielectric constants of air and soil, respectively, and  $\vec{n}$  is the unit outward normal to the surface.  $\vec{J} = \vec{n} \times \vec{H}$  is the equivalent surface electric current density, and  $\vec{J} = -\vec{n} \times \vec{E}$  is the equivalent surface magnetic current density.

The Green functions are defined in cylindrical coordinates; by the zeroth order Hankel function of the second kind, as:

$$G_i = -\frac{j}{4} H_0^{(2)}(k_i |\vec{\rho} - \vec{\rho}'|), i = 1, 2 \quad (4)$$

In this paper, we present integral equations and method of resolution only for horizontal polarisation. For vertical polarisation, the approach is similar with just minor modifications (Chen et al., 1990).

For the horizontal polarisation, the incident electric and magnetic fields are written as:

$$\begin{aligned} \vec{E}^i &= -\vec{y} e^{jk_1(x \sin \theta + z \cos \theta)} \\ \vec{H}^i &= \frac{1}{\eta} (-\vec{x} \cos \theta + \vec{z} \sin \theta) e^{jk_1(x \sin \theta + z \cos \theta)} \end{aligned} \quad (5)$$

With  $\vec{J} = \vec{y} J(l')$  and then  $\nabla' \cdot \vec{J} = 0$

The integral equations could be written as:

$$\begin{aligned} \vec{n} \times \vec{E}^i(\vec{r}) &= -\frac{1}{2} \vec{K} + \vec{n} \times \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_1 \vec{J} - \vec{K} \times \nabla G_1 \right] dl' \\ 0 &= -\frac{1}{2} \vec{K} - \vec{n} \times \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_2 \vec{J} - \vec{K} \times \nabla G_2 \right] dl' \end{aligned} \quad (6)$$

where:

$$\vec{K} \times \nabla G_i = (-\vec{n} \times \vec{E}) \times \nabla G_i = -\vec{E} (\vec{n}' \cdot \nabla G_i), \quad i = 1, 2$$

The integral equations can then be simplified to:

$$\begin{aligned} E_y^i(\vec{\rho}) &= \frac{1}{2} E_y(\vec{\rho}) + \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_1 J_y + E_y(\vec{n}' \cdot \nabla G_1) \right] dl' \\ 0 &= \frac{1}{2} E_y(\vec{\rho}) - \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_2 J_y + E_y(\vec{n}' \cdot \nabla G_2) \right] dl' \end{aligned} \quad (7)$$



These equations can then be rewritten in the form of a matrix system:

$$\begin{bmatrix} Q^{11} & Q^{12} \\ Q^{21} & Q^{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_y \\ J_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_y^i \\ 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

The details of the different terms in these matrices are described in (Chen et al., 1989).

The solution for this system allows the electric field and electric field density to be estimated over the studied surface. The backscattered field can then be computed as:

$$E_y^s = - \int_c \left[ j\omega\mu_0 G_1 J_y + E_y (\vec{n}' \cdot \nabla G_1) \right] dl' \quad (9)$$

This leads to the following expression for the backscattered signal:

$$\sigma^0 = \frac{2\pi\rho}{PL_{eff}} \left[ \sum_{j=1}^P |E_j^s|^2 - \frac{1}{P} \left| \sum_{j=1}^P E_j^s \right|^2 \right] \quad (10)$$

Where  $L_{eff}$  is the effective illumination length of Gaussian antenna pattern.

On the basis of the outcome of several convergence tests, the profile length was set to 1 m and the number of profiles as taken to be 100. For each profile, the size of the cells was taken to be  $\lambda/10$ , where  $\lambda$  is the wavelength of the radar signal.

### 3. Analysis of simulated radar backscattering as a function of roughness

#### 3.1 Influence of roughness on the backscattering simulations

In order to study the influence of the soil roughness parameters on radar signal backscattering, Moment Method (MM) simulations were run in the *HH* and *VV* polarizations, at 20 and 40° incidence angles, and at three different values of soil moisture: 10%, 20% and 30%. The results shown in Figs. 2, 3, 4 and 5 were computed at a 40° incidence angle, since the radar signals are known to be more sensitive to roughness at higher incidence angles (Fung, 1994, Zribi et al., 1997). Various surface parameters were used: rms heights  $s=0.4$  cm,  $s=0.6$  cm,  $s=0.8$  cm,  $s=1$  cm,  $s=1.2$  cm,  $s=1.4$  cm,  $s=1.6$  cm; correlation lengths  $l=4$  cm,  $l=6$  cm,  $l=8$  cm and  $l=10$  cm;  $\alpha$  parameter  $\alpha=1$ ,  $\alpha=1.25$ ,  $\alpha=1.5$  and  $\alpha=1.75$ . The latter range (for the parameter  $\alpha$ ) was based on the values retrieved during various experimental campaigns (Zribi et al., 2005).

Fig. 2 shows the simulated backscattered signal, for the *HH* polarization, assuming volumetric moisture conditions of 10% and 30% in the C and X bands at 40° incidence, for all of the above roughness configurations, plotted as a function of the rms surface height. These simulations show that the backscattered signal is moderately well correlated with the rms surface height (in the C band,  $R^2$  is equal to 0.65 and 0.66, and in the X band it is equal to 0.58 and 0.51, for volumetric moistures of 10% and 30%, respectively). This outcome is influenced, in particular, by the correlation length, which is not taken into account in the above relationships. Fig. 3 plots the simulated backscattered radar signals for the *HH* polarization, for volumetric moistures of 10% and 30%, in the C and X bands at 40° incidence, for all of the above roughness configurations, plotted as a function of the parameter  $Z_s$ . Since the latter parameter is defined as  $Z_s = s^2/l$  (Zribi and Dechambre, 2003), it combines the influence of both the soil's rms height and its correlation length: it is in effect given by the product of the rms height  $s$ , which is related to the power of the surface height variations, and the ratio  $s/l$ , which represents the local slope of the soil. The underlying motivation for the introduction of  $Z_s$  was to introduce the influence of *slope*, which is an important soil feature

in the estimation of  $\sigma^\circ$ . It can clearly be seen that the simulated backscattering is more strongly correlated with  $Z_s$  ( $R^2 = 0.82, 0.81$  in the C band, and  $R^2 = 0.71, 0.62$  in the X band, for volumetric moistures of 10% and 30%, respectively), than with the rms height. When the exponential correlation function is considered alone, the correlation between  $Z_s$  and the simulated backscattered signal is very high ( $R^2 > 0.9$ ). When different function shapes are considered, corresponding to different values of  $\alpha$  (1, 1.25, 1.5 and 1.75), the correlation coefficient decreases, as shown in Fig. 3. This outcome could be explained by the influence of the slope component ( $s/l$ ) on backscattering, which depends on the shape of the correlation function.

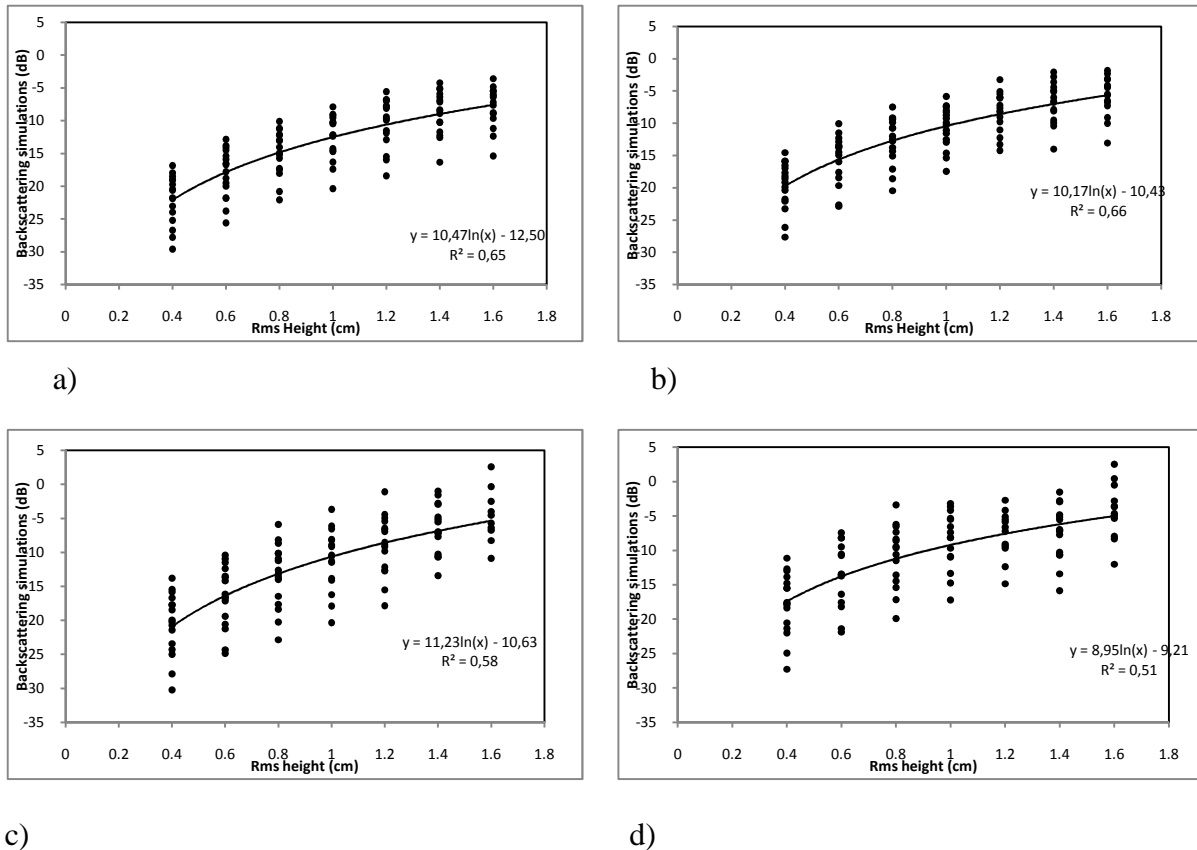
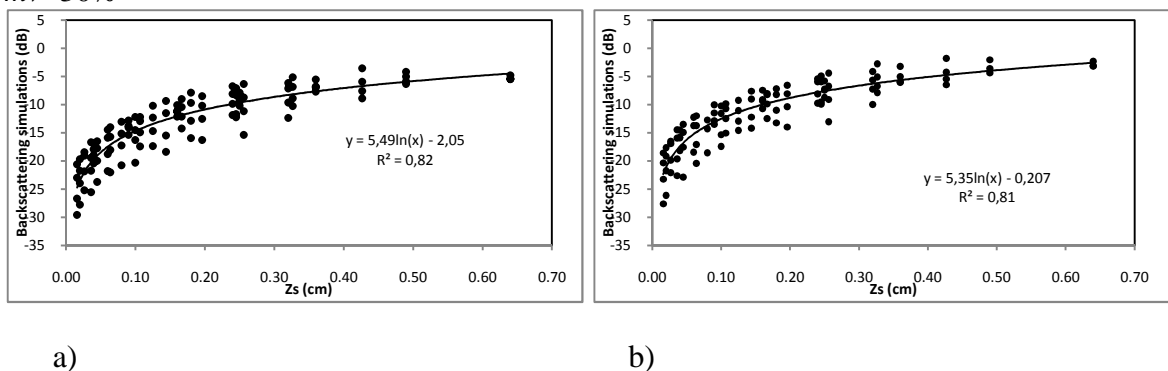
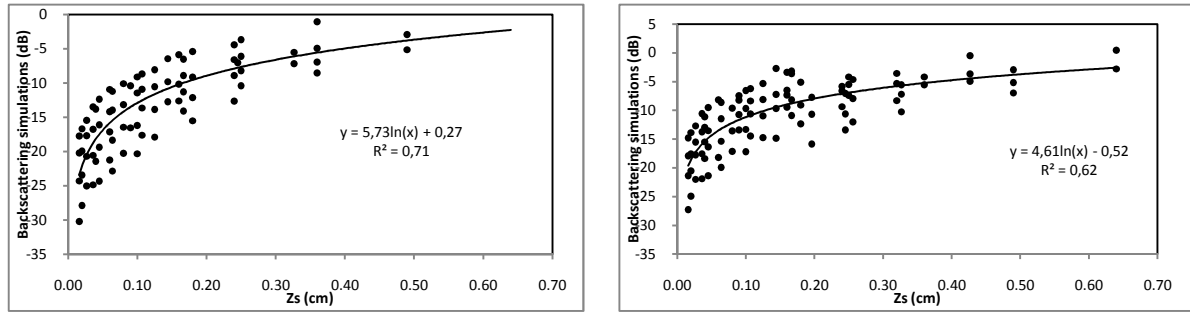


Fig. 2: Backscattering simulations in the  $HH$  polarisation at  $40^\circ$  incidence, as a function of the rms height: a) C band,  $mv=10\%$ , b) C band,  $mv=30\%$ , c) X band,  $mv=10\%$ , d) X band,  $mv=30\%$





c)

d)

Fig. 3: Backscattering simulations in the  $HH$  polarisation at  $40^\circ$  incidence, as a function of the parameter  $Z_s$ . a) C band,  $mv=10\%$ , b) C band,  $mv=30\%$ , c) X band,  $mv=10\%$ , d) X band,  $mv=30\%$

### 3.2 Generating the $Z_g$ parameter

The parameter  $Z_s$  was initially proposed for use with an exponential correlation (Zribi and Dechambre, 2003), and weaker correlations are observed between  $Z_s$  and the simulated backscattering when other correlation function shapes are considered. However, with agricultural and natural soils, differing correlation function shapes are retrieved during the same period. In practice, new tillage is often associated with an exponential function, whereas rain-eroded and ploughed soils are often found to have correlation functions with a shape lying between that of an exponential and a Gaussian function (Zribi et al., 1997, Zribi et al., 2005). For these reasons, the use of a single roughness parameter, with an rms height, correlation length and correlation function shape, could be very useful for inversion studies based on the analysis of radar measurements, which generally make use of a small number of radar configurations.

Since the contribution of the ratio  $s/l$  must be different from one correlation shape to another, as a result of differences in the high frequency spectrum of the soil profile, we propose to introduce a new parameter, which is a global representation of the  $Z_s$  parameter, written as:

$$Z_g = s \cdot \left( \frac{s}{l} \right)^{g(\alpha)} \quad (11)$$

where  $g(\alpha)$  is a power function accounting for the influence of the ratio  $(s/l)$  on  $Z_g$ , and  $\alpha$  is the power of the correlation function.

In the following, it is assumed that  $g(\alpha)$  can be written as:  $g(\alpha) = a\alpha + b$ , where  $a$  and  $b$  are constants.

All of the backscattering simulations made in the C- and X- bands, using three values of volumetric moisture (10%, 20% and 30%), a large range of values of rms height (from 0.4 to 1.6 cm), correlation length (from 4 cm to 10 cm), and  $\alpha$  (from 1 to 1.75), were reviewed. The best correlation between the global roughness parameter  $Z_g$  and the simulations was determined by least squares regression. This is obtained when the function  $g$  is written as:

$$g(\alpha) \approx \alpha \quad (12)$$

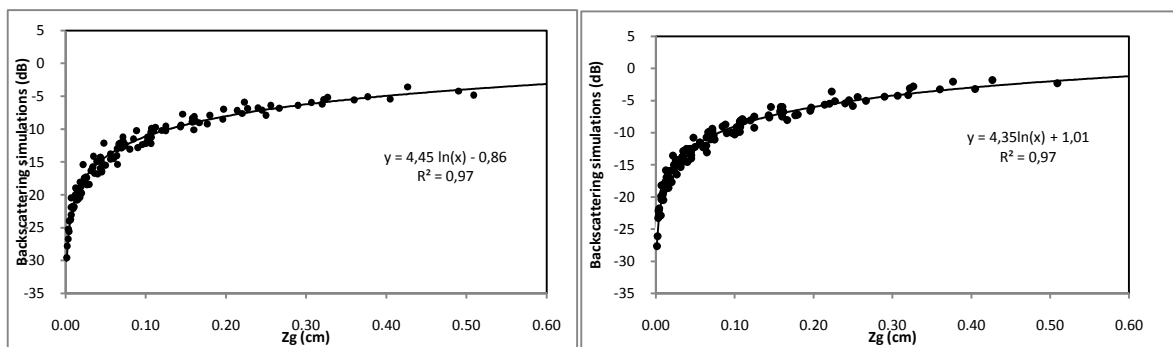
such that (from Eq. 11):

$$Z_g = s \left( \frac{s}{l} \right)^\alpha \quad (13)$$

In Zribi and Dechambre (2003), it was proposed to use a roughness parameter  $Zs = (s.s/l)$ , in the case of simulations corresponding to the special case of an exponential correlation function ( $\alpha=1$ ).

For a fixed value of  $\alpha$ , small values of  $Zg$  correspond to small values of  $s$  and/or large values of  $l$ , whereas large values of  $Zg$  correspond to large values of  $s$  or small values of  $l$ . In the case of a fixed correlation length, small values of  $Zg$  correspond to small values of  $s$  and/or large values of  $\alpha$ , whereas large values of  $Zg$  correspond to large values of  $s$  or small values of  $\alpha$ . A smooth soil surface (without clods) is generally characterised by a small value of  $s$  and a medium to large value of  $l$ , thus to a small value of  $Zg$ . Ploughed soil, corresponding to new tillage, is generally associated with a large value of  $s$ , a medium to large value of  $l$ , and a value of  $\alpha$  close to 1, and thus to a large value of  $Zg$ . Ploughed surfaces, corresponding to eroded soils, are often characterised by a large value of  $s$ , a medium to large value of  $l$  and a value of  $\alpha$  close to 2, thus to a medium value of  $Zg$ . Even when its *rms* height ( $s$ ) is small, a cloddy soil is characterised by a very small value of  $l$  and a value of  $\alpha$  close to 1, thus leading to large values of  $Zg$  (Zribi et al., 1997, zribi et al., 2005).

Fig. 4 shows a plot of simulated backscattered signals as a function of  $Zg$ , for various ranges of roughness and four correlation function shapes ( $\alpha=1, \alpha=1.25, \alpha=1.5, \alpha=1.75$ ), in the C and X bands and for the *HH* polarization, with volumetric moisture values of 10% and 30%. Firstly, it can be seen that the simulated backscattering increases with  $Zg$ , and that there is a strong correlation between the backscattering and  $Zg$ , equal to 0.97 and 0.97 for 10% and 30% volumetric moistures in the C-band and equal to 0.97 and 0.93 for 10% and 30% volumetric moistures in the X-band. A high dynamic range can be observed at small values of  $Zg$ , and near saturation can be seen when  $Zg$  reaches approximately 0.3-0.35. The highest values of  $\alpha$  produce the weakest backscattering. From this initial result,  $Zg$  appears to be a useful parameter for the characterization of surface roughness, in the case of a given (fixed) radar configuration. This result can be explained by the fact that  $Zg$  takes the influence on radar backscattering behaviour of  $s, l$  and the correlation function shape into account.



a)

b)

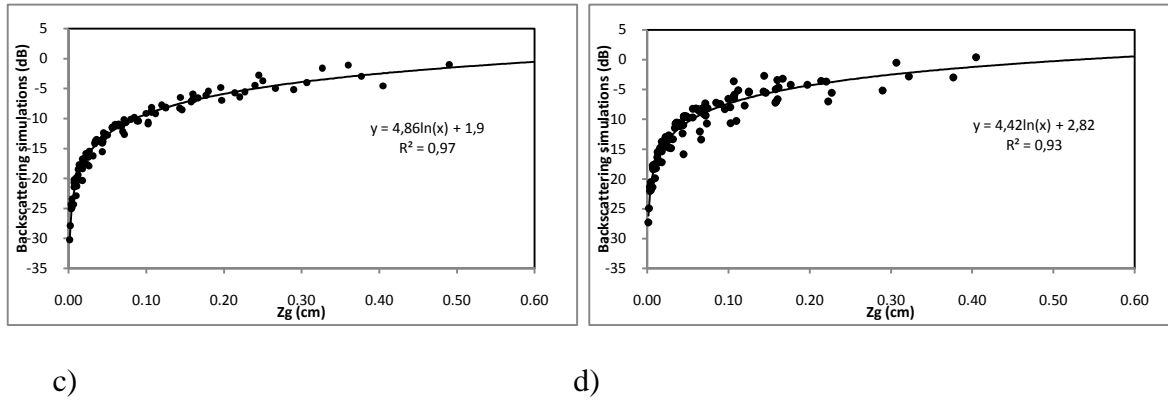


Fig. 4: Backscattering simulations in the  $HH$  polarisation at  $40^\circ$  incidence as a function of the parameter  $Zg$ , in the parameter space defined by  $s$  ranging from 0.4 to 1.6cm,  $l$  ranging from 4 to 10 cm, and  $\alpha$  ranging from 1 to 1.75: a) C band,  $mv=10\%$ , b) C band,  $mv=30\%$ , c) X band,  $mv=10\%$ , d) X band,  $mv=30\%$

Table 1 provides a summary of the correlations determined from backscattering simulations, using different roughness parameters ( $s$ ,  $Zs$  and  $Zg$ ), for all combined conditions of incidence angle, moisture, polarisation, and frequency. It can be seen that under almost all conditions of radar transmission, the strongest correlations are obtained with the parameter  $Zg$ , rather than with  $s$  or  $Zs$ . This conclusion is not completely verified in the C-band, in the case of a  $20^\circ$  incidence angle, for which the empirical logarithmic relationship can be seen to less well correlated.

Table 1: The statistical parameter  $R^2$ , computed for different backscattering simulations, as a function of the rms height ( $s$ ), the parameters  $Zs$  and  $Zg$ , and various different values of soil moisture, incidence angle and polarisation.

configuration		$\sigma^0=f(s)$		$\sigma^0=f(Zs)$		$\sigma^0=f(Zg)$	
		C-band	X-band	C band	X band	C band	X band
$Mv=10\%$	HH- $20^\circ$	0.77	0.53	0.89	0.66	0.9	0.95
	VV- $20^\circ$	0.73	0.63	0.8	0.78	0.8	0.82
	HH- $40^\circ$	0.65	0.58	0.82	0.71	0.97	0.97
	VV- $40^\circ$	0.58	0.68	0.77	0.76	0.97	0.96
$Mv=20\%$	HH- $20^\circ$	0.79	0.63	0.89	0.78	0.9	0.92
	VV- $20^\circ$	0.58	0.66	0.89	0.8	0.81	0.86
	HH- $40^\circ$	0.66	0.48	0.82	0.64	0.97	0.95
	VV- $40^\circ$	0.58	0.55	0.76	0.73	0.97	0.94
$Mv=30\%$	HH- $20^\circ$	0.79	0.6	0.91	0.74	0.90	0.91
	VV- $20^\circ$	0.76	0.61	0.88	0.76	0.8	0.86
	HH- $40^\circ$	0.66	0.51	0.81	0.62	0.97	0.93
	VV- $40^\circ$	0.58	0.46	0.75	0.6	0.95	0.96

To simplify the combination of backscattering simulations made at different radar frequencies, the former were considered as a function of electromagnetic roughness, written in the form:  $k.Zg$  ( $k$ : radar wave number). Fig. 5 plots the simulated backscattered signals as a function of  $k.Zg$ , in the  $HH$  and  $VV$  polarizations, at a  $40^\circ$  incidence angle, and with the volumetric moisture equal to 10% and 30%, thus allowing all roughness conditions and C- and X-band simulations to be combined.

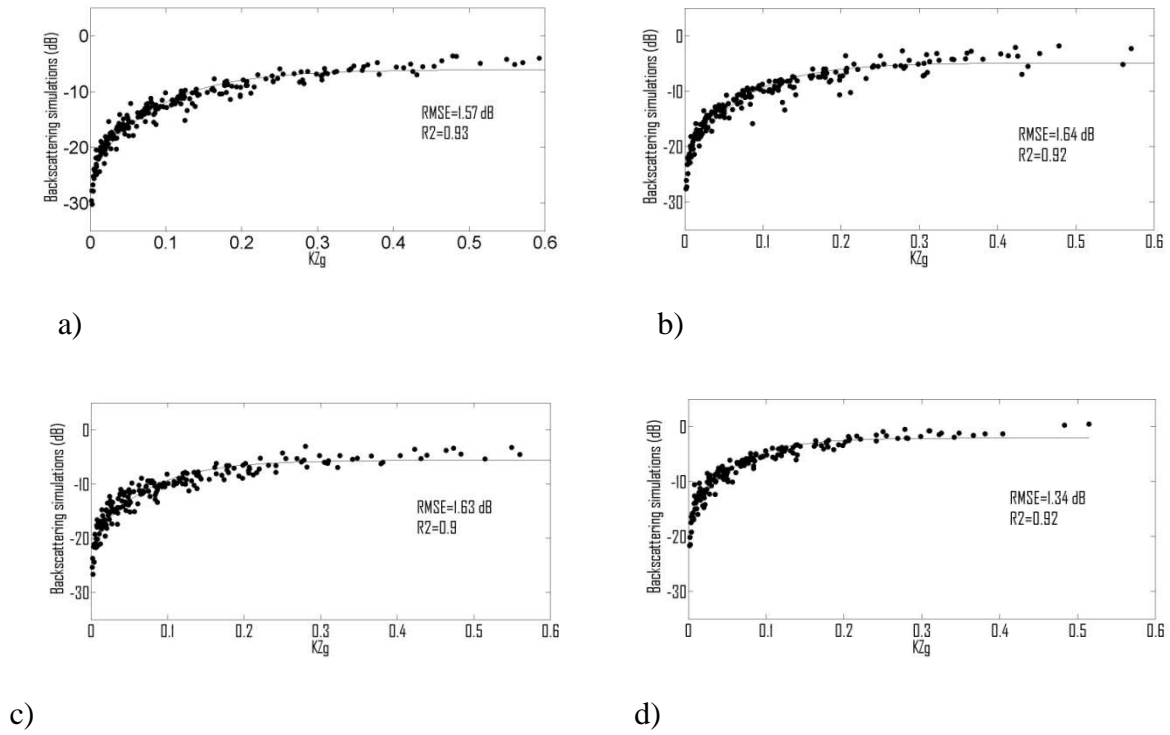


Fig. 5: Backscattering simulations as a function of the parameter  $kZg$ , at  $40^\circ$  incidence: a)  $HH$  polarization,  $mv=10\%$ , b)  $HH$  polarization,  $mv=30\%$ , c)  $VV$  polarization,  $mv=10\%$ , d)  $VV$  polarization,  $mv=30\%$

A least squares approach was then used to establish an empirical relationship between  $k.Zg$  and the backscattered signals, taking the form:

$$\sigma^0 = \alpha + \beta \left( 1 - e^{-\mu k Zg} \right) \quad (14)$$

where  $\sigma^0$  is expressed in dB,  $k$  in  $\text{cm}^{-1}$ , and  $Zg$  in cm.

The backscattered signals can be seen to be strongly correlated with  $k.Zg$ . Table 2 lists the coefficients  $\alpha$ ,  $\beta$  and  $\mu$ , together with  $R^2$  and the RMS error, for different moisture conditions ( $Mv=10\%$ ,  $20\%$  and  $30\%$ ), two incidence angles,  $20^\circ$  and  $40^\circ$ , and for the  $HH$  and  $VV$  polarisations. All of these configurations are characterised by a strong correlation between  $k.Zg$  and the radar simulations (greater than 0.77).

Table 2: Values of  $\alpha$ ,  $\beta$  and  $\mu$  (parameters from Eq. 14), together with the statistical parameters  $R^2$  and  $RMSE$ , for various different simulated values of soil moisture, incidence angle and polarisation.

Configuration		$\alpha$	$\beta$	$\mu$	$R^2$	RMSE (dB)
Mv=10%	HH-20°	-16.14	12.34	23.71	0.86	1.44
	VV-20°	-15.11	10.21	38.31	0.77	1.53
	HH-40°	-24.19	18.13	11.27	0.93	1.57
	VV-40°	-20.71	15.10	14.02	0.90	1.63
	HH-20°	-14.15	12.11	22.81	0.88	1.37

Mv=20%	VV-20°	-12.54	10.68	33.41	0.84	1.31
	HH-40°	-22.57	17.87	11.28	0.92	1.66
	VV-40°	-21.04	15.46	15.48	0.89	1.72
Mv=30%	HH-20°	-13.05	12.01	22.95	0.87	1.35
	VV-20°	-11.09	10.86	32.26	0.86	1.24
	HH-40°	-22	-17.21	13.43	0.92	1.64
	VV-40°	-17.01	-14.92	17.65	0.92	1.34

#### 4. Experimental analysis

In this study, we use data acquired over agricultural watersheds, during the course of three experimental campaigns (Orgeval'94, Pays de Caux'94, Villamblain'2003) (Fig. 6). For each of these campaigns, radar data (SIRC, ERASME, ASAR/ENVISAT) was acquired with different configurations (Table 3). Simultaneously to the radar acquisitions, ground measurements were carried out in a large number of test fields: the soil moisture was measured within the top 5 cm soil using a gravimetric method and/or a TDR probe, and roughness measurements were made using a pin-profiler (total length equal to 2 m, resolution equal to 10 mm).



Fig. 6: Map showing the location of the studied sites

Table 3: Radar satellite configurations corresponding to the radar data acquisitions, for the three studied sites.

Campaign	Sensor	date	Configuration
Orgeval'94	SIRC	12/04/94 - 18/04/94	C band, HH, 44°
Pays de Caux'94	ERASME	February 1994	C and X bands, HH, VV 20°, 25°, 30°, 35°
Villamblain'03	ASAR/ENVISAT	October 2003	C band, HH, ~43°

##### 4.1 Description of the database

- Orgeval'94

The Orgeval watershed is located to the East of Paris (France). An experimental campaign was conducted during the SIRC/XSAR mission in April 1994 (Zribi et al., 1997). The soil texture is relatively constant over the whole basin: clay 17%, silt 78%, sand 5%. Ground measurements (roughness and moisture) were made in 5 fields.

- *Pays de Caux'94*

This test site corresponds to the Blosseville watershed, located in the Pays de Caux in Northern France (49°47' N; 0°50' W). The loamy soils of the northern European loess belt are sensitive mainly to soil structure degradation, and are commonly exposed to erosion caused by concentrated runoff. The site's soil is characterized by a very homogenous loamy texture (13% clay, 65% loam, and 22.5% sand). ERASME FM-CW scatterometer airborne measurements were recorded in 1994, over 10 large test fields.

- *Villamblain'2003*

This site is located approximately 80 km west of Paris (48°10'N; 01°48'E), and is characterized by large agricultural fields, which are mainly bare soil fields with a homogenous soil composed of approximately 60% loam, 30% clay and 10% sand. Simultaneously to the radar measurements acquired by the ASAR-ENVISAT radar in 2003, ground measurements were made over a large number of bare soil test fields.

- *Soil moisture measurements*

The mean volumetric moisture ( $M_v$ ) was estimated for each test field, within the top 5 cm, and using a gravimetric method. As a result of relatively rainy winters, this parameter remained high and nearly constant (approximately  $0.3 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ), at all three sites.

- *Soil roughness measurements*

Roughness measurements were made using a pin profiler (with a total length of 2 m and a resolution of 1 cm). Ten surface profiles were taken for each test field, in order to ensure that roughness parameters were determined with sufficient statistical accuracy. For each profile, we computed the correlation function (Ogilvy, 1991), as well as the two statistical parameters, the rms height ( $s$ ) and the correlation length ( $l$ ). The parameter  $\alpha$ , corresponding to the shape of the correlation function, is computed for the first scales up to the correlation length from experimental functions, using a least squares optimisation approach.

Fig. 7-a plots the parameter  $\alpha$ , corresponding to the correlation function shapes retrieved for all test fields, as a function of the *rms* soil height, showing a moderate degree of correlation. In general, the value of  $\alpha$  is found to be close to 1 for smooth soils, and higher for ploughed soils. This type of relationship was also observed by (Zribi et al., 2005). The measured values of  $Z_g$  (Fig.7-b) ranged between 0.01 and 0.03 for smooth soils. In the case of cloddy soils,  $Z_g$  ranged between approximately 0.04 and 0.2, and for ploughed soils it ranged between 0.2 and 0.62 (Zribi et al., 2005).

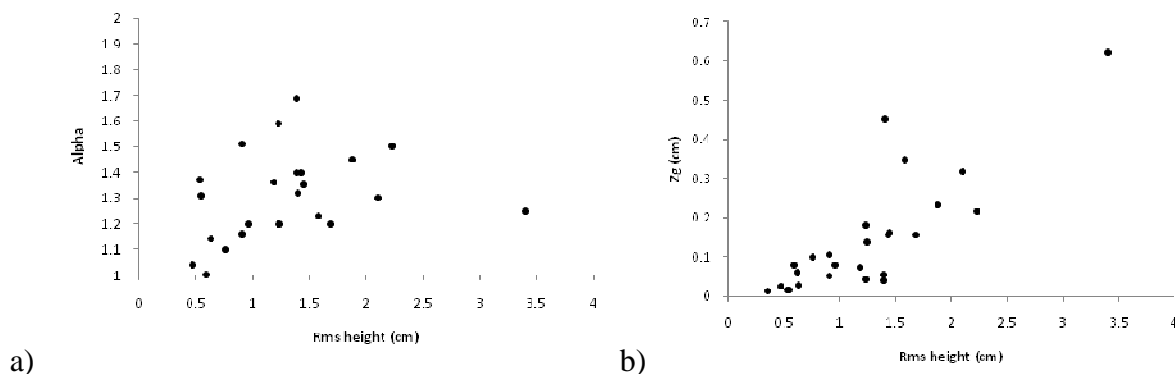




Fig. 7: Roughness parameters for all test fields at the three studied sites (Orgeval, Pays de Caux, Villamblain) a) rms heights and alpha, the power of the correlation function, b) rms heights and Zg parameters.

#### 4.2 Comparing backscattering simulations with radar signal data

In Figs. 8-a and 8-b, the results derived from the moment method simulations made in two dimensions are compared with real radar data, for the *HH* and *VV* polarizations, respectively. Two-dimensional (rather than three-dimensional) simulations were used, since the analysed experimental fields had very little directional structure. For each individual test field, ground measurements (*rms* height, correlation length,  $\alpha$  parameter, soil moisture) were used as input for the radar backscattering simulations. Fig. 8-a shows the *HH* polarization data obtained from several different configurations: C and X bands, and five different incidence angles: 20°, 25°, 30°, 35° and 44°, whereas Fig. 8-b shows *VV* polarization results for the same set of configurations. In the *HH* polarization, the simulations can be seen to deviate from the radar measurements, with an RMSE equal to 3.34 dB. In the *VV* polarization, a good agreement can be observed, with an RMSE equal to 1.62 dB. These results illustrate some of the limitations encountered, particularly in the *HH* polarization, when the MM model is used to simulate all surface conditions. This is probably due to the greater sensitivity of *HH* polarization to soil roughness (Fung, 1994, Zribi et al., 1997). In the following section, it is proposed to use empirical relationships to express the backscattered radar signals as a function of the surface parameters.

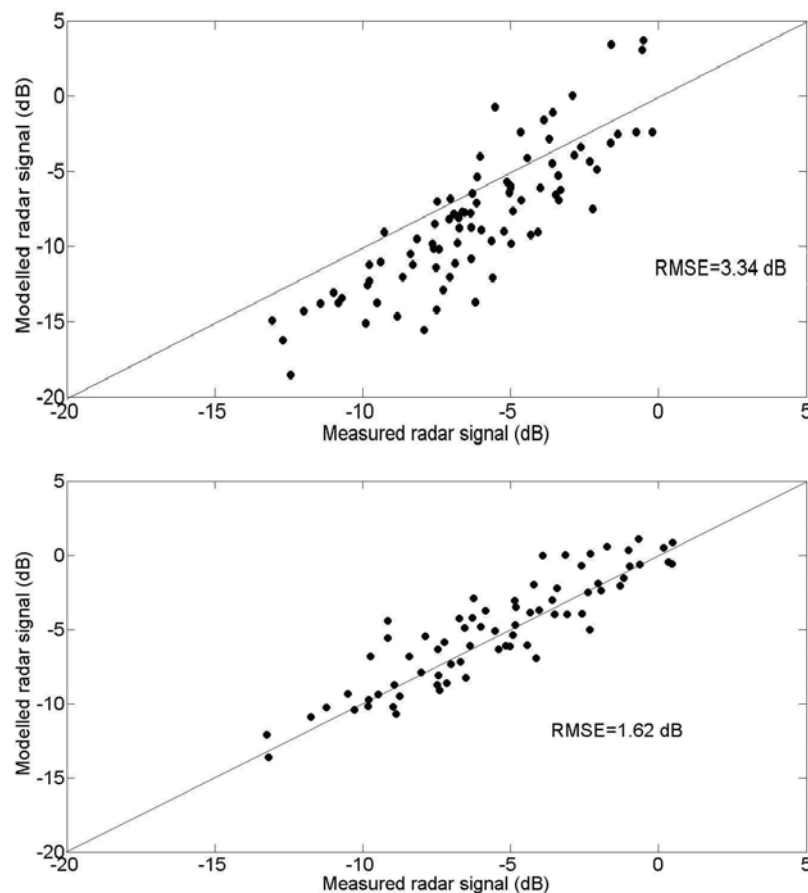


Fig. 8: Numerically simulated radar signals as a function of measured radar signals, a) *HH* pol (C and X bands, at five incidence angles: 20°, 25°, 30°, 35° and 44°), (b) *VV* pol (C and X bands, at four incidence angles: 20°, 25°, 30° and 35°).

#### 4.3 Analysis of the relationship between roughness and radar data

All of the ground data analysed in the present study was acquired under very similar soil moisture conditions (close to 30%). Fig. 9 shows the radar signals measured over the test fields, as a function of  $kZg$ , for various configurations (both polarizations and several incidence angles). As in the case of the simulations described in section 3, the radar signals are characterized by a high dynamic range at small values of  $kZg$ , and near saturation can be observed when  $kZg$  reaches approximately 0.3-0.35.

Figs. 9a, 9b, 9c, 9d, 9e, and 9f correspond to observations made at the Pays de Caux site, using the ERASME airborne FM-CW scatterometer. This data was acquired in the *HH* and *VV* polarizations, in the C-and X-bands at 20°, 25°, 30° and 35° incidence. In both polarizations, the roughness parameter  $kZg$  and the radar measurements are strongly correlated.

Fig. 9g corresponds to data acquired by SIR-C and ASAR-ENVISAT over the Orgeval and Villamblain sites, at *HH* polarization in the C band and an incidence of approximately 44°. These radar measurements are also found to be strongly correlated with  $kZg$ . Empirical relationships can be used to express the backscattered radar signals as a function of  $kZg$ , for various multi-incidence and polarization configurations. These are written:

$$\sigma_{p\theta}^0 = \alpha_{p\theta} + \beta_{p\theta} \left(1 - e^{-\mu_{p\theta} kZg}\right) \quad (15)$$

where the coefficients  $\alpha_{p\theta}$ ,  $\beta_{p\theta}$  and  $\mu_{p\theta}$  are adjusted using a least squares optimisation,  $p$  is the polarization and  $\theta$  is the incidence angle. Table 4 lists the values of  $\alpha_{p\theta}$ ,  $\beta_{p\theta}$  and  $\mu_{p\theta}$ , together with the statistical parameters  $R^2$  and RMSE, for the nine configurations analysed in this study.

Table 4: Values of  $\alpha_{p\theta}$ ,  $\beta_{p\theta}$  and  $\mu_{p\theta}$  (parameters of Eq. 15) together with the statistical parameters  $R^2$  and RMSE, for the nine configurations analysed in this study.

	$\alpha_{p\theta}$	$\beta_{p\theta}$	$\mu_{p\theta}$	$R^2$	RMSE (dB)
HH-20°	-14.11	12.63	35.95	0.77	1.29
VV-20°	-12.41	12.22	32.16	0.83	1.16
HH-25°	-12.85	10.91	22.45	0.76	1.4
VV-25°	-12.61	11.55	21.03	0.85	1.1
HH-30°	-12.68	10.08	15.68	0.76	1.38
VV-30°	-11.98	10.11	11.32	0.75	1.45
HH-35°	-12.56	9.41	12.05	0.7	1.54
VV-35°	-12.88	10.14	11.72	0.86	1.02
HH-44°	-10.28	5.63	4.62	0.7	0.89

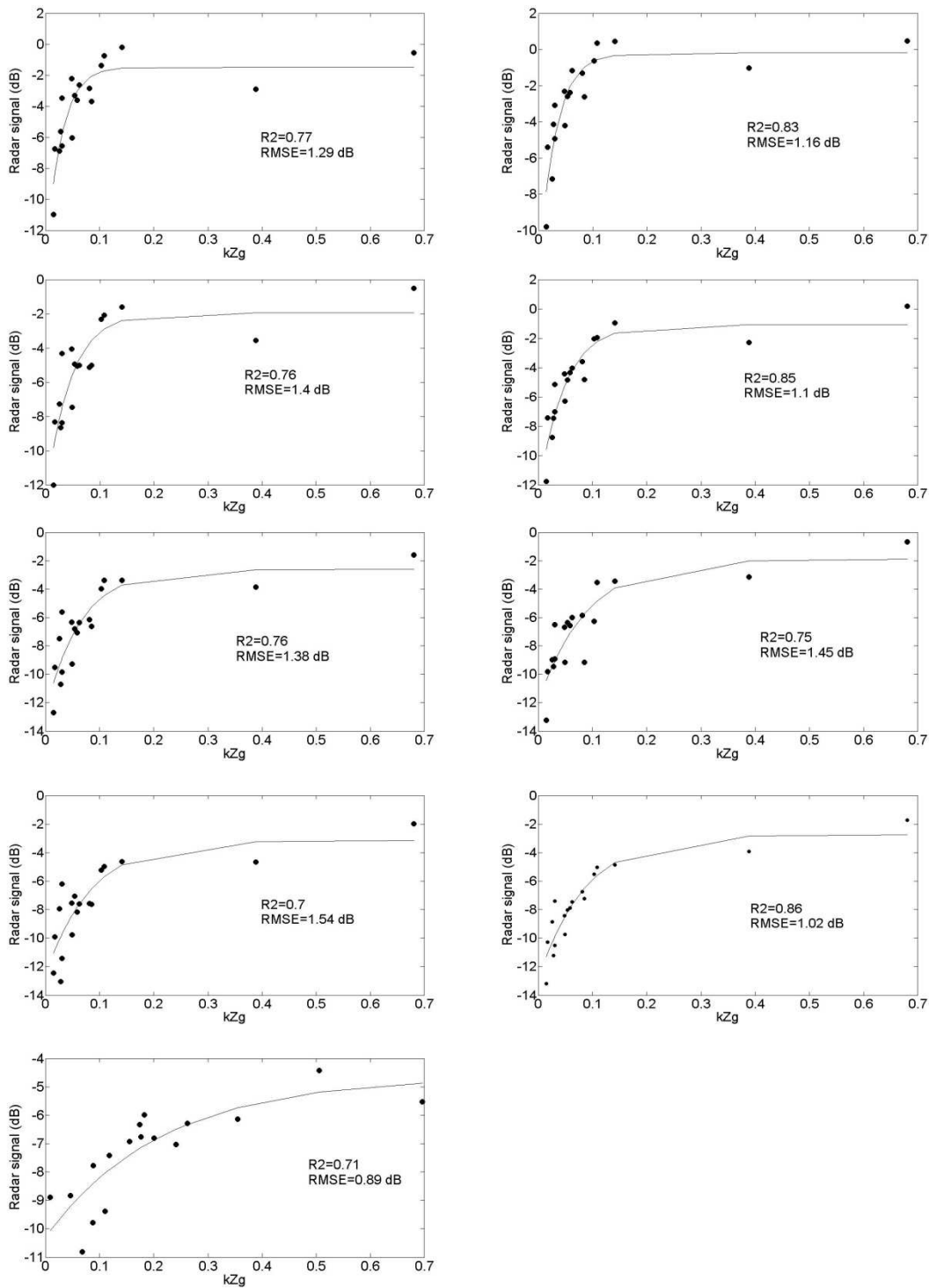


Fig. 9: Relationship between  $kZg$  and measured radar signals, for: a)  $HH$  polarization at  $20^\circ$  incidence, b)  $VV$  polarization at  $20^\circ$  incidence, a)  $HH$  polarization at  $25^\circ$  incidence, b)  $VV$  polarization at  $25^\circ$  incidence, c)  $HH$  polarization at  $30^\circ$  incidence, d)  $VV$  polarization at  $30^\circ$  incidence, e)  $HH$  polarisation, at  $35^\circ$  incidence, f)  $VV$  polarisation at  $35^\circ$  incidence, g)  $HH$  polarisation at  $44^\circ$  incidence.

Table 5 indicates the general improvement found in the statistical parameters ( $R^2$  and RMSE) when  $k.Zg$  is used, rather than  $k.Zs$ , in the same empirical model. Only the last configuration ( $HH$  polarization at  $44^\circ$ ) leads to better results with the parameter  $k.Zs$ .

From the empirical relationships established for the nine radar configurations, a general empirical model is proposed, in which the radar signal is expressed as a function of  $kZg$ ,  $\theta$  and the radar polarisation:

$$\sigma_p^0 = (a_p \theta + b_p) + (c_p \theta + d_p) \times \left( 1 - e^{(e_p \theta^2 + f_p \theta + g_p) k Zg} \right) \quad (16)$$

This model is found to be valid when  $\theta$  lies between  $20^\circ$  and  $44^\circ$ .

The values of the parameters used in Eq. 16 are listed, for the  $HH$  and  $VV$  polarizations, in Table 6.

Table 5: The statistical parameters  $R^2$  and RMSE, corresponding to the use of different relationships between the radar data and the parameters  $kZs$  and  $kZg$ .

	$kZs$		$KZg$	
	$R^2$	RMSE (dB)	$R^2$	RMSE (dB)
HH-20°	0.67	1.5	0.77	1.29
VV-20°	0.79	1.21	0.83	1.16
HH-25°	0.65	1.69	0.76	1.4
VV-25°	0.77	1.39	0.85	1.1
HH-30°	0.67	1.6	0.76	1.38
VV-30°	0.67	1.69	0.75	1.45
HH-35°	0.65	1.66	0.7	1.54
VV-35°	0.8	1.2	0.86	1.02
HH-44°	0.86	0.6	0.71	0.86

Table 6: values of the parameters used in Eq. 16 for the  $HH$  and  $VV$  polarizations

	$a_p$	$b_p$	$c_p$	$d_p$	$e_p$	$f_p$	$g_p$
HH pol	0.046	-12.81	-0.026	10.55	0.05	-4.38	97.99
VV pol	-0.089	-9.88	-0.062	12.63	0.109	-7.346	134.61

In Fig. 10, the radar signal levels predicted by the model are compared with the measured data, over the full range of experimental incidence angles. The modelled and measured signals are found to be strongly correlated, with  $R^2$  equal to 0.79 and 0.88 and the RMSE equal to 1.42 dB and 1.19 dB, in the  $HH$  and  $VV$  polarizations, respectively.

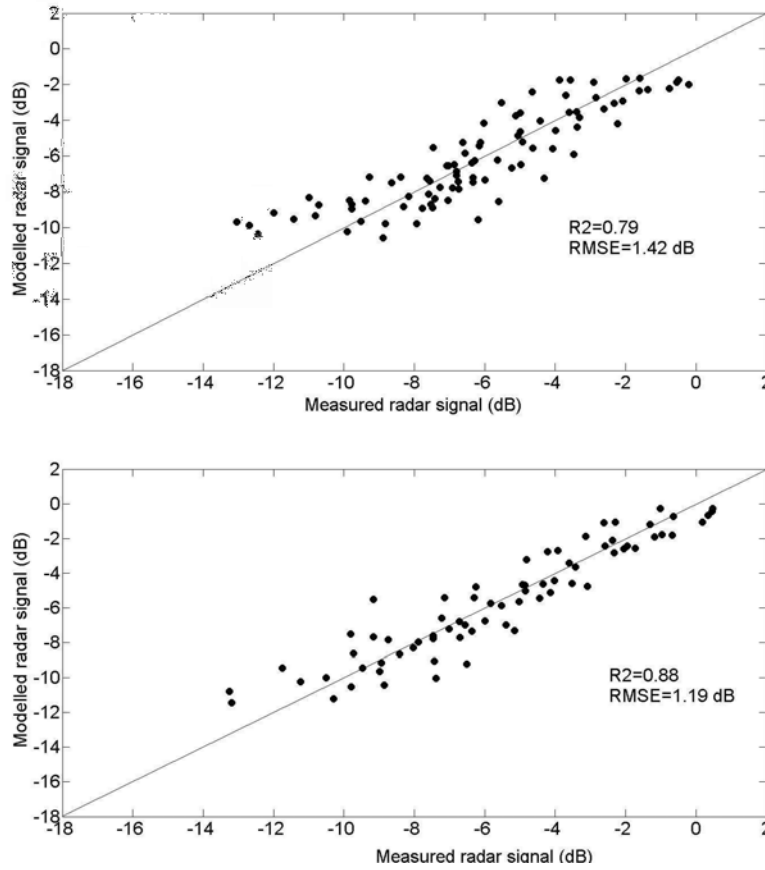


Fig. 10: Inter-comparison between radar data acquired at different incidence angles, and the signals given by the proposed empirical model: (a) *HH* polarization, (b) *VV* polarisation

## 5. Conclusion

It is very difficult to separately estimate the influences of rms height ( $s$ ), correlation length ( $l$ ) and correlation function shape, on the backscattering behaviour of a rough soil surface. In practice, the availability of only a limited number of radar configurations can make it impossible to retrieve all of these parameters with soil moisture.

In the present study, a new approach is proposed for the description of surface roughness and its influence on the backscattering behaviour of radar signals. The resulting expressions make use of a numerical backscattering algorithm based on the moment method, applied to synthetically generated surfaces and assuming a correlation function described by

$\rho(x) = \exp\left(-\left(\frac{x}{l}\right)^\alpha\right)$ . The correlation between the simulated and measured rms soil heights is

weak, as a consequence of influences related to the correlation length of the surface roughness and the shape of the correlation function. These influences must be accounted for, in order to retrieve accurate surface roughness or moisture estimations. The parameter  $Z_s$ , which allows the influence of soil surface height and slope to be taken into account, can be used to improve the correlation strength. Nevertheless, the simulated radar signals are still affected by strong fluctuations, resulting from variations in the shape of the correlation function. By introducing a new roughness parameter ( $Z_g$ ), written in the form  $Z_g = s\left(\frac{s}{l}\right)^\alpha$ , the influence of the *rms*

surface height, the slope of the soil surface, and a third parameter  $\alpha$  related to the shape of the correlation function, can be taken into account. A very good correlation is then observed between  $kZg$  and the simulated radar signals in the C and X bands, with  $R^2$  equal to 0.93 and 0.9 at  $40^\circ$  incidence for the *HH* and *VV* polarizations, respectively. Empirical functions are proposed to describe these relationships. The usefulness of this new parameter is demonstrated through the analysis of radar signal data acquired at three experimental sites in France (Orgeval, Pays de Caux and Villamblain). In the case of smooth soils,  $Zg$  is found to range between 0.01 and 0.03. In the case of cloddy soils,  $Zg$  lies between approximately 0.04 and 0.45, and in the case of ploughed soils, it ranges between 0.2 and 0.62. A high correlation ( $R^2 > 0.7$  and  $RMSE < 1.54$  dB) is observed between  $kZg$  and the experimental radar signals acquired in the C and X bands, at incidence angles ranging between  $20^\circ$  and  $44^\circ$ . An empirical model is proposed for the relationship observed between the measured radar signals and  $kZg$ ,  $\theta$ , and the polarization parameters. This is found to be in excellent agreement with the radar measurements, with the  $RMSE$  equal to 1.42 dB and 1.19 dB in the *HH* and *VV* polarizations, respectively. These results are particularly useful for the improvement of empirical or semi-empirical inversion models used in soil moisture estimations. In the past, these models were often based on the rms height roughness parameter only, leading to a high level of noise and a lower accuracy in the soil moisture estimation, resulting from the influence of the correlation length and shape of the correlation function.

### Acknowledgements

This study was funded by three projects: ASCAS and CFOSAT (the TOSCA/CNES program) and AMETHYST (ANR-12-TMED-0006-01). The authors wish to thank the BRGM, IRSTEA and LATMOS teams for their logistical support during the field campaigns.

### References

- Baghdadi, N., Gherboudj, I., Zribi, M., Sahebi, M., Bonn, F., and King, C. (2004). Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 25, 3593-3623.
- Baghdadi, N., Holah, N., and Zribi, M. (2006). Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (4), 805-816.
- Baghdadi, N., Abou Chaaya, J., and Zribi, M. (2011). 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*, 8 (1), 14-18.
- Bretar, F., Arab-Sedze, M., Champion, J., Pierrot-Deseilligny, M., Heggy, E., Jacquemoud, S. (2013). An advanced photogrammetric method to measure surface roughness: Application to volcanic terrains in the Piton de la Fournaise, Reunion Island. *Remote Sensing of Environment*, 135, 1-11.
- Callens, M., Verhoest, N.E.C., Davidson, M.W.J. (2006). Parameterization of tillage-induced single-scale soil roughness from 4-m profiles. *IEEE Transaction on. Geoscience and Remote Sensing*. 44, 878-888.

- Chen, M. F., and Bai, S. Y. (1990). Computer simulation of wave scattering from a dielectric random surface in two dimensions cylindrical case. *J. Electromagn. Waves Appl.* 4, 10, 963-982.
- Chen, K. S., Wu, T. D., Tsang, L., Li, Q., Shi, J., and Fung, A. K. (2003). Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *IEEE Transaction on. Geoscience and Remote Sensing*, 41 (1), 90–101.
- Davidson, M. W. J., Le Toan, T., Mattia, F., Satalino, G., Manninen, T., and Borgeaud, M. (2000). On the characterisation of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Transaction on. Geoscience and Remote Sensing*, 38, 630-640.
- Dubois, P. C., Van Zyl, J., and Engman, T. (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 915-926.
- Fung, A., and Chen, M. F. (1985). Numerical Simulation of Scattering from Simple and Composite Random Surfaces, *J. Opt. Am. A*, 2 (12).
- Fung, A. K. (1994). *Microwave Scattering and Emission Models and their Applications*, Norwood: Artech House.
- Fung, A. K., Li, Z., and Chen, K. S. (1992). Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 356-369.
- Harrington, R. F. (1968). *Field Computation by Moment Method*. IEEE PRESS, Series on Electromagnetic Waves.
- Johnson, J. T., Tsang, L., Shin, R. T., Pak, K., Chan, C. H., Ishimaru, A., Kuga, Y. (1996). Backscattering enhancement of electromagnetic waves from two-dimensional perfectly conducting random rough surfaces: a comparison of Monte Carlo simulations with experimental data. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* , 44, 5.
- Lawrence, H., Wigneron, J.-P., Demontoux, F., Mialon, A., Kerr, Y.H. (2013). Evaluating the Semiempirical H - Q Model Used to Calculate the L-Band Emissivity of a Rough Bare Soil . *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51 (7, Part: 2), 4075 – 4084, Digital Object Identifier: 10.1109/TGRS.2012.2226995.
- Li, Q., Shi, J. C., and Chen, K. S. (2002). A generalised Power Law Spectrum and its Applications to the Backscattering of soil surfaces Based on the Integral Equation Model. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 40, 271-281.
- Lievens H., Vernieuwe H., Alvarez-Mozos J., De Baets B., Verhoest N.E.C. (2009). Error in SAR-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors*, 9(2), 1067-1093; doi:10.3390/s90201067.
- Lievens H., Verhoest N.E.C., De Keyser E., Vernieuwe H., Matgen P., Álvarez-Mozos J., De Baets B. (2011). Effective roughness modelling as a tool for soil moisture retrieval from C- and L-band SAR. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(1), 151-162.
- Mattia, F. and Le Toan, T. (1999). Backscattering properties of multi-scale rough surfaces. *J. Electro. Waves Appl.*, 13, 491-526.
- Mattia, F., Le Toan, T., Davidson, M. (2001). An analytical, numerical, and experimental study of backscattering from multiscale soil surfaces. *Radio Science*, 36, 1, 119–135, DOI: 10.1029/2000RS002327

- Oh, Y., Sarabandi, K., and Ulaby, F. T. (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 370–381.
- Oh, Y., and Kay, Y. C. (1998). Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2), 691–695.
- Shi, J., Wang, J., Hsu, A. Y., O’Neill, P. E., and Engmann, T. (1997). Estimation of Bare Surface Soil Moisture and Surface Roughness Parameter Using L-Band SAR Image Data. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 35, 1254-1265.
- Soriano, G., Guérin, C. A., Saillard, M. (2002). Scattering by two-dimensional rough surfaces: comparison between the method of moments, Kirchhoff and small-slope approximations. *Waves Random Media*, 12, 1, 63-83, DOI:10.1088/0959-7174/12/1/305.
- Ulaby, F. T., Moore, R. K., and Fung, A. K. (1986). *Microwave Remote Sensing Active and Passive*. Norwood: Artech House, inc.
- Verhoest, N. E. C., Lievens, H., Wagner, W., Alvarez-Mozos, J., Moran, M. S., and Mattia, F. (2008). On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from Synthetic Aperture Radar. *Sensors*, 8 (7), 4213–4248.
- Wu, T. D., Chen, K. S., Shi, J., and Fung, A. K. (2001). A transition model for the reflection coefficient in surface scattering. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 39, 2040-2050.
- Zribi, M., Taconet, O., Le Hégarat-Masclé, S., Vidal-Madjar, D., Emblanch, C., Loumagne, C., and Normand, M. (1997). Backscattering behavior and simulation comparison over bare soils using SIRC/XSAR and ERASME 1994 data over Orgeval. *Remote Sensing of Environment*, 59, 256-266.
- Zribi, M., Ciarletti, V., and Taconet, O. (2000). Validation of a rough surface model based on fractional brownian geometry with SIRC and ERASME radar data over Orgeval site. *Remote Sensing of Environment*, 73, 65-72.
- Zribi, M. and Dechambre, M. (2003). A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from Radar Data. *Remote Sensing of Environment*, 84 (1), 42-52.
- Zribi, M., Baghdadi, N., Holah, N., Fafin, O., and Guérin, C. (2005). Evaluation of a rough soil surface description with ASAR-ENVISAT Radar Data. *Remote sensing of environment*, 95, 67-76.
- Zribi, M., André, C., Decharme, B. (2008). A method for soil moisture estimation in Western Africa based on ERS Scatter meter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46, 2, 438-448.
- Zribi, M., Le Morvan, A., Dechambre, M., Baghdadi, N. (2010). Numerical backscattering analysis for rough surfaces including a cloddy structure. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48 (5), 2367 – 2374, 10.1109/TGRS.2009.2038710.



### Conclusion partielle (III)

Plusieurs travaux antérieurs constatent que l'inversion du signal radar pour restituer l'humidité du sol est très compliquée sans des simplifications ou des hypothèses dans la description de la rugosité du sol. Ceci confirme l'apport du nouveau paramètre «  $Z_g$  » proposé dans ce chapitre. Au cours de ce travail, j'ai en premier utilisé une modélisation numérique, basée sur la méthode des moments, pour le calcul des coefficients de rétrodiffusion électromagnétique pour différentes configurations (fréquences, angles d'incidence et polarisations). Par le biais de cette approche, nous avons mieux appréhendé la rétrodiffusion des surfaces rugueuses et nous avons introduit une amélioration de la description de l'état géométrique du milieu à travers la **proposition** d'un **nouveau paramètre** appelé «  $Z_g$  ». Ce dernier combine l'écart type des hauteurs “ $s$ ”, la longueur de corrélation “ $l$ ” et la forme de la fonction de corrélation (décrite par la puissance  $\alpha$ ), en un seul paramètre. Les simulations des signaux radar montrent la meilleure corrélation avec le paramètre  $Z_g$ , en comparaison avec la corrélation entre le signal radar et les paramètres de rugosité ( $s$  et  $Z_s=s^2/l$ ). L'apport de paramètre “  $Z_g$  ” est confirmé hors de cette thèse à travers une large base de données expérimentale et spatiale acquises sur trois sites d'étude différents en France (Orgeval, Pay de Caux et Villamblain).

A travers ce chapitre, nous avons simplifié la description de la géométrie des surfaces agricoles en introduisant le paramètre  $Z_g$ , nous pouvons donc envisager une méthode d'inversion correcte du signal réel et de proposer de nouvelles paramétrisations de surface utiles pour les modèles de prévision des processus d'érosion ou de ruissellement.

Dans le prochain chapitre, nous avons analysé la sensibilité du signal radar à l'humidité volumique et aux paramètres de rugosité dont le nouveau paramètre  $Z_g$ . Cette analyse est suivie par des comparaisons des coefficients de rétrodiffusion réels et simulés à partir des modèles physique et semi empirique couramment utilisés : Modèle d'équation intégrale « IEM » de Fung et al., 1992, Modèle de Dubois (Dubois et al., 1995) et le Modèle IEM empiriquement calibré par Baghdadi et al., 2011.





**Chapitre IV. Sensibilités des mesures  
radar aux paramètres de surface,  
Modélisation de la rétrodiffusion radar**

## Introduction

Afin de préparer l'inversion des états de surface des sols nus à partir de la télédétection radar opérant en bande X et à très haute résolution spatiale, nous proposons l'analyse de sensibilité du signal radar aux paramètres du sol (humidité, rugosité du sol) pour différentes configurations instrumentales (angle d'incidence, fréquence, polarisation). Notre objectif est, d'une part, de mieux comprendre les mécanismes physiques de la rétrodiffusion radar sur les surfaces de sol nu, et d'autre part, d'identifier la configuration du capteur optimale permettant l'estimation précise de l'évolution spatio-temporelle des états de surface.

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à deux axes :

Premièrement, l'analyse et l'interprétation du comportement de toutes les données radars (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed) acquises en bande X durant la campagne (2013-2014) en fonction des paramètres de surface.

Deuxièmement, l'évaluation des performances des modèles électromagnétiques de rétrodiffusion couramment utilisés (IEM, Dubois et IEM optimisé par Baghdadi *et al.*, 2011).

Une revue bibliographique ainsi qu'un détail des résultats que nous avons obtenus sont présentés dans l'article « Potential of X-band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR data for the assessment of physical soil parameters » (Gorrab *et al.*, 2015).

## IV. 1 Synthèse des sensibilités du signal radar aux paramètres de surface

### IV.1.1 Sensibilité du signal radar à l'humidité du sol

Plusieurs travaux antérieurs (Oh *et al.*, 1992 ; Dubois *et al.* 1995 ; Le Hegarat-Masclé *et al.*, 2002 ; Zribi et Dechambre, 2003 ; Zribi *et al.*, 2005 ; Holah *et al.*, 2005 ; Baghdadi *et al.*, 2007, 2008a, 2008b et Le Morvan *et al.*, 2008, Aubert *et al.*, 2011), ont montré que le comportement logarithmique entre le signal radar et l'humidité du sol peut être approximée par une fonction linéaire pour des teneurs en eau inférieures à (30-40% en bande C) et (45% en bande X). A partir de cette valeur limite, le coefficient de rétrodiffusion tend à décroître avec l'augmentation du contenu en humidité du sol, c'est ce qu'on appelle l'effet spéculaire dû à la présence d'une surface de plus en plus lissée par la présence de l'eau. En outre, pour la bande C, Baghdadi *et al.* (2008a) ont constaté des sensibilités similaires du signal à l'humidité pour les deux polarisations HH et VV. Le Hegarat-Masclé *et al.* (2002) ; Zribi et Dechambre (2003) ; Holah *et al.* (2005) et Baghdadi *et al.* (2006 et 2008a) ont montré qu'en bande C, la forte sensibilité du signal à l'humidité du sol est observée avec les faibles et moyennes

incidences ( $\sim 0.15-0.3$  dB/ [cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>]) par rapport aux fortes incidences (0.1 dB/ [cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>]). Alors qu'en bande X, Paris Anguela *et al.* (2010) ont constaté une sensibilité du signal à l'humidité d'environ 0.35dB/% pour la configuration (HH-26°). Aubert *et al.* (2011) ont trouvé une sensibilité du signal à l'humidité de (0.41 dB/ [cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>]) et de (0.32 dB/ [cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>]) à 25° et 50° d'incidence, respectivement. Ils ont aussi affirmé que la sensibilité du signal à l'humidité est plus forte en bande X qu'en bande C.

Pour notre étude, l'analyse de sensibilité du signal radar à l'humidité du sol a été établie en polarisation HH et VV, pour les 2 angles d'incidences 26° et 36° (section 3.2 de l'article).

#### IV.1.2 Sensibilité du signal radar aux paramètres de rugosité (s, Z<sub>s</sub> et Z<sub>g</sub>)

De nombreux travaux comme (Ulaby *et al.*, 1986 ; Baghdadi *et al.*, 2002 et 2008b ; Zribi et Dechambre, 2003 ; Verhost *et al.*, 2008 ; Lievens *et al.*, 2009 ; Zribi *et al.*, 2014) ont montré que pour des configurations du capteur données (angle, fréquence et polarisation) le coefficient radar rétrodiffusé par un sol augmente avec l'augmentation de la rugosité selon une loi logarithmique ou exponentielle jusqu'à une limite pour laquelle le signal devient stable et donc insensible à tout changement de rugosité. Le seuil de saturation du signal avec la rugosité dépend de l'angle d'incidence et de la fréquence du radar (Figure I.16). Dans les travaux d'Ulaby *et al.* (1978), l'augmentation du signal radar est de l'ordre de 17 dB en bande L, de 5 dB en bande C et 2 dB en bande X pour des rugosités allant de 1.1 à 4.1 cm (en polarisation HH et à un angle d'incidence de 20°). Selon (Fung *et al.*, 1992; Ulaby *et al.*, 1986 ; Baghdadi *et al.*, 2008a ; Zribi *et al.*, 2014), la saturation du signal radar est plus rapide pour les faibles incidences par rapport aux fortes incidences. Baghdadi *et al.* (2002) ont constaté qu'une forte incidence d'environ 45° est adaptée pour différencier entre les sols lisses et rugueux. En bande C, le signal sature à partir d'une valeur de (s) d'environ 1 cm et 1.5 cm à faibles et fortes incidences, respectivement (Holah *et al.*, 2005). Tandis qu'en bande X, Baghdadi *et al.* (2008b) ont observé un écart entre les sols lisses et rugueux allant de 3.5 dB jusqu'à 5.5 dB pour les fortes incidences (50°-54°) et de 2dB jusqu'à 4 dB pour les faibles incidences (25°-28°). Aubert *et al.* (2011) ont constaté que pour une gamme d'humidité supérieure à 25%, la dynamique du signal est de 1.9 dB à 25° et de 3.5 dB à 50° pour des rugosités allant de 0.7 à 3 cm.

Pour notre étude, nous avons analysé le comportement du signal radar mesuré à partir des images TSX et CSK inter-calibrées en fonction des paramètres de rugosité : i) Ecart type des hauteurs (s) ii) le paramètre  $Z_s = \frac{s^2}{1}$  introduit par Zribi et Dechambre (2003) et iii) le nouveau

paramètre  $Z_g = s \left( \frac{s}{1} \right)^\alpha$  introduit par Zribi *et al.* (2014) pour des angles d'incidence de 26 et 36° et polarisations HH et VV (section 3.3 de l'article ci-dessous). Le tableau IV.1 illustre les configurations instrumentales optimales en termes de fréquence, d'angles d'incidence et de polarisation, permettant d'estimer les paramètres géométriques et hydriques des sols.

Tableau IV. 1. Synthèse des configurations SAR optimales pour la caractérisation des principaux paramètres du sol (humidité et rugosité)

Paramètres de surface du sol	Bandes de fréquence (ordre croissant)	Angle d'incidence	Polarisation	Précision
Etat géométrique	L > C >> X	Forts	HH, HV	3 classes de rugosité : lisse, moyennement rugueux et rugueux
Etat hydrique	X > C > L	Faibles	HH, VV	4-5 cm <sup>3</sup> /cm <sup>3</sup>

### IV.1.3 Sensibilité du signal radar aux paramètres de surface

Dans le cadre de ce travail, un modèle empirique combinant les deux effets de la rugosité et de l'humidité, est proposé et jugé très performant. En effet, à partir des résultats précédents, nous avons proposé une relation empirique reliant conjointement le comportement de l'humidité volumique et le nouveau paramètre  $Z_g$  au signal radar calculé à partir des images acquises à 36°. Le modèle proposé a été calibré et validé en exploitant les données expérimentales collectées sur nos parcelles de références durant la campagne de 2013-2014. En fait, j'ai divisé chaque date en deux groupes de différentes parcelles afin de couvrir toute la gamme d'humidité et de rugosité. J'ai obtenu à la fin deux ensembles comportent 46 parcelles chacun, une pour la calibration du modèle et l'autre pour sa validation. La validation de l'approche développée a été établie en confrontant les coefficients de rétrodiffusion simulées par le modèle à ceux réels, calculées sur les images acquises en polarisation HH et VV et à 36°.

## IV. 2 Validation des modèles de simulation des mesures radars

Le deuxième objectif de ce chapitre est l'évaluation des performances des trois modèles de rétrodiffusion des surfaces, en bande X sur des sols agricoles nus: i) modèle physique IEM (Fung *et al.*, 1992) ii) modèle semi-empirique de Dubois (1995) et iii) modèle IEM empiriquement calibré par Baghdadi *et al.* (2011). Nous avons réalisé des comparaisons entre les simulations de ces modèles et les données estimées des images radar acquises (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed). Toutes les simulations du coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^\circ$  par ces modèles étaient réalisées à partir d'une large base de données expérimentales (15 parcelles

tests, mesures de rugosité, d'humidité et de texture) et pour différentes configurations radar : polarisations HH et VV et angles d'incidences  $26^\circ$  et  $36^\circ$  (section 4 de l'article ci-dessous). Une amélioration significative des simulations par le modèle IEM optimisé par par Baghdadi *et al.* (2011), avec le paramètre d'étalonnage «  $L_{opt}$  », est observée en comparaison avec sa version initiale «  $L_{mesuré}$  » (détail dans la section 4.3 de l'article ci-après).

Comme cela a été rappelé au chapitre II, au cours de cette étude, nous avons inter-calibré les capteurs COSMO-SkyMed (CSK2 à  $36^\circ$  et CSK1 à  $26^\circ$ ) par les capteurs TerraSAR-X TSX et CSK4 respectivement. La figure IV.1 (a, b et c) illustre les coefficients de rétrodiffusion simulés à partir du modèle IEM calibré et ceux mesurés par les capteurs TSX, CSK1, CSK2 et CSK4 (avec des symboles distincts pour chaque capteur). Les graphiques montrent l'apport de la calibration des capteurs (CSK2 et CSK1) dans la réduction des biais (de -1.45 à  $-0.5$  dB à  $26^\circ$  avant et après calibration du CSK1 par CSK4 et de 1.5 à 0.9 dB à  $36^\circ$  avant et après calibration du CSK2 par TSX).

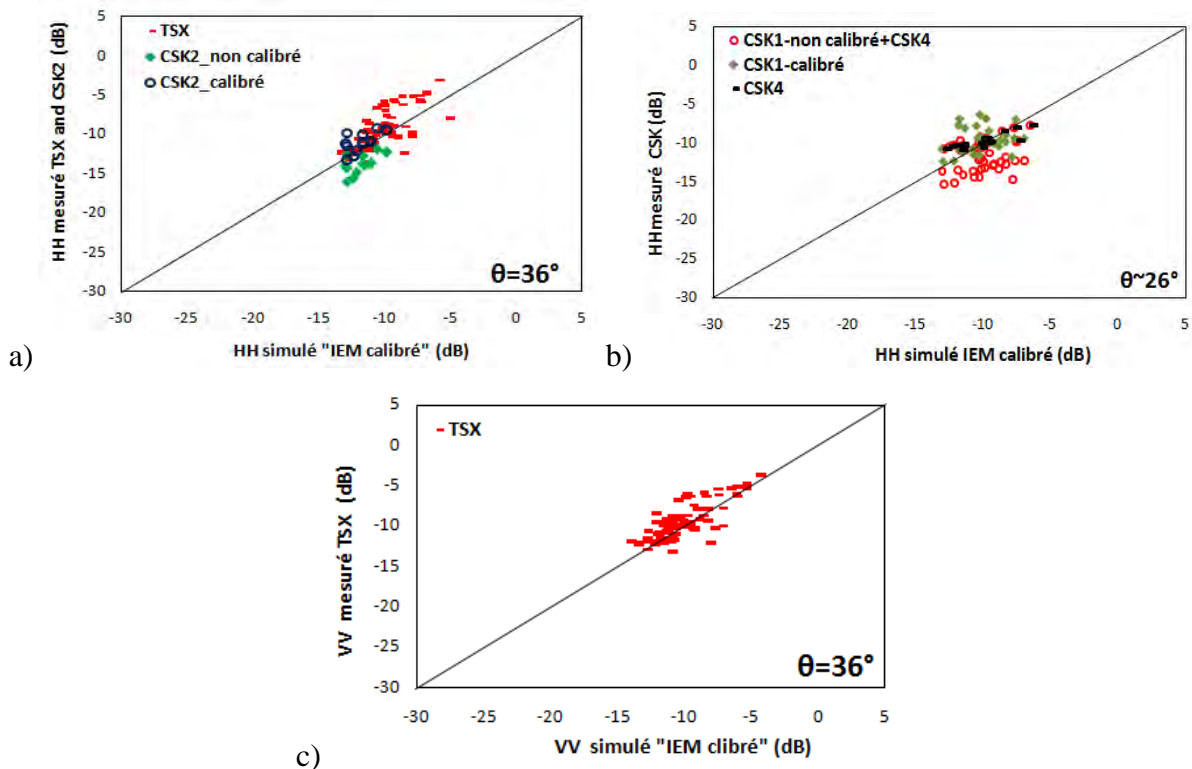


Figure IV. 1. Comparaisons des coefficients de rétrodiffusion simulés à partir de modèle IEM optimisé (Baghdadi *et al.* (2011) et mesurés à partir des capteurs: a) CSK2 avant et après calibration et TSX à  $36^\circ$  b) CSK1 avant et après calibration et CSK4 à  $26^\circ$ , en polarisation HH et c) TSX à  $36^\circ$  en polarisation VV

Article

## Potential of X-Band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR Data for the Assessment of Physical Soil Parameters

Azza Gorrab <sup>1,2,\*</sup>, Mehrez Zribi <sup>1</sup>, Nicolas Baghdadi <sup>3</sup>, Bernard Mougenot <sup>1</sup>  
and Zohra Lili Chabaane <sup>2</sup>

<sup>1</sup> CESBIO (CNRS/UPS/IRD/CNES), 18 av. Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 9, France;  
E-Mails: [mehrez.zribi@cesbio.cnes.fr](mailto:mehrez.zribi@cesbio.cnes.fr) (M.Z.); [bernard.mougenot@ird.fr](mailto:bernard.mougenot@ird.fr) (B.M.)

<sup>2</sup> University of Carthage/INAT, 43 av. Charles Nicolle 1082, Tunis, Mahrajène Tunisie, Tunisia;  
E-Mail: [zohra.lili.chabaane@gmail.com](mailto:zohra.lili.chabaane@gmail.com)

<sup>3</sup> IRSTEA, UMR TETIS, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier Cedex 5, France;  
E-Mail: [nicolas.baghdadi@teledetection.fr](mailto:nicolas.baghdadi@teledetection.fr)

\* Author to whom correspondence should be addressed; E-Mail: [azzagorrab@gmail.com](mailto:azzagorrab@gmail.com);  
Tel.: +33-561-558-525.

Academic Editor: Yoshio Inoue and Prasad S. Thenkabail

Received: 10 September 2014 / Accepted: 6 January 2015 / Published: 12 January 2015

---

**Abstract:** The aim of this paper is to analyze the potential of X-band SAR measurements (COSMO-SkyMed and TerraSAR-X) made over bare soils for the estimation of soil moisture and surface geometry parameters at a semi-arid site in Tunisia (North Africa). Radar signals acquired with different configurations (*HH* and *VV* polarizations, incidence angles of 26° and 36°) are statistically compared with ground measurements (soil moisture and roughness parameters). The radar measurements are found to be highly sensitive to the various soil parameters of interest. A linear relationship is determined for the radar signals as a function of volumetric soil moisture, and a logarithmic correlation is observed between the radar signals and three surface roughness parameters: the root mean square height (*H<sub>rms</sub>*), the parameter  $Z_s = H_{rms}^2/l$  (where *l* is the correlation length) and the parameter  $Z_g = H_{rms} \times (H_{rms}/l)^\alpha$  (where  $\alpha$  is the power of the surface height correlation function). The highest dynamic sensitivity is observed for *Z<sub>g</sub>* at high incidence angles. Finally, the performance of different physical and semi-empirical backscattering models (IEM, Baghdadi-calibrated IEM and Dubois models) is compared with SAR measurements. The results provide an indication of the limits of validity



of the IEM and Dubois models, for various radar configurations and roughness conditions. Considerable improvements in the IEM model performance are observed using the Baghdadi-calibrated version of this model.

**Keywords:** soil moisture; soil roughness; TerraSAR-X; COSMO-SkyMed; SAR; IEM; Baghdadi-calibrated IEM model; Dubois model

---

## 1. Introduction

Physical soil properties such as roughness and moisture need to be estimated in various scientific applications, such as hydrological and erosion modeling, agriculture, and the management of sustainable natural resources [1,2]. The parameters characterizing agricultural soils have very high spatial and temporal variabilities, and conventional spot soil moisture and surface roughness measurements do not provide an adequate description of this variability. Imaging Synthetic Aperture Radar (SAR) sensors have demonstrated their potential to effectively measure and monitor soil surface characteristics at a high spatial resolution [3–9]. Over bare agricultural areas, the backscattered radar signal is very sensitive to dielectric (soil moisture) and geometric (roughness) soil surface properties [10–12]. Consequently, different radar backscattering models (physical, semi-empirical, and empirical) have been developed to improve scientific understanding of the relationship between the backscattering coefficient and the parameters used to characterize the soil. The most frequently used models are the Integral Equation Model IEM of Fung *et al.* [13,14] and the Advanced Integrated Equation Model (AIEM) [15,16], which are applicable to a large range of soil roughness conditions, as well as semi-empirical models such those of Oh [17] and Dubois [18], which provide simple analytical relationships between the backscattered radar signal and physical soil parameters.

In recent years, various improvements have been achieved in the performance of existing backscattering models [19–21], in particular by enlarging their field of applicability. Various studies have contributed to the use of a more complete description of soil surface roughness for forward studies [22–30].

Zribi *et al.* [26] introduced fractal and Brownian approaches to describe the correlation function, whereas Li *et al.* [20] proposed a general power law description of roughness spectra. Fung [14] proposed different types of analytical correlation function, used to fit the experimental data.

In addition, other studies have been proposed to improve the description of surface parameters in contexts where the measurements are achieved with only a small number of radar data configurations and the resulting need to retrieve only a small number of surface parameters. Zribi and Dechambre [31] proposed the introduction of a new parameter,  $Z_s$ , equal to  $H_{rms}^2/l$ , which combines the effects of two roughness descriptions (rms height and correlation length) in one single parameter, and Zribi *et al.* [32] proposed a global parameter combining the influence of three conventional parameters (rms height, height correlation length, and correlation function shape). Lievens *et al.* [30] showed that roughness parameters can vary from one SAR acquisition to another, since they are related to the observed backscatter coefficients, and to variations in local incidence angle. A statistical model was thus developed to estimate effective roughness parameters from radar observations. Baghdadi *et al.* [33–36] define a new empirical correlation length,  $L_{opt}$ , calculated as a function of the

rms surface height and the characteristics of the remote sensing radar (frequency, incidence angle and polarization), allowing an improved fit to be achieved between IEM simulations and radar observations.

Despite these contributions, the influence of roughness is still poorly modelled in currently known inversion techniques, and most of these studies were made in the C band. Only a small number of studies have discussed the potential applications of X-band data [11,12,37].

In this context, the aim of the present paper is to analyze the behavior of X-band radar data acquired with the TerraSAR-X and COSMO-SkyMed sensors as a function of physical soil parameters (moisture and roughness), and to compare these results with the predictions of the most commonly used backscattering models. Section 2 describes the study site, satellite images and ground measurement database. Section 3 provides a statistical analysis of the relationships established between backscattered radar signals and soil parameters. Section 4 compares the performance of the different backscattering models. Our conclusions are provided in Section 5.

## 2. Study Site and Database Description

### 2.1. Study Site Description

Our study site is situated in the Kairouan plain ( $9^{\circ}23'–10^{\circ}17'E$ ,  $35^{\circ}1'–35^{\circ}55'N$  (Figure 1)), in central Tunisia. The climate in this region is semi-arid, with an average annual rainfall of approximately 300 mm/year, characterized by a rainy season lasting from October to May, with the two rainiest months being October and March [9]. As is generally the case in semi-arid areas, the rainfall patterns in this area are highly variable in time and space. The mean temperature in Kairouan City is  $19.2^{\circ}C$  (minimum of  $10.7^{\circ}C$  in January and maximum of  $28.6^{\circ}C$  in August). The mean annual potential evapotranspiration (Penman) is close to 1600 mm. The landscape is mainly flat, and the vegetation is dominated by agricultural production (cereals, olive groves, fruit trees, market gardens and bare soils).



**Figure 1.** Location of the study site.

### 2.2. Database Description

#### 2.2.1. Satellite Images

Eleven radar images (X-Band  $\sim 9.65$  GHz) were acquired with four different sensors: TerraSAR-X (TSX), and the COSMO-SkyMed constellation (CSK1, CSK2, CSK4), using

several different configurations (dual polarization, and two incidence angles: 26° and 36°). Table 1 summarizes the main characteristics of the SAR images recorded at the Kairouan site. All of the images were acquired in the form of “Single Look Complex” products, with the TSX images produced in the Single Look Slant Range Complex (SSC) representation, and the CSK images produced in the Single Look Complex Slant product Balanced (SCS\_B) representation. Seven TSX datasets were acquired with Spotlight dual-polarization (HH and VV) at a high incidence angle (36°) and with a ground pixel spacing of approximately 2 m. In the case of the CSK data, four images were acquired in Ping Pong mode using the horizontal and cross polarizations (*HH* and *HV*), at two incidence angles (26° and 36°), with a pixel spacing of approximately 8 m. The SAR images were firstly multi-looked to reduce speckle using the NEST software (available at: <https://earth.esa.int/web/nest/home/>). When multi-looked is required in the case of CSK images, we consider 2 looks in azimuth and range direction (leading to a resolution of  $\sim 16 \times 16 \text{ m}^2$ ), whereas in the case of TSX images, 5 looks are used in azimuth and range direction (resulting pixel size  $\sim 9 \times 9 \text{ m}^2$ ). The images were then radiometrically calibrated to derive the backscattering coefficients  $\sigma^0$ , and finally geo-referenced using the SRTM 3Sec as a DEM (Auto download in NEST software). The mean radar signals were computed for each training plot.

**Table 1.** Main characteristics of the X-band SAR images: Pol: Polarization, Inc: Incidence Angle, Desc: Descendant and Asc: Ascendant.

Nr	Sensor	Date of Acquisition (dd/mm/yyyy)	Acquisition Time (UTC)	Acquisition Mode	Pol Mode	Inci.	Orbit	Geometric Resolution (m)
1	CSK1	06/11/2013	17:21:24	PingPong	HV/HH	26°	Desc	7.9
2	TSX	09/11/2013	17:13:34	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8
3	TSX	20/11/2013	17:13:34	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8
4	CSK1	22/11/2013	17:21:19	PingPong	HV/HH	26°	Desc	7.9
5	TSX	01/12/2013	17:14:17	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8
6	CSK4	04/12/2013	17:21:14	PingPong	HV/HH	26°	Desc	7.9
7	CSK2	05/12/2013	17:15:13	PingPong	HV/HH	36°	Desc	7.9
8	TSX	12/12/2013	17:14:17	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8
9	TSX	23/12/2013	17:14:16	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8
10	TSX	14/01/2014	17:14:15	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8
11	TSX	25/01/2014	17:14:15	Spotlight	HH/VV	36°	Asc	1.8

### 2.2.2. Ground Measurements

Between November 2013 and January 2014, ground campaigns were carried out at the same time as the eleven satellite acquisitions. Fifteen bare soil reference fields were considered with different types of roughness, ranging from smooth to ploughed surfaces (Figure 2). The surface areas of these study fields ranged between 1.6 ha and 17 ha. The ground measurements made on the test fields involved the characterization of the following soil parameters: soil moisture using a theta-probe instrument, gravimetric sampling, soil roughness using a pin profiler, soil bulk density and soil texture.



Figure 2. Location of reference fields on the study site (SPOT image).

### Soil Moisture

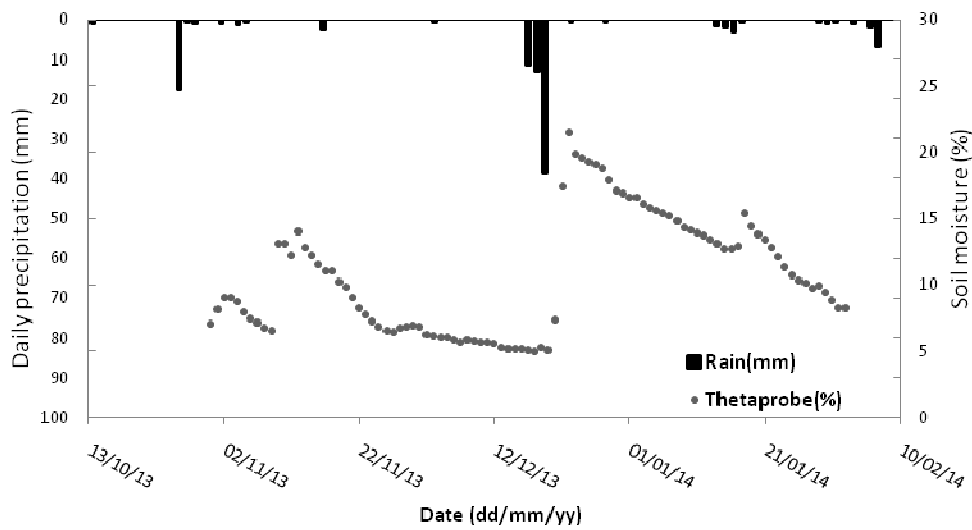
For each training field, approximately ten different gravimetric samples were taken (at depths ranging between 0 and 2 cm), and approximately 20 handheld thetaprobe measurements were made at a depth of 5 cm. These two different depths were used in order to assess the influence of radar penetration depth, which is less than 2 cm at X-band frequencies. The samples were taken from various locations in each reference field, within a two-hour time frame between 15:40 and 17:40, coinciding with the time of each satellite acquisition. The thetaprobe measurements were calibrated with gravimetric measurements recorded during previous campaigns [9].

The gravimetric soil moisture content was computed from the ratio of the mass of water to the mass of dry soil, and was then converted to the volumetric soil moisture using the soil's bulk density (six samples per field). Strong temporal variations in soil moisture content were observed during the experimental campaigns. The volumetric moisture ranged between 4.7% and 31.6% for the thetaprobe measurements, and between 1.2% and 40% for the gravimetric estimations.

Figure 3 illustrates the daily values of precipitation and mean volumetric surface soil moisture, estimated by calculating the mean value of the continuous recordings given by two thetaprobe measurements at a depth of 5 cm. A strong correlation was observed between the soil moisture estimations and precipitation events. Following a precipitation event we generally observe a peak followed by a strong decrease in soil moisture caused the high level of ambient evaporation.

### Soil Roughness

Roughness is a measure of micro-topographic height variations at the soil's surface. This was characterized by means of a 1 m long pin profiler with a resolution equal to 2 cm. Ten roughness profiles, 5 parallel and 5 perpendicular to the tillage row direction, were established in all reference fields during three different ground campaigns. Two main surface roughness parameters, the root mean square surface height ( $H_{rms}$ ) and the correlation length ( $l$ ), were determined from the mean correlation function, which was computed from the digitized soil profiles [3,10]. Significant variations in the values of  $H_{rms}$  were observed between successive ground campaigns, ranging from 0.24 cm (very smooth soils) to 3.4 cm (ploughed soils), resulting mainly from the influence of rain and cultural practices (tillage, sowing...).



**Figure 3.** Daily precipitation data and surface soil moisture variations, recorded during the ground campaign with a thetaprobe at 0–5 cm depth.

### Soil Texture

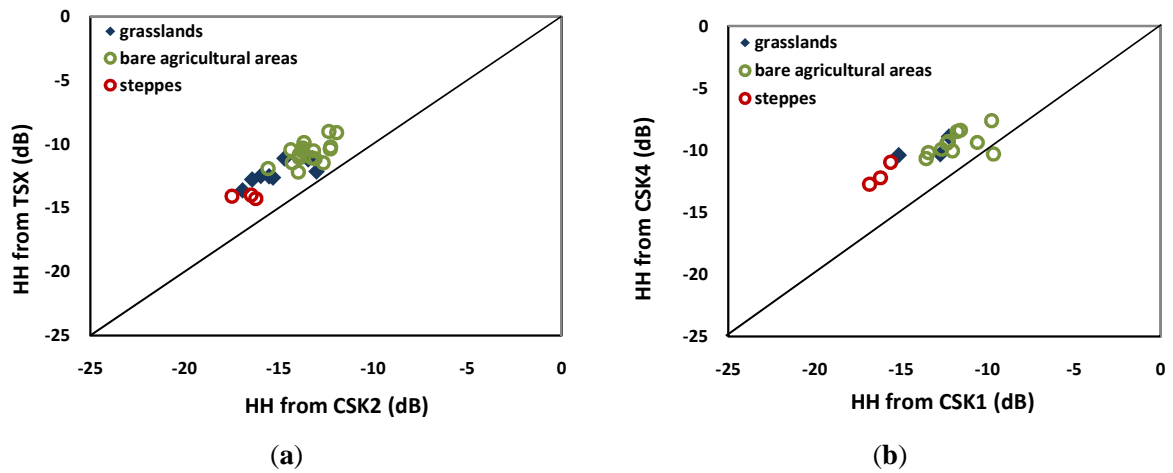
For each reference field, three soil samples were collected in order to characterize the soil texture. Various measurements were made in the laboratory to calculate the percentages of sand, silt and clay particles, thus determining the soil's texture. The clay percentages ranged between 18.1% and 47.7% and the sand percentages ranged between 9.95% and 68.8%.

### **3. Statistical Analysis of Radar Measurements**

In this section, we present the results of our statistical analysis of radar measurements as a function of the soil parameters: volumetric soil moisture, and three roughness parameters ( $H_{rms}$ ,  $Z_s$  and  $Z_g$ ), for all of the reference fields.

#### *3.1. Inter-Comparison between TerraSAR-X and COSMO-SkyMed Measurements*

In the last two years, several studies making use of TSX and CSK data have revealed the need to inter-calibrate the raw measurement data [38,39], before it is applied to parametric analysis of the soil. Recently, Baghdadi *et al.* [38] compared TSX and CSK signal levels recorded over forests. Although they observed a temporally stable signal for each of the studied X-band sensors (TSX, CSK1, CSK2, CSK3, CSK4), significant differences reaching approximately 3 dB in the HH polarization and 5 dB in the HV polarization were found in the absolute signal levels measured by these sensors. The results of the comparative analysis established by Pettinato *et al.* [39] have also demonstrated strong differences, equivalent to 4.8 dB, between the signals measured by TSX and CSK2.



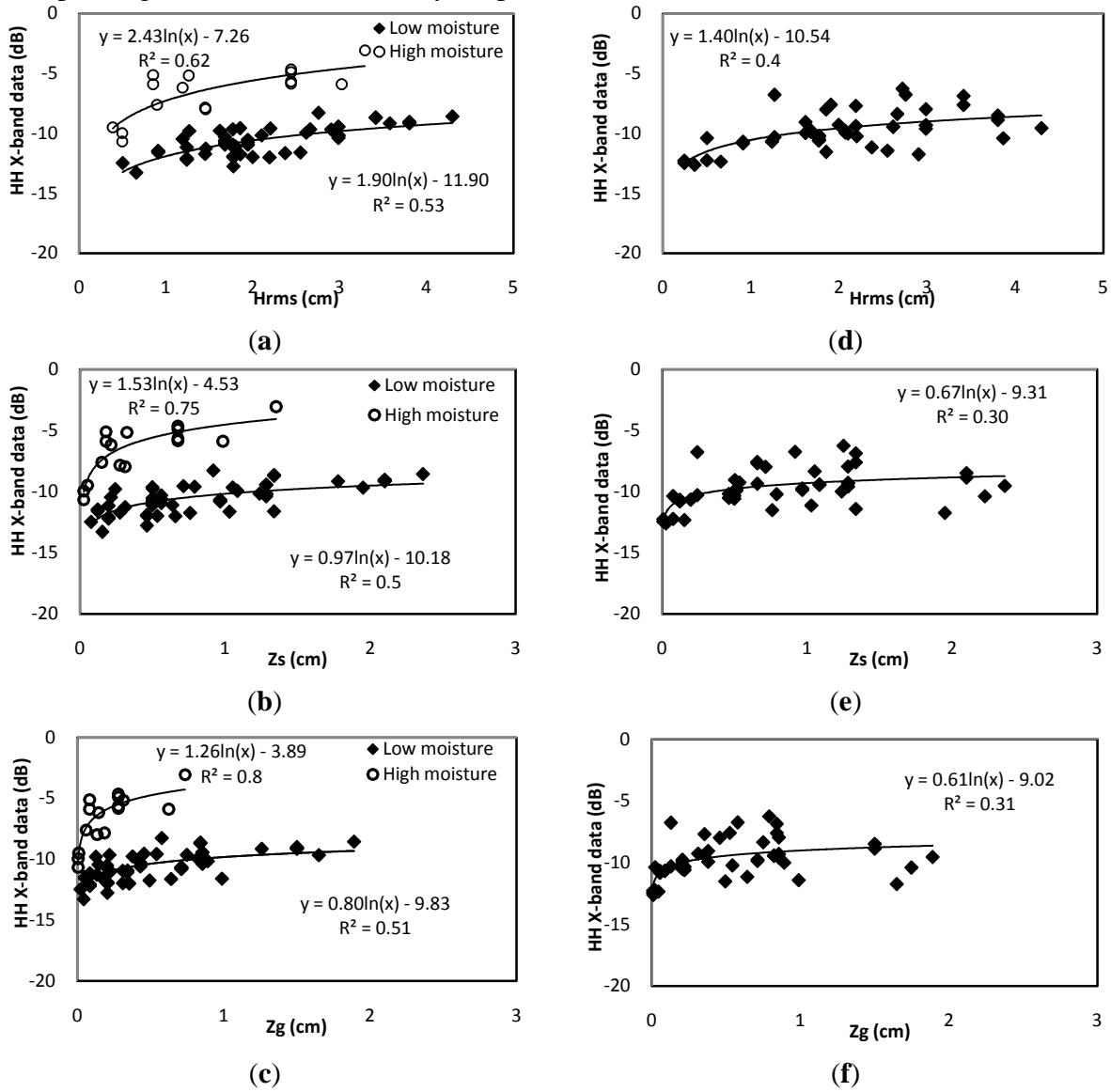
**Figure 4.** Inter-comparison between COSMO-SkyMed and TerraSAR-X data at  $HH$  polarization: (a) TSX and CSK2 at  $36^\circ$  and (b) CSK1 and CSK4 at  $26^\circ$ . Each point corresponds to one homogenous region of Interest.

In the present study, TSX and CSK measurements are compared and analyzed using a large number of targets. Comparisons were established between various pairs of images (TSX and CSK), acquired at the same polarizations and incidence angles. Images recorded at approximately the same date were selected, thus ensuring the presence of similar conditions of soil moisture and roughness. Different large, stable plots (*i.e.*, having just one type of land use: bare agricultural areas, steppes, grasslands, *etc.*) were selected, and their mean radar signals were calculated. The mean radar signals in the TSX and CSK2 images recorded at  $36^\circ$  incidence, and in the CSK1 and CSK4 images recorded at  $26^\circ$  incidence, are compared in Figure 4a,b, showing that there are significant differences between the datasets recorded by these pairs of sensors. The mean difference between the TSX and CSK2 images is approximately 2.8 dB, and that between the CSK1 and CSK4 images is approximately 2.9 dB. It is important to note that at  $26^\circ$  incidence, the radar images were acquired in the same descending orbit, whereas at  $36^\circ$  incidence the TSX images were acquired in an ascending orbit and the CSK data was acquired in a descending orbit. Our analysis is based on the observation of targets, some of which are characterized by a limited directional effect. In this context, Zribi *et al.* [40] have shown that in the case of bare soils observed at high incidence angles and high frequencies, the radar signals have a low sensitivity to the azimuth angle. As proposed in Baghdadi *et al.* [38], the signals recorded by TSX and CSK4 were taken as references, such that the CSK2 signals recorded at  $36^\circ$  were corrected by the mean difference (between the TSX and CSK2 images) of 2.8 dB, and the CSK1 signals recorded at  $26^\circ$  were corrected by the mean difference (between the CSK4 and CSK1 images) of 2.9 dB.

### 3.2. Relationship between Radar Signal and Soil Roughness

In order to analyze the influence of soil roughness on the radar signals, the sensitivity of the TSX and inter-calibrated CSK backscattering coefficients was studied as a function of three different roughness parameters: (i) the root mean surface height  $H_{rms}$ ; (ii) the parameter  $Z_s = H_{rms}^2/l$  [31], and (iii) the parameter  $Z_g = H_{rms}(H_{rms}/l)^\alpha$  [32]. This analysis was made in the HH and VV polarizations, at incidence angles equal to  $36^\circ$  and  $26^\circ$ . Figure 5 shows the results corresponding to the HH polarization. In order to extract the influence of roughness only, the data

was sorted into two sets: (i) data corresponding to soil with a low volumetric moisture content (less than 10%); and (ii) data corresponding to soil with a high volumetric moisture content (greater than 25%). As no high-moisture images were recorded at low incidence ( $26^\circ$ ), datapoints corresponding to low soil moisture only are plotted.



**Figure 5.** Relationship between X-band SAR signals in the  $HH$  polarization and the soil roughness parameters  $H_{rms}$ ,  $Z_s$ , and  $Z_g$ . The data was recorded at  $36^\circ$  incidence, for low and high values of soil moisture (a–c), and at  $26^\circ$  incidence, for low moisture values only (no high moisture at  $26^\circ$  incidence acquisition dates) (d–f).

The results show that the radar signals are highly sensitive to all roughness parameters ( $H_{rms}$ ,  $Z_s$  and  $Z_g$ ), at high incidence angles. These relationships are well described by a function in which the radar backscattering coefficient increases linearly with the logarithm of the relevant roughness parameter. This behavior was also observed in several other studies (e.g., [10–12]). The highest correlations are observed with the high moisture set (Figure 5a–c). This could be explained by the presence of high values of surface roughness in the case of low soil moisture only, for which the radar signal nearly reaches saturation. For the high moisture, high incidence ( $36^\circ$ ) dataset, the radar signals are more strongly correlated with  $Z_s$  ( $R^2 =$

0.75,  $p$ -value = 0.002) and  $Z_g$  ( $R^2 = 0.8$ ,  $p$ -value = 0.002) than with  $H_{rms}$  ( $R^2=0.62$ ,  $p$ -value=0.001). This behavior is in agreement with the results observed in [32]. The parameter  $Z_s$  combines the influence of both  $H_{rms}$  and the soil's roughness correlation length. In addition, it introduces the influence of slope ( $H_{rms}/l$ ), which is an important soil feature in the estimation of  $\sigma^0$ , as shown by [31]. The strongest correlation found with  $Z_g$  can be explained by the fact that it represents the combined influences on radar backscattering of  $H_{rms}$ ,  $l$  and the correlation function shape. At a low angle of incidence ( $\theta = 26^\circ$ ), the results shown in Figure 5d–f show that the radar signal is less sensitive to soil roughness than at high incidence, as has been shown by various experimental and theoretical studies [12]. Table 2 summarizes the correlation coefficients of the logarithmic regressions determined for the radar measurements, expressed as a function of soil roughness, for all of the radar configurations. It can be seen that the  $VV$  and  $HH$  polarizations lead to approximately similar correlation coefficients.

**Table 2.** Correlation coefficients retrieved from logarithmic regressions, for various roughness parameters and multi-configuration radar datasets.

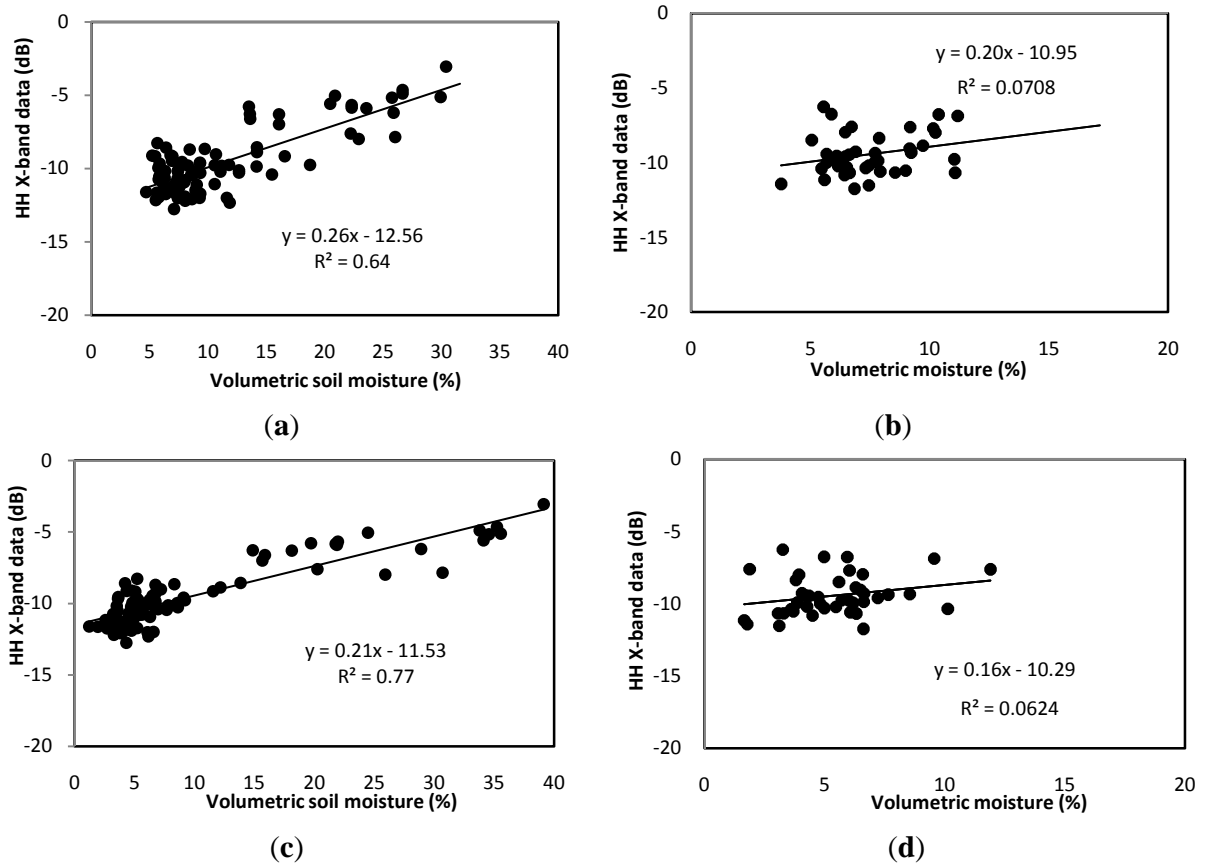
		<i>HH</i> Polarization		<i>VV</i> Polarization	
		Low Moisture	High Moisture	Low Moisture	High Moisture
36°	<i>H<sub>rms</sub></i>	0.53	0.62	0.57	0.6
	<i>Z<sub>s</sub></i>	0.5	0.75	0.52	0.77
	<i>Z<sub>g</sub></i>	0.51	0.8	0.53	0.8
26°	<i>H<sub>rms</sub></i>	0.4			
	<i>Z<sub>s</sub></i>	0.3			
	<i>Z<sub>g</sub></i>	0.31			

### 3.3. Relationship between Radar Signal and Soil Moisture Content

Figure 6 shows the behavior of the  $HH$  polarization signals as a function of volumetric soil moisture derived from thetaprobe measurements (Figure 6a,b), and as a function of gravimetric measurements (Figure 7c,d). Linear relationships are observed between the backscattering coefficients and the volumetric soil moisture at  $36^\circ$  and  $26^\circ$  incidence. These behaviors are observed in several studies as [4,7].

In the case of the data recorded at  $36^\circ$ , the thetaprobe measurements (0–5 cm) are found to be more sensitive (0.26 dB/vol%) than the gravimetric measurements (0.21 dB/vol%). These results can be explained by the fact that the 0–2 cm layer of soil is relatively thin, is more strongly influenced by extremely high and low moisture conditions, and is affected by a larger range of soil moisture values. In practice, the storage capacity of the thin surface layer is quickly saturated during a strong precipitation event. In addition, the upper surface layer is the most strongly affected by evaporation, under very dry conditions. In the case of the data acquired at  $26^\circ$ , the radar signal is also found to have a good sensitivity to volumetric soil moisture, corresponding to 0.16 dB/vol% for gravimetric sampling and 0.2 dB/vol% for the thetaprobe measurements. It should be noted that due to the relatively restricted range of soil moistures occurring at the time of the low incidence radar acquisitions, weaker correlations are observed at  $26^\circ$  than at  $36^\circ$  incidence. These results are also confirmed in the  $VV$  polarization ( $36^\circ$  incidence), with sensitivity equal to 0.25 dB/vol% for the thetaprobe, and 0.2 dB/vol% for the gravimetric measurements.





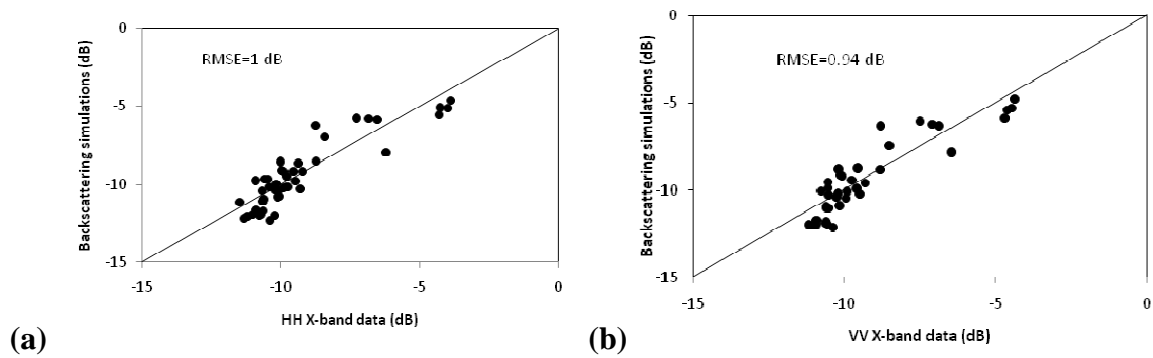
**Figure 6.** Relationships between backscattering coefficient and measured volumetric soil moisture in the *HH* polarization: (a,b) for moisture measured with a thetaprobe instrument at a depth of 5 cm, at 36° and 26° incidence; (c,d) for moisture measured by gravimetric sampling at a depth of 2 cm, at 36° and 26° incidence.

### 3.4. Relationship between Radar Signal and Soil Parameters

In the previous two sections, we implemented separate analyses of the radar signal's sensitivity to surface roughness and soil moisture. From these results, we propose a simple empirical expression relating the radar signal to these two parameters, *i.e.*,  $Mv$  (soil moisture) and  $Zg$  (surface roughness):

$$\sigma_0 = \alpha Mv + \beta \log(Zg) + \gamma \quad (1)$$

As the soil moisture is characterized by a small dynamic range at 26° incidence, our analysis was restricted to that of images acquired at 36° incidence. Our radar data was divided into two datasets: the first of these was used to estimate the parameters of the empirical model, and the second was used for its validation. The coefficients  $\alpha$ ,  $\beta$  and  $\gamma$  were fitted using the least squares method. For the *HH* polarization,  $\alpha = 0.22$ ,  $\beta = 0.85$  and  $\gamma = -11.14$ , with  $R^2 = 0.82$ . For the *VV* polarization, the following values were found:  $\alpha = 0.20$ ,  $\beta = 0.59$  and  $\gamma = -11.21$ , with  $R^2 = 0.82$ . Figure 7 shows a plot comparing the values computed using this empirical relationship with those recorded in the second experimental dataset. The agreement between experimental radar data and simulated values is found to be excellent, with an RMS error of 1 dB in the *HH* polarization, and 0.94 dB in the *VV* polarization.



**Figure 7.** Validation of the empirical model used to simulate radar signal strength at  $36^\circ$  incidence, as a function of soil moisture and soil roughness: (a) *HH* polarization; (b) *VV* polarization.

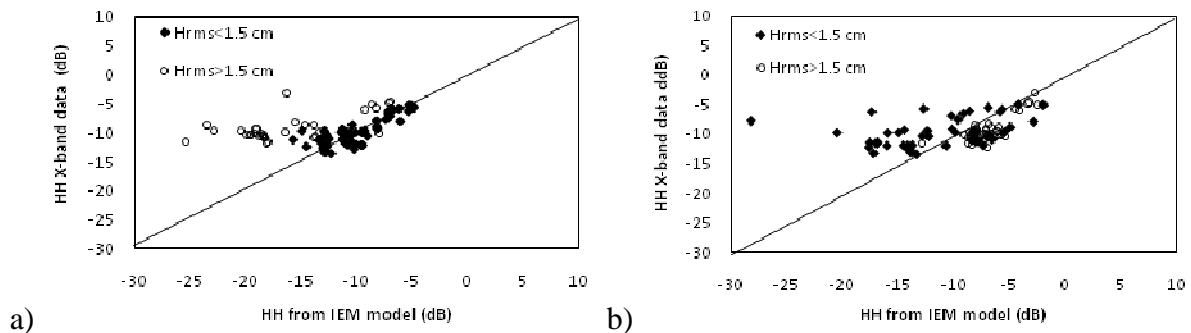
#### 4. Evaluation of Backscattering Models

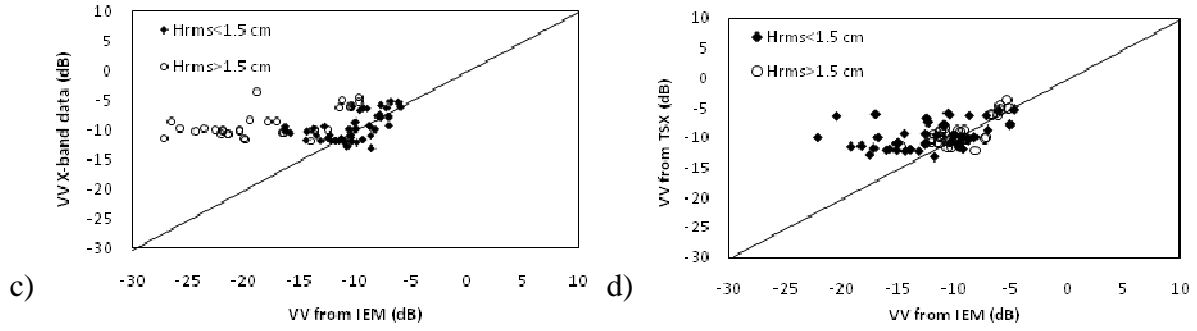
In this section, we evaluate the accuracy of various backscattering models: IEM model; Dubois model; and the Baghdadi-calibrated IEM model, by comparing the predicted signal strengths with the remotely sensed radar data. *In situ* measurements from our database (soil moisture and surface roughness) were used to provide input to the models. The discrepancies observed between the real and simulated signals are expressed in the form of two statistical indices: root mean square error (RMSE) and bias.

##### 4.1. IEM Model

The Integral Equation Model is a physical radar backscattering model, developed by Fung and Chen [13]. For bare agricultural soils, it simulates the  $\sigma_{HH}^0$ ,  $\sigma_{HV}^0$  and  $\sigma_{VV}^0$  radar backscattering coefficients as a function of various radar configurations and soil parameters. The IEM's domain of applicability covers a wide range of roughness values [13], which can be approximated by  $k \times Hrms < 3$ , corresponding to  $Hrms < 1.5$  cm in the X-Band, where  $k$  is the wavenumber of the radar signal. Two types of surface correlation function, exponential or Gaussian, are used in the IEM backscatter model simulations. The exponential correlation function is generally used to represent smooth natural surfaces, whereas the Gaussian function is used to describe high surface roughness values [41].

Figures 8 and 9 compare the IEM model with measured radar data, at  $36^\circ$  incidence (*HH* and *VV* polarizations) and at  $26^\circ$  incidence (*HH* polarization).

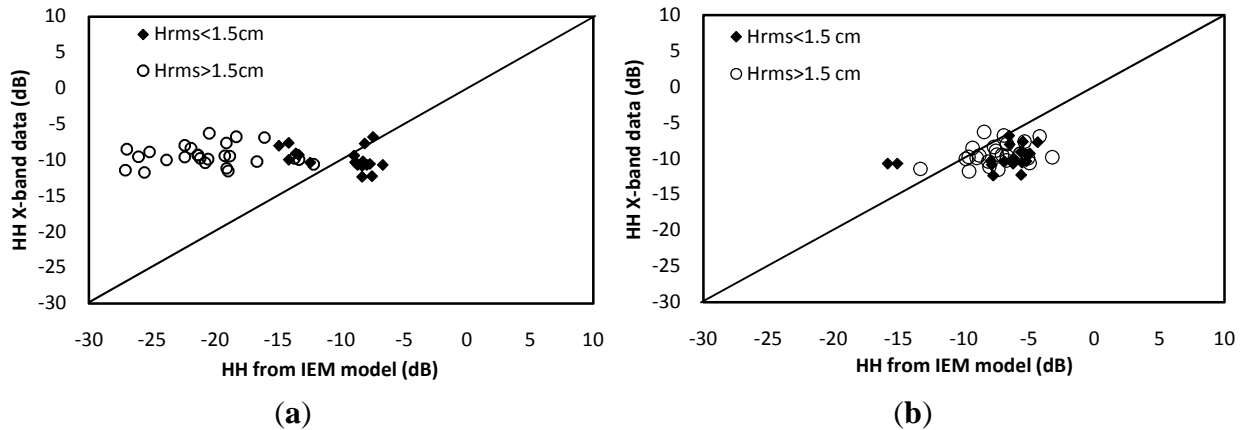




**Figure 8.** Comparison between measured X-band data and IEM simulations, at  $36^\circ$  incidence: *HH* polarization: **a)** exponential correlation function and **b)** Gaussian correlation function; *VV* polarization: **c)** exponential correlation function and **d)** Gaussian correlation function.

The results show that the IEM simulations are in good agreement with the remotely sensed signals under certain conditions only:

- In the *HH* polarization, for  $H_{rms} < 1.5$  cm, with an exponential correlation function: at  $\theta = 36^\circ$ , bias = 0.29 dB and RMSE = 1.59 dB; and at  $\theta = 26^\circ$ , bias = 0.08 dB and RMSE = 3.54 dB. On the other hand, the IEM model tends to over-estimate the backscattering coefficient  $\sigma_{HH}^0$  in the following cases:  $H_{rms} > 1.5$  cm with a Gaussian correlation function: bias approximately  $-2.31$  and  $-1.98$  dB, and RMSE equal to 2.64 and 2.9 dB, for  $\theta = 36^\circ$  and  $\theta = 26^\circ$ , respectively.
- In the *VV* polarization, for  $H_{rms} < 1.5$  cm, with an exponential correlation function: at  $\theta = 36^\circ$ , bias = 0.63 dB and RMSE = 2.4 dB. For  $H_{rms} > 1.5$  cm, with a Gaussian correlation function: at  $36^\circ$ , bias = 0.24 and RMSE = 1.66 dB.

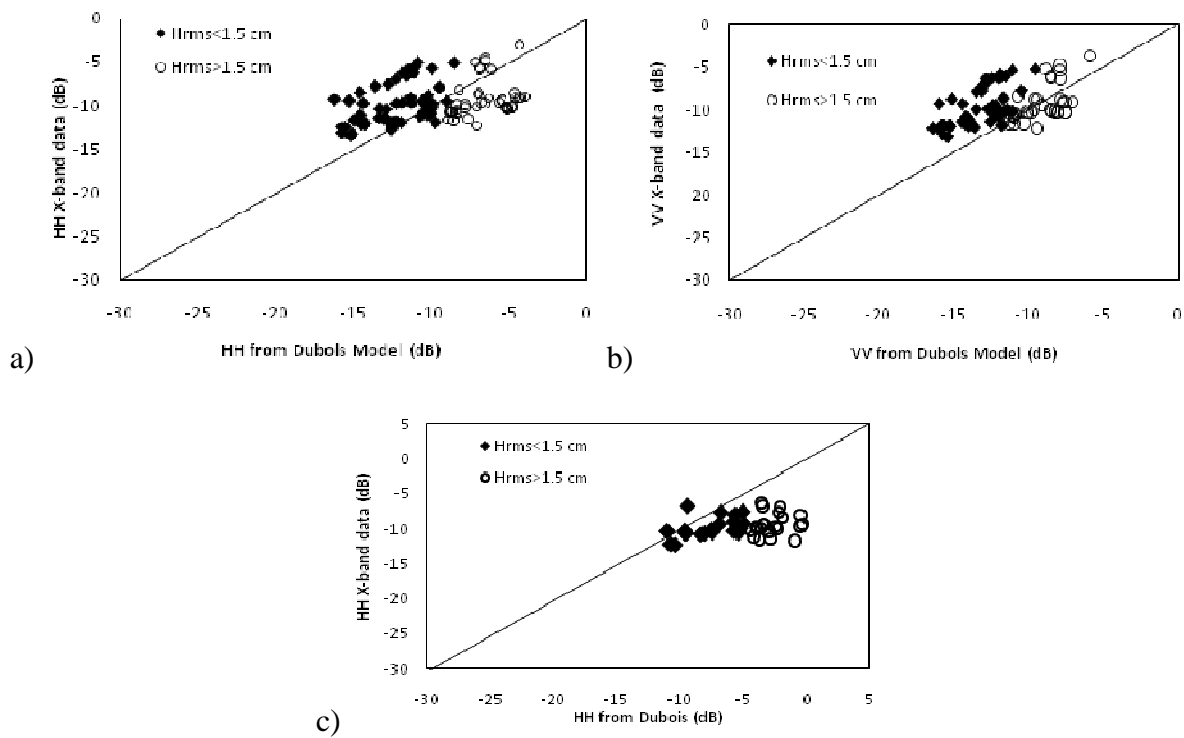


**Figure 9.** Comparison between measured X-band data and IEM simulations at  $26^\circ$  incidence in the *HH* polarization: **(a)** exponential correlation surface; **(b)** Gaussian correlation function.

Using X-band data and various incidence angles in the range between  $25^\circ$  and  $52^\circ$ , Baghdadi *et al.*, [30] observed that the IEM correctly simulates the values of  $\sigma_{HH}^0$  and  $\sigma_{VV}^0$  for the following two cases:  $H_{rms} < 1.5$  cm with an exponential correlation function; and  $H_{rms} > 1.5$  cm with a Gaussian function.

#### 4.2. Dubois Model

The Dubois model is a semi empirical backscattering model, developed by Dubois *et al.* [18]. It simulates the  $\sigma_{HH}^0$  and  $\sigma_{VV}^0$  radar backscatter coefficients using as input the incidence angle ( $\theta^\circ$ ), the dielectric constant, the  $H_{rms}$  surface height, and the radar wavelength. Figure 10 shows that this model is in good agreement with the measured  $\sigma_{VV}^0$  data, only for the case where  $H_{rms} > 1.5$  cm and  $\theta = 36^\circ$ , with a corresponding bias of  $-0.18$  dB and RMSE of 1.75 dB. The Dubois model often tends to over-estimate the SAR backscattering coefficients at  $\theta = 36^\circ$  when  $H_{rms} > 1.5$  cm, with a bias of approximately  $-2.6$  dB and an RMSE of 3.4 dB, and at  $\theta = 26^\circ$  for all values of  $H_{rms}$ , with a bias of approximately  $-4.6$  dB and an RMSE of 5.5 dB. On the other hand, at  $\theta = 36^\circ$  this model underestimates the radar signal in the case of low surface roughness ( $H_{rms} < 1.5$  cm), with a bias of approximately 2.32 dB and an RMSE of 3.25 dB in the  $HH$  polarization, and a bias of approximately 3.5 dB and an RMSE of 3.9 dB in the  $VV$  polarization.



**Figure 10.** Comparison between X-band data and Dubois simulations: **a)**  $HH$  polarization, at  $36^\circ$  incidence; **b)**  $VV$  polarization, at  $36^\circ$  incidence; **c)**  $HH$  polarization, at  $26^\circ$  incidence.

#### 4.3. Baghdadi Calibrated IEM Version

In the following paragraph, the semi-empirical calibration of the IEM model developed by Baghdadi *et al.* [33–36] is applied, in order to minimize the mismatch between the IEM simulations and the observed backscattered signal. In this new version of the IEM, the measured correlation length is replaced by a fitting parameter “ $L_{opt}$ ”, whatever the range of  $H_{rms}$ . The use of  $L_{opt}$  has been tested under various SAR configurations, in the X and C bands, and at both  $HH$  and  $VV$  polarizations [33–36]. The results show firstly that the implementation of  $L_{opt}$  leads to an improved agreement between the IEM simulations and the SAR data. Secondly, it also allows the IEM’s domain of validity to be extended, to include even high values of surface roughness (Table 3). Finally, it makes it possible to restrict the use of roughness parameters to that of  $H_{rms}$  only. This is very useful for the inversion of data, using a generally small number of radar configurations. These modifications are proposed for

the Gaussian correlation function shape, which leads to the best agreement between simulations and data, when the new fitting parameter  $L_{opt}$  is used.

In the X-band, when the Gaussian correlation function is used,  $L_{opt}$  is written as [36]:

$$L_{opt}(Hrms, \theta, HH) = 18.102 e^{-0.033\theta} Hrms^{0.7644} e^{0.0035\theta}, \text{ for HH polarization} \quad (2)$$

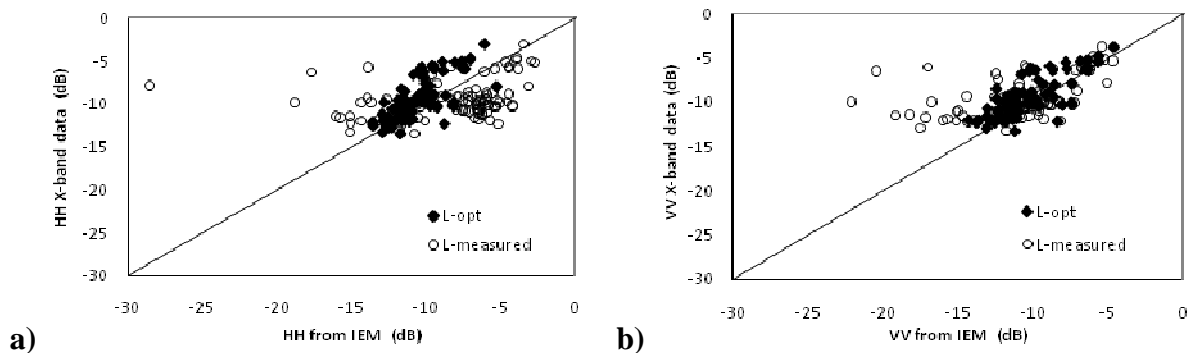
$$L_{opt}(Hrms, \theta, VV) = 18.075 e^{-0.0379\theta} Hrms^{1.2594} e^{-0.0145\theta}, \text{ for VV polarization} \quad (3)$$

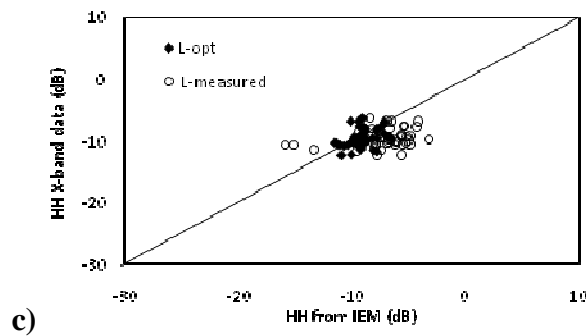
where  $\theta$  is expressed in degrees, and  $L_{opt}$  and  $Hrms$  are expressed in centimeters.

**Table 3.** Main statistical indexes (Bias and RMSE) for the IEM model, Dubois model, and the IEM model calibrated using  $L_{opt}$ , described by Baghdadi *et al.* [36], in the *HH* and *VV* polarizations.

		HH Polarization		VV Polarization	
IEM Model (Using Measured Correlation Length)					
		Bias (dB)	RMSE (dB)	Bias (dB)	RMSE (dB)
<b>36°</b> (Exponential function)	<i>Hrms</i> < 1.5 cm	0.29	1.59	0.63	2.41
	<i>Hrms</i> > 1.5 cm	4.56	7.78	6.04	9.21
	All <i>Hrms</i>	2.11	5.2	3.34	6.72
<b>36°</b> (Gaussian function)	<i>Hrms</i> < 1.5 cm	3.42	8.2	4.32	8.36
	<i>Hrms</i> > 1.5 cm	-2.31	2.64	0.24	1.66
	All <i>Hrms</i>	0.99	6.5	3	6.9
<b>26°</b> (Exponential function)	<i>Hrms</i> < 1.5 cm	0.08	3.54		
	<i>Hrms</i> > 1.5 cm	11.1	11.8		
	All <i>Hrms</i>	6.45	3.05		
<b>26°</b> (Gaussian function)	<i>Hrms</i> < 1.5 cm	-1.28	3.6		
	<i>Hrms</i> > 1.5 cm	-1.98	2.89		
	All <i>Hrms</i>	-1.2	3		
Dubois Model					
<b>36°</b>	<i>Hrms</i> < 1.5 cm	2.32	3.25	3.48	3.9
	<i>Hrms</i> > 1.5 cm	-2.57	3.38	-0.18	1.75
	All <i>Hrms</i>	0.22	3.3	1.91	1.78
<b>26°</b>	<i>Hrms</i> < 1.5 cm	-2.19	2.85		
	<i>Hrms</i> > 1.5 cm	-6.8	7.08		
	All <i>Hrms</i>	-4.6	5.49		
IEM calibrated Model according to Baghdadi <i>et al.</i> [36]					
<b>36°</b> (all <i>Hrms</i> )		0.97	1.8	0.84	1.67
<b>26°</b> (all <i>Hrms</i> )		-0.55	1.64		

Figure 11 compares the measured radar data with simulated signals obtained with the initial version (using the measured correlation length), and with the empirical calibrated version (using the fitting parameter  $L_{opt}$ ) of the IEM model. In these two versions,  $\sigma_{HH}^0$  and  $\sigma_{VV}^0$  are computed using the Gaussian correlation function.





**Figure 11.** Comparison between X-band radar signals and Baghdadi-calibrated IEM [36] simulations: (a) *HH* polarization;  $36^\circ$  incidence angle; (b) *VV* polarization,  $36^\circ$  incidence; (c) *HH* polarization,  $26^\circ$  incidence.

## 5. Conclusions

In this study, the sensitivity of X-band SAR signals to physical soil parameters is analyzed for the case of bare agricultural soils. Remotely sensed data, recorded by two SAR systems (the TSK and CSK constellations) over a semi-arid region in Tunisia, is compared with *in situ* measurements of soil moisture and surface roughness. The first step in this process involves the inter-calibration of four different X-band sensors (TSX, CSK1, CSK2, CSK4). As reported in other studies, strong offsets are observed between the signals measured by these sensors. An empirical calibration of the CSK1 and CSK2 signals is proposed, in which the latter are referenced to the signals recorded by the TSK and CSK4 sensors, respectively. Logarithmic relationships are then observed between the multi-configuration backscattering coefficients extracted from the TSX and CSK sensor data and the surface roughness parameters: *Hrms* (root mean square height), *Zs* and *Zg*. The strongest correlation ( $R^2 = 0.8$ ) is obtained with the parameter *Zg*, at  $36^\circ$  incidence. This can be explained by the fact that *Zg* combines the influence of several conventional roughness parameters (*Hrms*, correlation length and correlation function shape). A linear correlation is observed between the radar signals and the measured values of volumetric soil moisture, at angles of incidence equal to  $26^\circ$  and  $36^\circ$ . The strongest sensitivities are obtained from the thetaprobe moisture measurements made at 0–5 cm. An empirical model is proposed to simulate radar signals as a function of soil moisture and the surface roughness parameter *Zg*. Validation of the proposed expressions with a second dataset reveals an excellent agreement between measurements and simulations, with an RMS error equal to 1 dB and 0.94 dB for the *HH* and *VV* polarizations, respectively.

The performance of the IEM, Dubois, and Baghdadi-calibrated IEM [36] models are also discussed. In practice, the IEM model correctly simulates the response of X-band radar sensors under the following conditions: *Hrms* < 1.5 cm, use of an exponential correlation function, *HH* polarization at  $26^\circ$  and  $36^\circ$  incidence; *Hrms* < 1.5 cm, use of an exponential correlation function, *VV* polarization; *Hrms* > 1.5 cm, use of a Gaussian function, both polarisations at  $36^\circ$  incidence. Significant discrepancies (over- or underestimations) are generally observed between the measured X-band SAR signals and the backscattering predicted by the Dubois model. Considerable improvements are observed in the performance of the IEM model when the IEM Baghdadi-calibrated version is implemented, with for example (between measured and simulated radar signals): biases of approximately  $-0.5$  and  $0.9$  dB, and RMSE's of approximately 1.64 and 1.8 dB, in the *HH* polarization, at  $26^\circ$  and  $36^\circ$  incidence, respectively. The results presented in this paper confirm the usefulness of X-band

SAR (HH and VV) data for the retrieval and mapping of soil properties near the surface over bare agricultural soils. In future studies, the present authors will apply X-band SAR data to this type of analysis.

### Acknowledgments

This study was funded by MISTRALS/SICMED, the ANR AMETHYST (ANR-12 TMED-0006-01) and TOSCA/CNES projects. Procurement of the CSK images used in this analysis was supported by public funds received in the framework of GEOSUD, a project (ANR-10-EQPX-20) of the “Investissements d’Avenir” (Investments for the Future) program managed by the French National Research Agency. We also wish to thank all of the technical teams of the IRD and INAT (Institut National Agronomique de Tunisie) for their strong collaboration and support in implementing the ground-truth measurements.

### Author Contributions

Azza Gorraab: Ground measurements and data analysis;  
Mehrez Zribi: Data analysis and results interpretation;  
Nicolas Baghdadi: Results interpretation;  
Bernard Mougenot: Ground measurements;  
Zohra Lili-Chabaane: Participation to experimental campaigns organization.

### Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

### References

- Ulaby, F.T.; Moore, R.K.; Fung, A.K. *Microwave Remote Sensing Active and Passive*; Artech House, Inc.: Norwood, MA, USA, 1986.
- Koster, R.D.; Dirmeyer, P.A.; Guo, Z.; Bonan, G.; Chan, E.; Cox, P.; Gordon, C.T.; Kanae, S.; Kowalczyk, E.; Lawrence, D.; *et al.* Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation. *Science* **2004**, *305*, 1138–1140.
- Jackson, T.-J.; Schmugge, J.; Engman, E.-T. Remote sensing applications to hydrology: Soil moisture. *Hydrol. Sci.* **1996**, *41*, 517–530.
- Moran, M.S.; Hymer, D.C.; Qi, J.; Sano, E.E. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. *Agric. For. Meteorol.* **2000**, *105*, 69–80.
- Zribi, M.; Saux-Picart, S.; André, C.; Descroix, L.; Ottlé, O.; Kallel, A. Soil moisture mapping based on ARSAR/ENVISAT radar data over a sahelian site. *Int. J. Remote Sens.* **2006**, *28*, 3547–3565.
- Marticorena, B.; Kardous, M.; Bergametti, G.; Callot, Y.; Chazette, P.; Khatteli, H.; Le Hégarat-Masclé, S.; Maillé, M.; Rajot, J.L.; Vidal Madjar, D.; *et al.* Geometric and aerodynamic surface roughness in southern Tunisia and their relation with radar backscatter coefficient. *J. Geophys. Res.* **2006**, doi:10.1029/2006JF000462.
- Paloscia, S.; Pampaloni, P.; Pettinato, S.; Santi, E. A comparison of algorithms for retrieving soil moisture from ENVISAT/ASAR images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2008**, *46*, 3274–3284.
- Rahman, M.M.; Moran, M.S.; Thoma, D.P.; Bryant, R.; Holifield Collins, C.D.; Jackson, T.; Orr, B.J.; Tischler, M. Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 391–402.
- Zribi, M.; Chahbi, A.; Lili Chabaane, Z.; Duchemin, B.; Baghdadi, N.; Amri, R.; Chehbouni, A. Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 345–358.

- Baghdadi, N.; Zribi M.; Loumagne, C.; Ansart, P.; Anguela, T.P. Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 4370–4379.
- Aubert, M.; Baghdadi, N.; Zribi, M.; Douaoui, A.; Loumagne, C.; Baup, F.; El Hajj, M.; Garrigues S. Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust. *Remote Sens. Environ.* **2011**, *115*, 1801–1810.
- Anguela, T.P.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Loumagne, C. Analysis of local variation of soil surface parameters with TerraSAR-X radar data over bare agricultural fields. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2010**, *48*, 874–881.
- Fung, A.K.; Li, Z.; Chen, K.S. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1992**, *30*, 356–369.
- Fung, A.K. *Microwave Scattering and Emission Models and Their Applications*; Artech House: Boston, MA, USA, 1994.
- Chen, K.S.; Wu, T.D.; Tsang, L.; Li, Q.; Shi, J.; Fung, A.K. Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2003**, *41*, 90–101.
- Wu, T.D.; Chen, K.S. A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2004**, *42*, 743–753.
- Oh, Y.; Sarabandi, K.; Ulaby, F.T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1992**, *30*, 370–382.
- Dubois, P.; Van Zyl, J.; Engman, T. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1995**, *33*, 915–926.
- Wu, T.D.; Chen, K.S.; Shi, J.; Fung, A.K. A transition model for the reflection coefficient in surface scattering. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2001**, *39*, 2040–2050.
- Li, Q.; Shi, J.C.; Chen, K.S. A generalised power law spectrum and its applications to the backscattering of soil surfaces based on the integral equation model. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2002**, *40*, 271–281.
- Le Morvan, A.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Chanzy, A. Soil moisture profile effect on radar signal measurement. *Sensors* **2008**, *8*, 256–270.
- Shi, J.; Wang, J.; Hsu, A.Y.; O’Neill, P.E.; Engman, E.T. Estimation of bare surface soil moisture surface roughness parameter using L-band SAR image data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1997**, *35*, 1254–1265.
- Mattia, F.; Le Toan, T. Backscattering properties of multi-scale rough surfaces. *J. Electro. Waves Appl.* **1999**, *13*, 491–526.
- Davidson, M.W.; Le Toan, T.; Mattia, F.; Satalino, G.; Manninen, T.; Borgeaud, M. On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2000**, *38*, 630–640.
- Mattia, F.; Davidson, M.W.J.; Le Toan, T.; D’Haese, C.M.F.; Verhoest, N.E.C.; Gatti, A.M.; Borgeaud, M. A Comparison between soil roughness statistics used in surface scattering models derived from mechanical and laser profilers. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2003**, *41*, 1659–1671.
- Zribi, M.; Ciarletti, V.; Taconet, O. Validation of a rough surface model based on fractional brownian geometry with SIRC and ERASME radar data over Orgeval site. *Remote Sens. Environ.* **2000**, *73*, 65–72.
- Callens, M.; Verhoest, N.E.C.; Davidson, M.W.J. Parameterization of tillage-induced single-scale soil roughness from 4-m profiles. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2006**, *44*, 878–888.



- Verhoest, N.E.C.; Lievens, H.; Wagner, W.; Alvarez-Mozos, J.; Moran, M.S.; Mattia, F. On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from Synthetic Aperture Radar. *Sensors* **2008**, *8*, 4213–4248.
- Lievens, H.; Vernieuwe, H.; Alvarez-Mozos, J.; de Baets, B.; Verhoest, N.E.C. Error in SAR-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors* **2009**, *9*, 1067–1093.
- Lievens, H.; Verhoest, N.E.C.; de Keyser, E.; Vernieuwe, H.; Matgen, P. Álvarez-Mozos J.; de Baets, B. Effective roughness modelling as a tool for soil moisture retrieval from C- and L-band SAR. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 151–162.
- Zribi, M.; Dechambre, M. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from radar data. *Remote Sens. Environ.* **2003**, *84*, 42–52.
- Zribi, M.; Gorrab, A.; Baghdadi, N. A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil. *Remote Sens. Environ.* **2014**, *152*, 62–73.
- Baghdadi, N.; Gherboudj, I.; Zribi, M.; Sahebi, M.; Bonn, F.; King, C. Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. *Int. J. Remote Sens.* **2004**, *25*, 3593–3623.
- Baghdadi, N.; Holah, N.; Zribi, M. Calibration of the integral equation model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations. *Int. J. Remote Sens.* **2006**, *27*, 805–816.
- Baghdadi, N.; Abou Chaaya, J.; Zribi, M. Semi-empirical calibration of the integral equation model for SAR data in C-band and cross polarization using radar images and field measurements. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2011**, *8*, 14–18.
- Baghdadi, N.; Saba, E.; Aubert, M.; Zribi, M.; Baup, F. Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2011**, *8*, 1160–1164.
- Macelloni, G.; Paloscia, S.; Pampaloni, P.; Sigismondi, S.; de Matthaeis, P.; Ferrazzoli, P.; Schiavon, G.; Solimini, D. The SIR-C/X-SAR experiment on Montespertoli: Sensitivity to hydrological parameters. *Int. J. Remote Sens.* **1999**, *20*, 2597–2612.
- Baghdadi, N.; El Hajj, M.; Dubois, P.; Zribi, M.; Belaud, G.; Chevion, B. Signal level comparison between TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR sensors. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2015**, *12*, 448–452.
- Pettinato, S.; Santi, E.; Paloscia, S.; Pampaloni, P.; Fontanelli, G. The intercomparison of X-band SAR images from COSMO-SkyMed and TerraSAR-X satellites: Case studies. *Remote Sens.* **2013**, *5*, 2928–2942.
- Zribi, M.; Ciarletti, V.; Taconet, O.; Vidal-Madjar, D. Effect of rows structure on radar microwave measurements over soil surface. *Int. J. Remote Sens.* **2002**, *23*, 5211–5224.
- Zribi, M.; Baghdadi, N.; Holah, N.; Fafin, O.; Guérin, C. Evaluation of a rough soil surface description with ASAR-ENVISAT Radar Data. *Remote Sens. Environ.* **2005**, *95*, 67–76.

## Conclusion partielle (IV)

Dans ce chapitre, une analyse de sensibilité est proposée entre les mesures radar issus des capteurs TerraSAR-X et COSMO-SkyMed et les paramètres de surface des sols nus. Cette analyse est basée sur 12 acquisitions radar multi-configurations (polarisation HH et VV, et angles d'incidences de  $26^\circ$  et  $36^\circ$ ) et des mesures *in situ* (humidité, rugosité, texture et densité apparente) collectées sur 15 parcelles de référence durant la période 2013-2014 sur le site de Merguellil. Après traitement des différentes données, l'analyse du comportement du signal radar rétrodiffusé à l'humidité du sol et aux différents paramètres de rugosité : i) l'écart type des hauteurs « s », ii) le paramètre  $Z_s$  introduit par Zribi et Dechambre (2003) et iii) le nouveau paramètre  $Z_g$  (proposé à la première partie de la thèse) a montré une bonne sensibilité des données radars réelles vis-à-vis de ces paramètres. Un comportement linéaire est observé entre le signal rétrodiffusé et l'humidité volumique du sol pour les différents cas étudiés. Une meilleure corrélation du signal radar avec l'humidité du sol mesurée par gravimétrie à une profondeur de 2 cm par rapport à celle mesurée par thetaprobe à une profondeur de 5 cm est observée. Une relation logarithmique des coefficients de rétrodiffusion radar en fonction des trois paramètres de rugosité est observée. La forte dynamique du signal radar avec la rugosité est obtenue pour les fortes valeurs d'humidité avec les paramètres «  $Z_s$  » et «  $Z_g$  » qu'avec l'écart type de hauteurs « s ». Une relation empirique est proposée et jugée très performante, en combinant les deux paramètres (humidité volumique et le paramètre de rugosité «  $Z_g$  ») aux mesures radar acquises à  $36^\circ$  et en polarisations HH et VV. Après cette analyse, différents modèles de rétrodiffusion (Dubois, IEM et IEM calibré par Baghdadi *et al.*, 2011) sont validés avec les données acquises sur le site de Merguellil pour mieux comprendre le comportement du signal radar en fonction des paramètres du sol. De plus, l'effet des paramètres instrumentaux (angle d'incidence et polarisation) est également étudié à partir de ces modèles pour définir la meilleure configuration radar pour l'estimation des paramètres du sol. Les résultats montrent des limitations des modèles IEM et de Dubois. Grâce à l'étalonnage semi-empirique du modèle IEM (Baghdadi *et al.*, 2011), une réduction des biais entre modèles et données réelles sont ainsi observés.

S'appuyant sur les résultats des chapitres précédents, nous avons retenu les images radars acquises par le capteur TerraSAR-X à une seule configuration (angle d'incidence de  $36^\circ$  et la polarisation HH) pour estimer et cartographier, dans le chapitre suivant, les paramètres diélectriques (humidité et texture) et géométrique sur notre site d'étude.



**Chapitre V. Estimation et cartographie  
des paramètres des sols agricoles nus (état  
hydrique, texture et géométrique)**

## Introduction

A partir du chapitre précédent, les résultats de l'analyse des sensibilités des mesures radars (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed) à l'humidité et à la rugosité de surface ont montré de fortes corrélations du signal radar, opérant en bande X, vis-à-vis de ces paramètres. Par conséquent, on peut estimer ces paramètres de surface du sol à partir des données radars disponibles. Ce chapitre est basé sur le développement de méthodologies permettant d'extraire à partir d'une série temporelle d'images TerraSAR-X, acquises à une seule configuration (polarisation et angle d'incidence), des informations sur l'évolution spatio-temporelle des états de surface dans un contexte semi-aride typique. Une estimation correcte de la dynamique spatio-temporelle des paramètres de surface (l'humidité de la couche (0-5cm), texture du sol et l'état géométrique des sols) devrait être la plus proche de celle acquise sur le terrain. Tous les produits radars élaborés dans le cadre de ce travail sont réalisés sur des sols nus caractérisant des terrains agricoles sans ou avec peu de végétation.

### V.1 Cartographie de l'humidité de surface des sols nus

#### V.1.1. Choix de la technique de détection de changement

La rétrodiffusion radar dépend des paramètres du capteur (l'angle d'incidence et la polarisation) et des caractéristiques du sol (la rugosité de la surface, la couverture végétale et l'humidité du sol). En analysant la sensibilité des données radars acquises en bande C et X, à la teneur en eau des sols agricoles nus, de nombreuses études montrent que le signal radar ( $\sigma^0$ ) augmente selon une relation linéaire avec l'augmentation de l'humidité volumique du sol pour des humidités comprises entre  $\sim 5\text{cm}^3/\text{cm}^3$  et  $35\text{cm}^3/\text{cm}^3$  (Dobson et Ulaby 1981; Ulaby *et al.*, 1982; Le Hégarat-Masclé *et al.*, 2002; Holah *et al.*, 2005 ; Zribi *et al.*, 2011; Aubert *et al.*, 2013). Au cours des dernières décennies, différentes techniques d'estimations de l'humidité étaient développées, notamment à partir de l'inversion des modèles électromagnétiques ou le développement des algorithmes empiriques. Bien que, les modèles théoriques sont utiles pour comprendre et interpréter le comportement de la rétrodiffusion des surfaces, leur difficulté majeure réside dans leur complexité et leur restreint domaine de validité. Les approches empiriques basées sur des relations expérimentales peuvent être appliquées pour extraire l'humidité du sol à partir des données radars, quand une large base de données réelle (in situ ainsi que spatiale) est acquise. Toutefois, ces méthodes empiriques sont difficilement transposables du site d'étude, sur lequel elles ont été développées, à un autre site ce qui

limitent leurs applications. Elles ne sont généralement valides que pour des conditions spécifiques du sol.

La forte répétitivité temporelle des images radars à haute résolution spatiale, rendent possible l'implémentation des algorithmes de détection de changement pour le suivi de la variation des conditions d'humidité à des échelles fines. Le potentiel d'utilisation des techniques de détection de changement par des capteurs microonde a été démontré dans plusieurs études (Wagner *et al.*, 1999 et 2007, Quesney *et al.*, 2000, Moran *et al.*, 2000, Le Hegarat-Masclé *et al.*, 2002 ; Jarlan *et al.*, 2002 ; Zribi *et al.*, 2011). Comme pour les autres techniques d'inversion du signal en humidité, la technique de détection de changements adopte quelques hypothèses pour estimer correctement l'humidité du sol (Wagner *et al.*, 2007; Pathe *et al.*, 2009). L'hypothèse d'un effet constant de la couverture végétale du sol sur la rétrodiffusion permet de considérer que le changement du signal radar est directement lié aux variations d'humidité et de rugosité du sol. Cependant, il a été observé que cette hypothèse est raisonnable sur des sols nus (faible couverture végétale).

Dans le cas des sols nus, le défi majeur de l'inversion du signal radar en humidité de surface réside dans la séparation des effets de la rugosité et de l'humidité sur la rétrodiffusion. Selon Lievens *et al.* (2009) et Verrohst *et al.* (2008), la rugosité du sol influence largement l'inversion du signal radar rétrodiffusé en humidité du sol, et une paramétrisation correcte de la rugosité est indispensable pour une estimation précise de l'humidité du sol. Parmi les méthodes empiriques les plus utilisées pour corriger l'effet de la rugosité sur le signal est la technique multi-incidence et de détection de changement. Zribi et Dechambre (2003), Srivastava *et al.* (2003), Rahman *et al.* (2008), Baghdadi *et al.* (2006 et 2012), Aubert *et al.* (2013) ont corrigé l'effet de la rugosité sur le signal mesuré à partir d'images acquises sous deux différents angles d'incidence (faible et fort) pour améliorer la précision des estimations de l'humidité.

Pour notre étude, une approche de détection de changement est appliquée entre images radar successives pour estimer la variation de l'humidité du sol à haute résolution spatiale. Nous avons proposé une méthode mixte combinant les mesures radar et les mesures terrain acquises par des stations Thetaprobés fonctionnant en continue sur le site. Ces derniers permettent de fournir une estimation des variations moyennes à l'échelle du site. Cette méthode considère deux options, une première sans prise en compte de l'effet de la rugosité et une deuxième avec prise en compte d'une évolution de la rugosité du sol. Ce travail est appliqué sur un masque des sols nus, identifié à partir d'une image optique SPOT/HRV acquise à la même

période des mesures. Le détail de cette approche ainsi que les équations développées sont présentées dans la section 3 de l'article « Retrieval of Both Soil Moisture and Texture Using TerraSAR-X Images. Remote Sensing ».

### V.1.2. Organigramme pour la spatialisation de l'humidité des sols

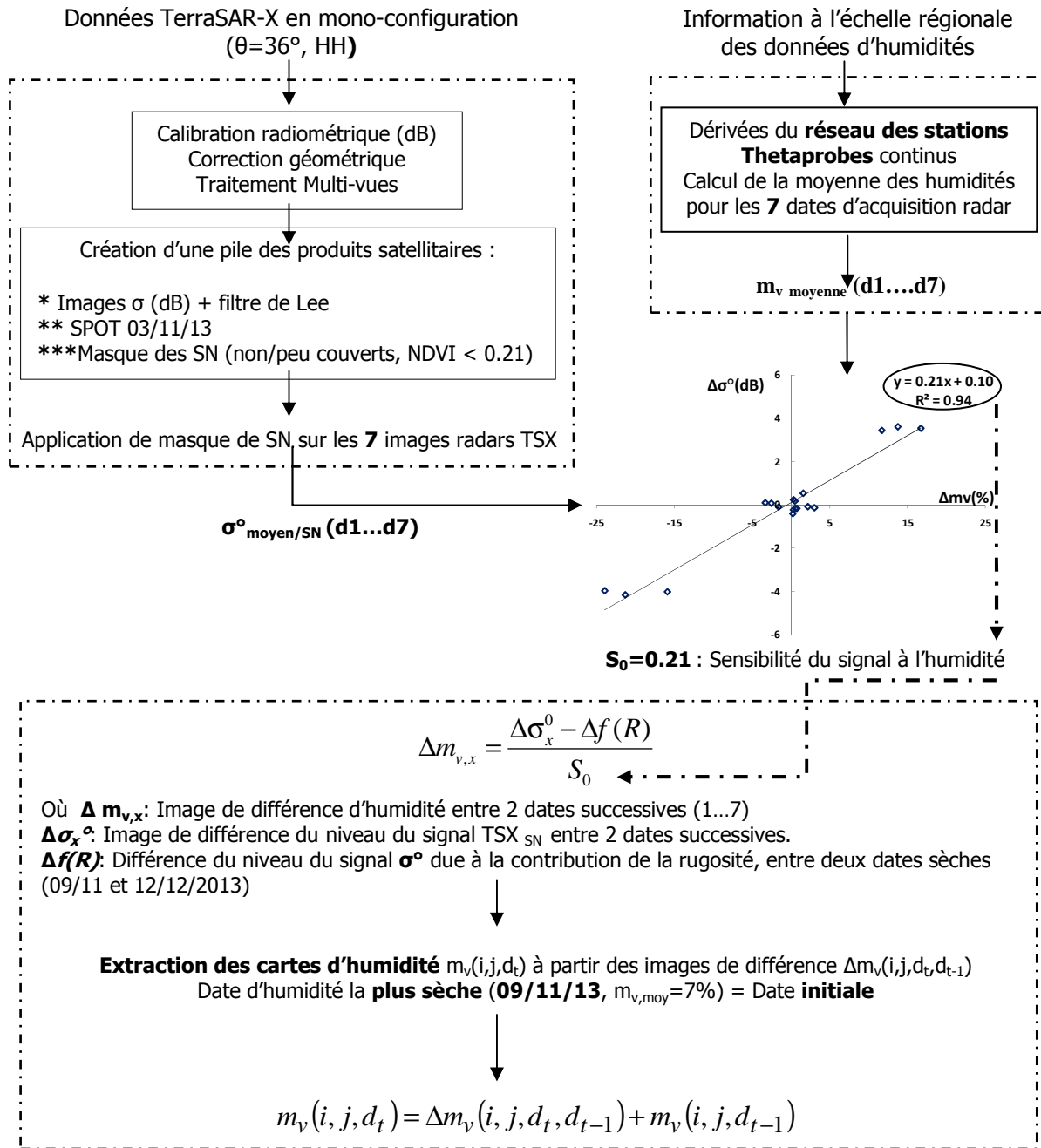


Figure V. 1. Schéma détaillant les démarches suivies pour la cartographie du contenu en eau de surface des sols agricoles nus.

## V.2 Cartographie de la texture des sols nus (Approche proposée)

La texture du sol est une propriété physique clé contrôlant les paramètres hydrodynamiques des sols (humidité résiduelle, capacité au champ, conductivité hydraulique à saturation). En

effet, les sols sableux sont des sols filtrants et présentent de faibles capacités de stockage en eau. Alors que les sols argileux ayant une forte proportion de particules fines, emmagasinent davantage d'eau et ils possèdent des capacités de rétention d'eau plus élevées que les sables (Duchaufour, 1991). La teneur en argile est la propriété la plus importante à estimer pour analyser les capacités de stockage de l'eau dans le sol.

Les études menées pour analyser le potentiel des techniques radars sont encore limitées, car l'effet de la texture du sol est relativement faible dans le calcul de la constante diélectrique. Dans le cadre de cette étude et en se basant sur les fortes corrélations entre la variation de la teneur en eau et la texture des sols, nous avons déduit la spatialisation de la teneur en argile des sols à partir de calcul de la moyenne de toutes les cartes d'humidité SAR. Le développement et la validation de cette approche sont détaillés dans la section 4 de l'article « Retrieval of Both Soil Moisture and Texture Using TerraSAR-X Images. Remote Sensing ».

### **V.3 Cartographie de la rugosité de surface des sols nus**

Cette partie est consacrée à la cartographie de l'état géométrique ou la rugosité des sols nus agricoles à partir de la base de données expérimentale et spatiale acquise sur le site de Merguellil durant deux années agricoles de **2013-2014** et **2014-2015**. La base de données de ces deux campagnes de mesures est détaillée dans le chapitre II.

#### **V.3.1. Analyse de comportement du signal radar mesuré en fonction de la rugosité**

Nous avons analysé le comportement du coefficient de rétrodiffusion radar mesuré à partir des données radars TerraSAR-X (mono-configuration : polarisation HH et à 36°) en fonction des paramètres de rugosité mesurés : Ecart type des hauteurs « Hrms » et le nouveau paramètre

«  $Z_g = Hrms \left( \frac{Hrms}{l} \right)^\alpha$  » introduit par Zribi *et al.*, 2014, pour des valeurs d'humidité inférieures à 10% (Figure IV.2). En effet, pour établir cette sensibilité, nous avons affiné nos données de rugosité pour se restreindre seulement aux dates auxquelles nous avons effectué des mesures de rugosité in situ ou au maximum ayant un écart de 11 jours des dates de mesures radar. Les résultats montrent une forte dynamique du signal radar rétrodiffusé qui augmente en fonction de la rugosité avec des corrélations comparables pour les deux paramètres Hrms et  $Z_g$ . La forte évolution du signal à la rugosité permettrait d'envisager une méthode fiable pour la cartographie de la rugosité de surface.

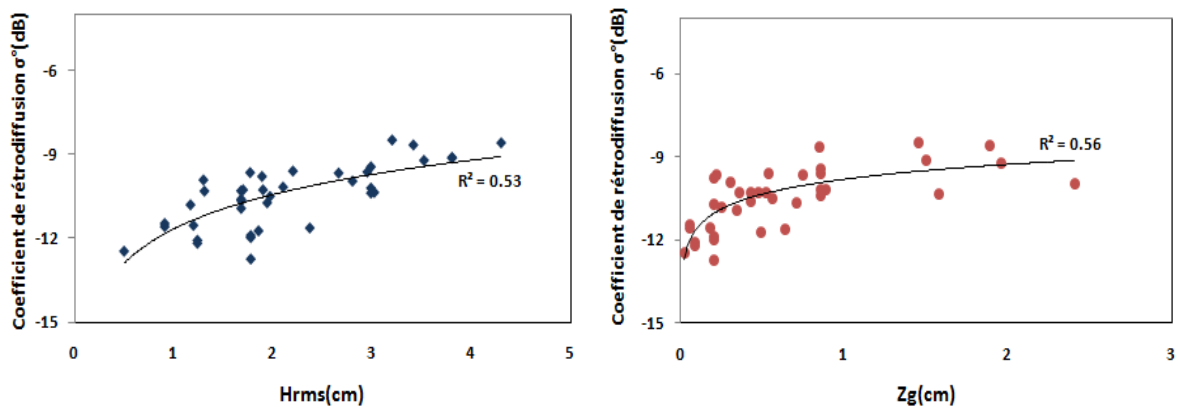


Figure V. 2. Comportement du coefficient de rétrodiffusion en fonction de la rugosité (paramètres Hrms et Zg) des parcelles temoins (sol nu)

### V.3.2. Méthodologie pour la cartographie de la rugosité de surface

Pour la cartographie de la rugosité des sols nus, une relation exponentielle empirique reliant les signaux radar (en dB) observés sur les parcelles test durant les campagnes de 2013-2014 et 2014-2015 à la rugosité de surface (Ecart type des hauteurs Hrms en cm et Zg respectivement) a été établie :

$$\sigma_{dB}^{\circ} = a_1 + c_1 * (1 - \exp^{-b_1 * Hrms}) \quad \text{Eq V. 1}$$

$$\sigma_{dB}^{\circ} = a_2 + c_2 * (1 - \exp^{-b_2 * Zg}) \quad \text{Eq V. 2}$$

Ces deux relations empiriques ont été calibrées à partir de 39 parcelles tests afin de trouver les valeurs des paramètres  $a_1$ ,  $b_1$  et  $c_1$  et  $a_2$ ,  $b_2$  et  $c_2$  comme le montre le tableau V.1.

Tableau V. 1. Les valeurs des paramètres ( $a_1$ ,  $a_2$  ;  $b_1$ ,  $b_2$  et  $c_1$ ,  $c_2$ )

Rugosité	Hrms			Zg		
Paramètres	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$a_2$	$b_2$	$c_2$
Valeurs	-12.55	0.04	23.57	-12.18	1.83	2.98

La validation des approches empiriques développées ont été établies sur la base des comparaisons des valeurs des paramètres de rugosités inversés et observées sur 40 autres parcelles tests (Figure V.3). Elle est évaluée en termes de RMSE et Biais qui sont égaux à (0.23 et 0.85 cm) et à (0.37 et 0.95 cm) pour la validation de Hrms et Zg respectivement. Ces écarts sont faibles et acceptables pour l'inversion des relations empiriques développées en paramètres de rugosités (Hrms et Zg). Nous avons ainsi extrait les images de rugosité des sols (Hrms et Zg) à partir des images radars acquises à des dates sèches (humidité moyenne inférieure à 10%) durant les deux années 2013-2014 et 2014-2015.



D'après la figure V.3, nous notons ainsi que le grand écart entre les simulations et les mesures réelles est observé pour les valeurs élevées de rugosités (Hrms ou Zg), ceci est due à la saturation du signal pour les fortes rugosités comme s'est indiqué dans la Figure V.2.

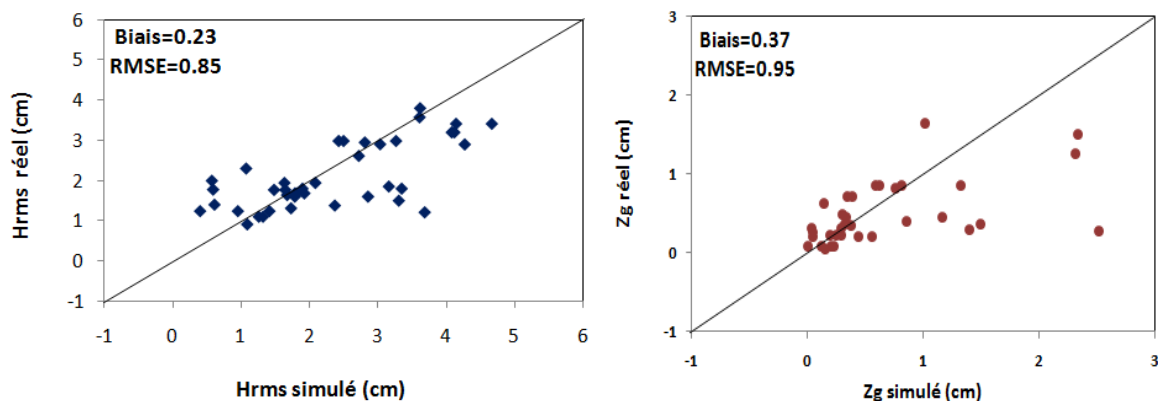


Figure V. 3. Validation de la relation empirique de la rugosité pour estimer les paramètres Hrms et Zg

### V.3.3. Interprétation qualitative des images satellitaires (SPOT, TerraSAR-X) et carte de rugosité avec les photos de terrain : Identification des classes de rugosité des sols

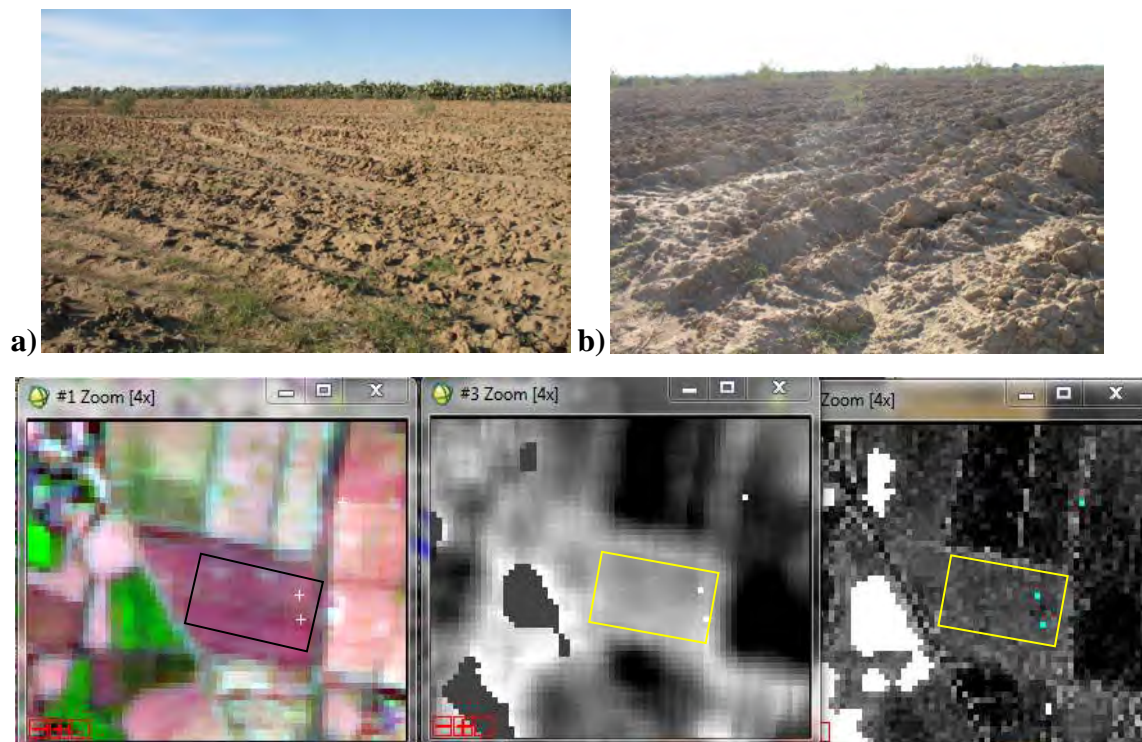
Après l'inversion du signal radar en rugosité, nous avons identifié les seuils des paramètres de rugosité (Hrms et Zg) correspondant à deux classes de rugosité. Cette identification des classes s'appuie sur une analyse qualitative ou visuelle sur plus que 40 parcelles tests présélectionnées durant les 2 campagnes « 2013-2014 » et « 2014-2015 ». En effet, pour chacune de ces deux années, plus de 30 parcelles témoins ont été choisies et photographiées quelques jours avant le démarrage des campagnes de mesures pour le suivi des états de surface. Pour chaque année, une sélection définitive d'approximativement 15 différentes parcelles tests est considérée en s'appuyant sur la distance entre elles, leurs superficies ainsi qu'après avoir vérifié leurs aptitude culturale (en jachère, destinés pour la culture des légumes d'été...) et leurs conduite (en pluviale ou en irriguée) avec les propriétaires. Afin de discerner les seuils des paramètres de rugosités correspondant aux sols lisses et labourés, nous avons exploité les informations ainsi que les photos collectées sur les parcelles de sols nus présélectionnées. Ces dernières ont été identifiées sur des images optiques « SPOT », des images radars « TerraSAR-X » et les images des deux paramètres de rugosité « **Hrms** » et « **Zg** » obtenues à partir des relations empiriques précédemment développées. Un exemple de cette analyse visuelle est présenté ci-après pour les deux campagnes agricoles 2013-2014 et 2014-2015.

\* Pour la campagne agricole de l'année « **2013-2014** » :

La présélection des parcelles témoins a été effectuée le 29 et le 30/10/2013.

- ✓ Les dernières précipitations étaient le 08/10/2013.
- ✓ L'image SPOT considérée, est celle de 03/11/2013
- ✓ L'image radar (TSX) considérée, est celle de 09/11/2013 (date d'humidité la plus sèche).

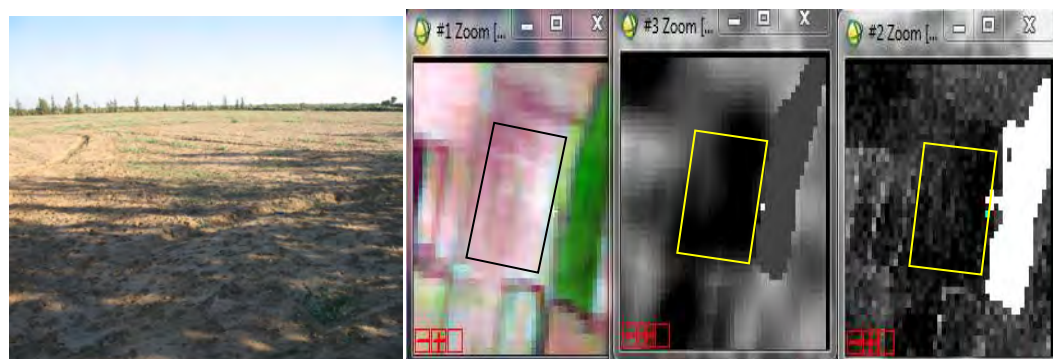
1. a) SN1 : moyen labour et b) SN2 : ancien grand labour.



Couleur (SPOT) : violet clair, **Hrms= 2.16 et 2.8 cm** ; **Zg=0.49**; **Zg=0.38 cm** et  $\sigma^\circ = -10.73$  et **-9.98 dB** pour SN1 et SN2 respectivement.

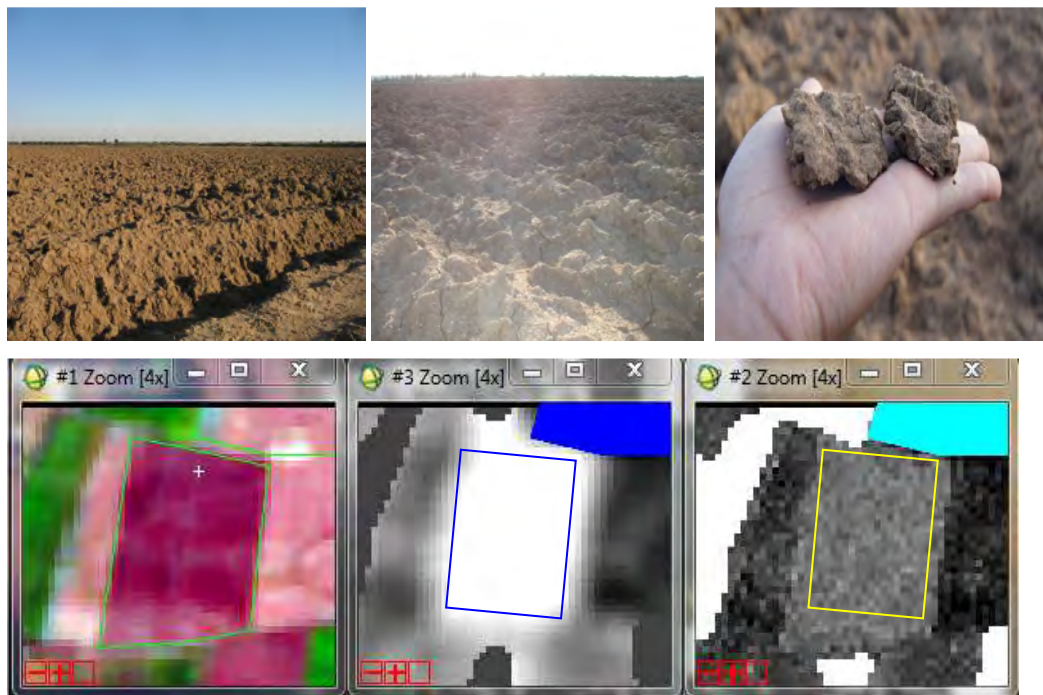
2. J3 : Jachère, sol lisse, présence de mauvaises herbes, un grand champ.

Couleur (SPOT) : violet très clair, **Hrms= 0.007 cm** ; **Zg=0.04cm** ;  $\sigma^\circ = -13.4$  dB



3. SX6 : labour profond > 1mois, prévu pour le maraîchage (Mars), sol encroûté

Couleur (SPOT) : violet foncé, **Hrms= 4.8 cm** ; **Zg= 0.9 cm** ;  $\sigma^\circ = -8.33$  dB pour SX6



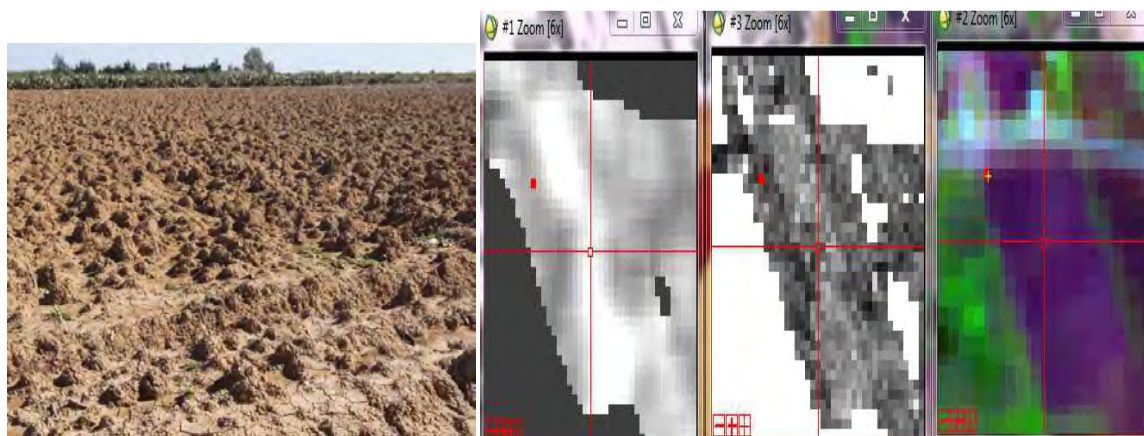
\*\* Pour la campagne de mesures **2014-2015** :

La présélection des parcelles témoins a été effectuée le **14/11/2014**

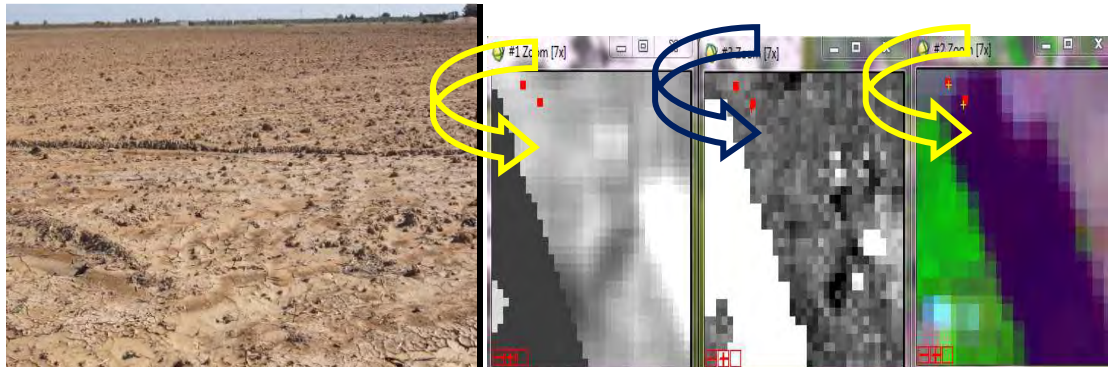
- ✓ L'image SPOT considérée, est acquise le **02 /11/2014**
- ✓ Les dernières précipitations enregistrées étaient le **11/11/ 14** et égales à P= 23 mm.
- ✓ L'image radar (TSX) considérée, est acquise le **29 /11/ 2014**.

-> Les sols qui apparaissent violets foncés (récemment labourés) sur l'image SPOT peuvent être dégradés sous l'effet de pluie de 11 Novembre et donc pour l'identification des seuils des paramètres de rugosité Hrms et Zg, on s'est principalement basé sur l'interprétation des photos des parcelles prises sur terrain ainsi que les valeurs de  $\sigma^{\circ}$ (dB), Hrms (cm) et Zg (cm) correspondantes.

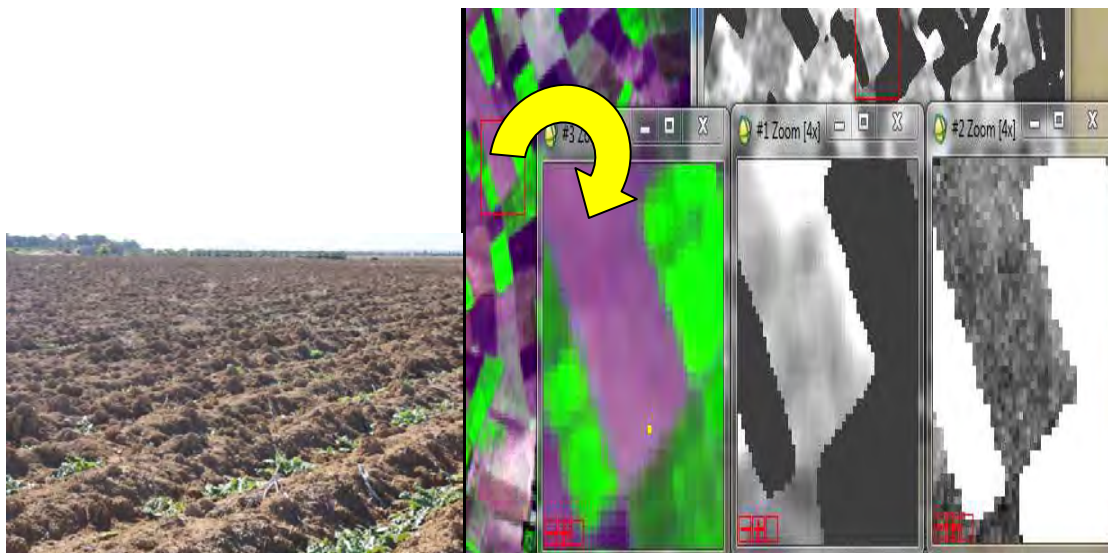
**1. G2-Lab** : grand labour + pluie, superficie = 2 ha, destinée pour la culture de melon,  
 SPOT (violet foncé) ; **Hrms= 4.69** cm ; **Zg=0.78** cm;  **$\sigma^{\circ}$ =-8.55** dB



**2. M1-Lab** : Parcelle était labourée avant les pluies, labour moyen dégradé par la pluie (SPOT (couleur violet foncée), Hrms= 2.19 cm; Zg=0.8 cm  $\sigma^\circ = -10.33$  dB



**3. G3-Lab** : grand labour + pluie -> dégradé en surface formation de croûte, destiné pour la culture de melon (SPOT (violet +/- foncé) ; Hrms =3.26 cm, Zg= 1.03 cm ;  $\sigma^\circ = -8.84$  dB



#### V.3.4. Cartographie de la rugosité des sols agricoles nus pour les 2 années « 2013-2014 » et « 2014-2015 »

La classification de la rugosité de surface des sols nus est obtenue après l'analyse qualitative des photos de terrain simultanément avec les images SPOT, TSX et de rugosité. Nous avons divisé les sols en deux classes : surfaces lisses et surfaces labourées. Le seuil retenu pour séparer ces deux classes de rugosité est défini comme suit :

Tableau V. 2. Valeurs du seuil pour différencier les deux classes de rugosité des sols

Classes	Hrms (cm)	Zg (cm)	$\sigma^\circ$ (dB)
Sols labourés : <b>grand labour, moyen labour récent</b>	> 2.2	> 0.3 !!	> -10.3
Sols lisses, dégradés : <b>en Jachère, parcours, dégradés (par la pluie, par les piétinements des animaux), ancien labour moyen</b>	< 2.2	< 0.3 !!	< -10.3

Le principe de la classification en deux types de rugosité de surface est résumé dans la figure V. 4. Pour la campagne 2013-2014, nous avons cartographié la rugosité pour seulement les 2 dates sèches (Mv<10%) qui sont celles du 09/11/13 et du 12/12/13. Vu que toutes les images acquises durant l'année agricole de 2014-2015 étaient des dates sèches, nous avons cartographié la rugosité pour 3 dates : l'image utilisée pour l'identification des classes et les 2 autres qui étaient juste après les mesures terrain de rugosité pour pouvoir distinguer visuellement les classes de rugosité. Un exemple de cartes de rugosité élaborées pour le 09/11/13 et du 12/12/13 est illustré dans la figure V.5. A partir de ces cartes, nous pouvons distinguer les travaux des sols principalement les labours effectués à l'échelle de la parcelle. En effet, en faisant un zoom sur les cartes de 09/11 et de 12/12, les parcelles sx16 et sx11 qui étaient labourées le 09/11 apparaissent dégradés le 12/12.

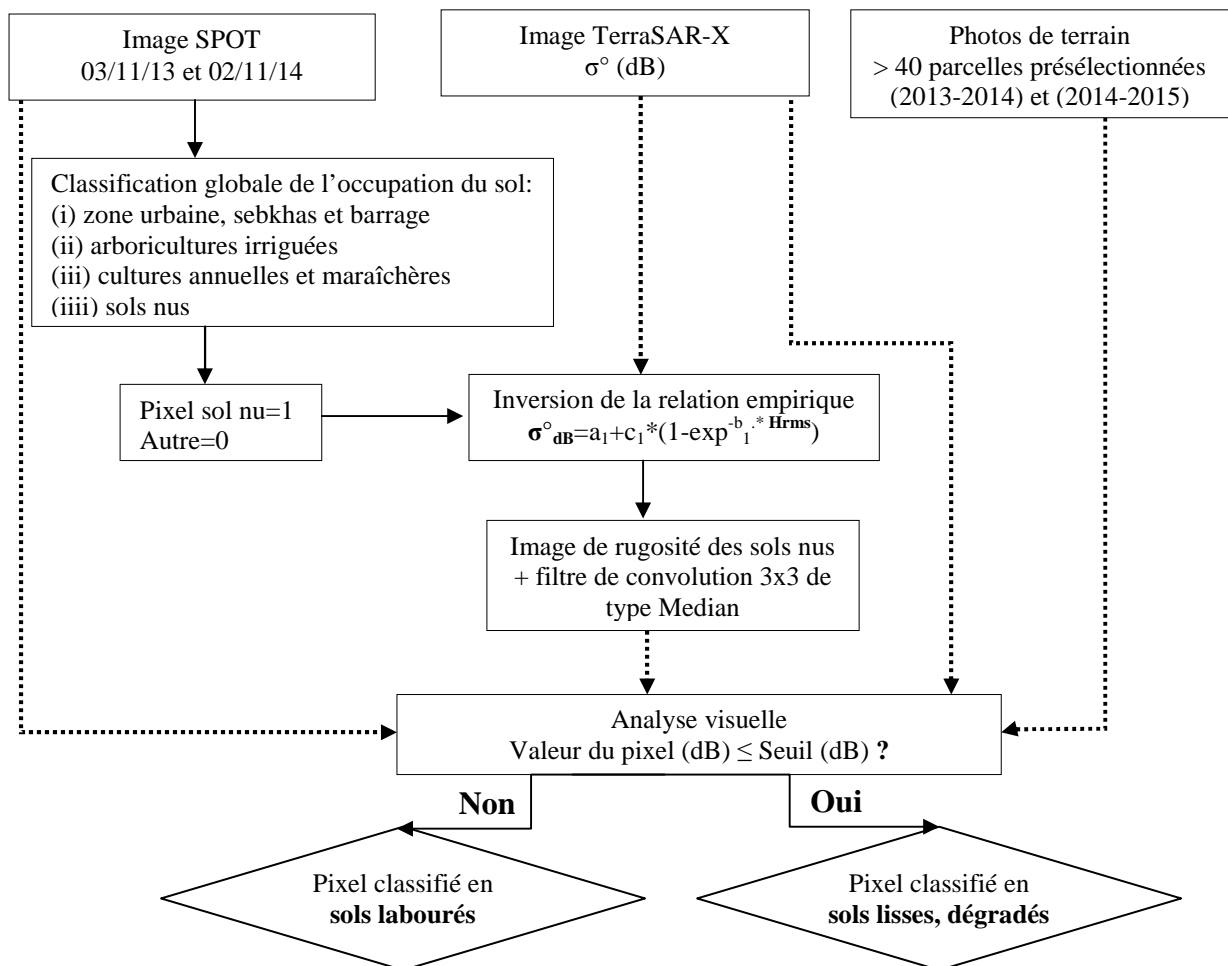


Figure V. 4. Organigramme résumant les étapes de la classification de la rugosité des sols nus.

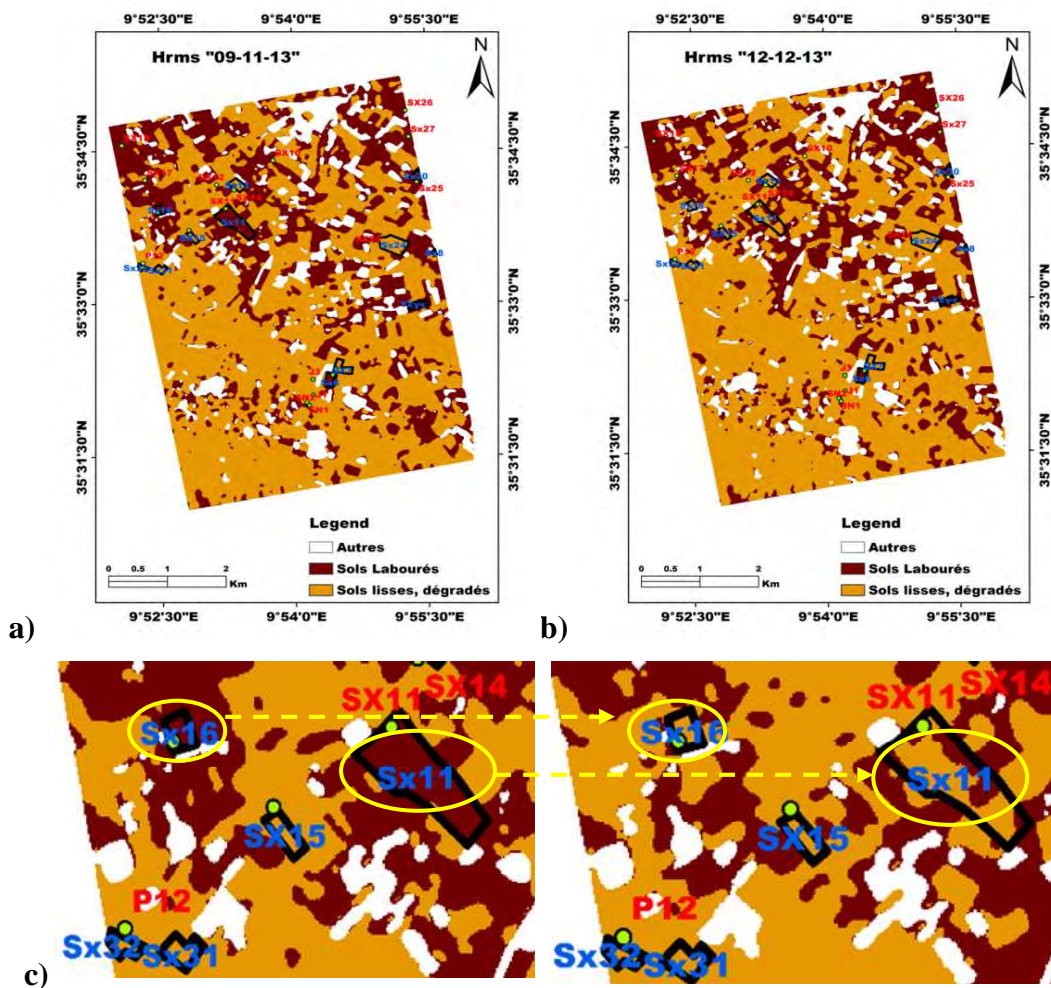


Figure V. 5. Cartes de paramètre de rugosité Hrms pour le a) 09/11/13 b) 12/12/13 et c) changement de classes de rugosité pour les parcelles Sx16 et Sx11.

#### V.4 Exploitations possibles des produits SAR (carte de l'état hydrique, texture et rugosité) des sols agricoles nus

L'extraction des informations sur l'évolution spatio-temporelle des états hydriques, physiques et géométriques de surface à partir des images SAR à très haute résolution spatiale montre qu'il est possible d'estimer ces paramètres de sols à des échelles intra-parcellaire très fine. Les applications de ces produits SAR sont multiples, notamment : agronomiques, hydrologiques, environnementales, etc. La connaissance de la variation des conditions d'humidité du sol par exemple est indispensable à toute production agricole puisqu'elle constitue un outil d'aide à la gestion des irrigations surtout en période extrême (de sécheresse ou d'excès d'eau). Elle influence aussi le choix des cultures à semer.

En outre, la connaissance de la texture des sols conditionne le régime hydrique, l'aération et la porosité des sols et par conséquent la croissance des plantes. Par exemple un sol riche en sable

est perméable et filtrant donc de faibles réserves en eau et un sol d'une texture à dominance d'argile est le signe d'un sol mal aéré, imperméable et formant un obstacle pour le développement racinaire. Ce paramètre physique est très important pour estimer les doses d'engrais à apporter aux sols car elle est intimement liée aux propriétés hydrodynamiques (densité apparente, capacité de rétention de l'eau...).

Par le biais de ce travail, nous avons distingué dans des conditions des sols nus, entre une surface récemment labourée et une surface lisse dégradée sous l'effet des facteurs externes tels que le travail du sol ou les actions de pluie. Ces produits radars sur le microrelief pourraient passer à l'application en les couplant aux études sur le ruissellement qui constitue la cause principale de tous les problèmes d'érosion : perte de sol, perte de fertilité, lessivage des engrais, etc. La cartographie des paramètres géométriques du sol permettrait ainsi de déterminer des indicateurs sur le potentiel de dégradation des sols et d'identifier les zones prioritaires dans la mise en place de mesures de protection.

La connaissance des états de surface en particulier l'état hydrique et géométrique des sols permettrait d'envisager le choix des travaux agricoles convenant au mieux au milieu étudié. En outre, la variabilité de texture des sols renseigne sur les méthodes de travail du sol, par conséquent nous pouvons adopter à chaque type de sol des pratiques agricoles propres comme les fréquences d'arrosage, les quantités à apporter, etc.

Les produits SAR d'humidité ou de rugosité pourraient être actualisés et croisés avec d'autres variables du sol tels que la capacité de stockage en eau, la pente ou la profondeur du sol...par conséquent, d'établir des plans d'aménagement ou de gestion des ressources en eau et en sol à l'échelle régionale ou parcellaire. Ces stratégies agricoles devraient varier selon les propriétés physiques du sol en particulier de texture des sols.

Article

## Retrieval of Both Soil Moisture and Texture Using TerraSAR-X Images

Azza Gorraab<sup>1,2,\*</sup>, Mehrez Zribi<sup>1,\*</sup>, Nicolas Baghdadi<sup>3</sup>, Bernard Mougenot<sup>1</sup>, Pascal Fanise<sup>1</sup> and Zohra Lili Chabaane<sup>2</sup>

<sup>1</sup> CESBIO (CNRS/UPS/IRD/CNES), 18 av. Edouard Belin, 31401 Toulouse cedex 9, France; E-Mails: bernardmougenot@ird.fr (B.M.); pascal.fanise@ird.fr (P.F.)

<sup>2</sup> Rural engineering, water and forest department, INAT/University of Carthage, 43, Avenue Charles Nicolle 1082 Tunis-Mahrajène, Tunisia; E-Mail: zohra.lili.chabaane@gmail.com

<sup>3</sup> IRSTEA, UMR TETIS, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier cedex 5, France; E-Mail: nicolas.baghdadi@teledetection.fr

\* Authors to whom correspondence should be addressed: E-Mails: azzagorraab@gmail.com; mehrez.zribi@cesbio.cnes.fr (M.Z.); Tel.: +33-561-558-525 (M.Z.).

Academic Editors: Wolfgang Wagner and Prasad S. Thenkabail

Received: 19 May 2015 / Accepted: 28 July 2015 / Published: 7 August 2015

**Abstract:** The aim of this paper is to propose a methodology combining multi-temporal, X-band SAR images (TerraSAR-X) with continuous ground thetaprobe measurements, for the retrieval of surface soil moisture and texture at a high spatial resolution. Our analysis is based on seven radar images acquired at a 36° incidence angle in the HH polarization, over a semi-arid site in Tunisia (North Africa). The soil moisture estimations are based on an empirical change detection approach using TerraSAR-X data and ground auxiliary thetaprobe network measurements. Two assumptions were tested: (1) roughness variations during the three-month radar acquisition campaigns were not accounted for; (2) a simple correction for temporal variations in roughness was included. The results reveal a small improvement in the estimation of soil moisture when a correction for temporal variations in roughness is introduced. By considering the estimated temporal dynamics of soil moisture, a methodology is proposed for the retrieval of clay and sand content (expressed as percentages) in soil. Two empirical relationships were established between the mean moisture values retrieved from the seven acquired radar images and the two soil texture components over 36 test fields. Validation of the proposed approach was carried out over a second set of 34 fields, showing that highly accurate clay estimations can be achieved. Maps of soil moisture, clay and sand percentages at the studied site are derived.

**Keywords:** TerraSAR-X; radar; soil moisture; texture; clay content soil moisture; soil roughness



## 1. Introduction

Physical soil parameters play an essential role in the functioning of the continental water cycle. Soil moisture is a key parameter that can be used for multi-domain applications, hydrology and agronomy in particular. In the case of semi-arid and arid regions, this parameter is particularly important for water resources and irrigation management decisions, understanding land surface processes, and estimating runoff and soil erosion potential [1]. Spatio-temporal soil moisture information is increasingly used as input or a means of validation for multi-hydrological water balance models [2]. The spatial distribution of water in the soil varies both vertically and laterally, as a consequence of variations in precipitation and evapotranspiration, and the influences of topography, soil texture, and vegetation. The temporal variability of soil water properties can arise from factors such as texture, tillage, cropping and other management practices. These can adversely affect yield and complicate irrigation scheduling [3,4]. In order to optimize and protect water resources, which are often very limited, an accurate estimation of the soil's water content is needed, to determine the expected evapotranspiration flux. Considerable efforts are thus devoted to improving the evaluation of evapotranspiration, and to understanding its relationship with the vegetation cover and the soil's water content [5]. Soil texture is also an essential parameter, allowing pedotransfer functions to be determined, from which hydrodynamic soil parameters such as the wilting point, field capacity and saturated hydraulic conductivity can be derived. Soil particle sizes are classified into three textural groups, based on their physical dimensions: sand (2.0–0.5 mm), silt (0.5 mm–2  $\mu\text{m}$ ), and clay (soil fraction <2  $\mu\text{m}$ ). The water retention characteristics of soils are highly dependent on their particle size distribution. The variability of a soil's texture, its clay content in particular, thus has a significant influence on its spatial moisture distribution and can lead to difficulties when interpreting soil moisture measurements recorded over large areas for the purposes of irrigation scheduling decisions.

Clay content is considered to be the most relevant parameter, since it is related to the exchange capacity of soils [6,7], has a strong influence on the soil's hydraulic properties such as water storage and availability for crop plants, field capacity and wilting point, and is the first statistical factor to be taken into account when building pedotransfer functions [8,9]. Soil property products could be integrated into intelligent irrigation algorithms in the field of smart agriculture, thereby contributing to an improvement in the accuracy of numerical model forecasting, or hydrological models used for water predictions [10].

Imaging Synthetic Aperture Radar (SAR) sensors have demonstrated their potential for the effective measurement and monitoring of soil surface characteristics at a high spatial resolution [2–8]. Over bare agricultural areas, the backscattered radar signal is very sensitive to the soil's dielectric constant (soil moisture) [11–20]. For bare soils, various theoretical and empirical approaches have been developed to analyze the relationship between surface parameters and radar signals [21–26]. Among these, the “linear approach” linking surface soil moisture to calibrated SAR measurements (SIRC, ERS, RADARSAT, ASAR, TerraSAR-X) is widely used [14,27,28]. In recent years, different operational algorithms based on a change detection approach have been proposed to map soil moisture. This is particularly relevant for low and medium spatial resolutions (active microwave) [29,30].

For the estimation of soil textures, different methodologies have also been proposed in recent decades, using specific multi- and hyper-spectral optical sensors [7,31–33]. Numerous experimental studies have shown that the soil texture has only a very limited influence on radar signals, such that it may not be possible to directly retrieve one component of soil

texture from such data. However, in recent years qualitative relationships have been observed between soil texture and high frequency X-band radar measurements [18,19]. In this context, Zribi *et al.*, (2012) [34] developed an empirical inversion approach, allowing the soil clay content to be estimated from processed TerraSAR-X radar signals. The proposed methodology evaluates the rate at which the observed surface dries following a rainfall event, and uses this to determine the percentage of clay in the soil. An accuracy equal to 120 g/kg was retrieved.

In recent years, various approaches have been proposed for soil moisture monitoring, whereas fewer studies have concentrated on the analysis of soil texture. The aim of this paper is to demonstrate that it is possible to retrieve both of these soil parameters (moisture and texture) from the same experimental campaign, using a single radar signal configuration (one incidence angle, one polarization). The present paper proposes an empirical algorithm based on the use of high-resolution radar TerraSAR-X observations, along with point-measurements based on coarse grid observations, to determine the soil moisture and texture at the spatial resolution of the radar data. A change detection method has been proposed and implemented in this study as a convenient way to determine these soil parameters.

Our paper is organized into five sections. The next section presents the database and ground measurements used in the proposed study. Section 3 explains the methodologies used for soil moisture estimations, and validation of the results based on comparisons between the estimations and *in situ* measurements. Section 4 describes the approach used for soil texture retrieval. Conclusions and perspectives from this study are discussed in Section 5.

## 2. Datasets and Study Site

### 2.1. Study Site Description

Our study site is situated in the Kairouan plain (9°23'–10°17'E, 35°1'–35°55'N, in Central Tunisia). The climate in this region is semi-arid, with an average annual rainfall of approximately 300 mm/year, characterized by a rainy season lasting from October to May, with the two rainiest months being October and March [17]. As is generally the case in semi-arid areas, the rainfall patterns in this area are highly variable over time and space. The mean temperature in Kairouan City is 19.2 °C (minimum of 10.7 °C in January and maximum of 28.6 °C in August). The mean annual potential evapotranspiration (Penman) is close to 1600 mm. The landscape is mainly flat. The vegetation in this area is dominated by agriculture (cereals, olive trees, and market gardens). Various crops are grown, and their rotation is typical of semi-arid regions.

### 2.2. Satellite Images

Seven TerraSAR-X images (X-Band ~9.65 GHz) were acquired (HH polarization, incidence angle of 36°). Table 1 summarizes the main characteristics of the SAR images recorded at the Kairouan site. All of the TSX images correspond to a “Single-look Slant Range Complex: SSC” TSX product with a Single-look complex format, having a ground pixel spacing of approximately 2 m. The SAR images were firstly multi-looked to reduce speckle using the NEST software (<https://earth.esa.int/web/nest/home/>). For all images, five looks were used in the azimuth and range directions (resulting pixel size ~ 9 × 9 m<sup>2</sup>). The images were then radiometrically calibrated to derive the backscattering coefficients  $\sigma_0$ , and then geo-referenced using the SRTM 3Sec as a DEM (Auto download in NEST software). The mean radar signals were computed for each test field.

**Table 1.** Main characteristics of the X-band SAR images: Pol: Polarization, Inc: Incidence Angle, Desc: Descendant and Asc: Ascendant.

Nr	Sensor	Date of Acquisition (dd/mm/yyyy)	Acquisition Time (UTC)	Acquisition Mode	Pol Mode	Inci.	Orbit	Geometric Resolution (m)
1	TSX	09/11/2013	17:13:34	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8
2	TSX	20/11/2013	17:13:34	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8
3	TSX	01/12/2013	17:14:17	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8
4	TSX	12/12/2013	17:14:17	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8
5	TSX	23/12/2013	17:14:16	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8
6	TSX	14/01/2014	17:14:15	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8
7	TSX	25/01/2014	17:14:15	Spotlight	HH	36°	Asc	1.8

### 2.3. Ground Measurements

All ground measurements of surface soil parameters were carried out over several bare soil reference fields located at the Kairouan site. Between November 2013 and January 2014 (three months), ground campaigns were carried out at the same time as the seven satellite acquisitions. Fifteen bare soil reference fields were considered for soil moisture ground measurements, with different types of roughness ranging from smooth to ploughed surfaces. The surface areas of these study fields ranged between 1.6 and 17 ha. The ground measurements made on the test fields involved the characterization of the following soil parameters: soil moisture using a theta-probe instrument, soil roughness using a pin profiler, soil bulk density and soil texture.

### 2.4. Soil Moisture

For each test field, approximately 20 handheld thetaprobe measurements were made at a depth of 5 cm. The samples were taken from various locations in each reference field, within a two-hour time frame between 3:40 p.m. and 5:40 p.m., coinciding with the time of each overhead satellite acquisition. The thetaprobe measurements were calibrated with gravimetric measurements recorded during previous campaigns [17]. The volumetric moisture “mv” ranged between 4.7% and 31.6 vol. % for all the taprobe measurements (Table 2).

Over the studied site, in addition to the moisture measurements carried out in test fields, a network of seven continuous thetaprobe stations, installed in bare soil locations, provided moisture measurements every 3 h (Figure 1). At each station, the measurements were made at depths of 5 and 40 cm.



**Figure 1.** Localization of the study site and the seven continuous thetaprobe stations.

### 2.5. Soil Roughness

The surface geometry was characterized by means of a 1 m long pin profiler with a resolution of 2 cm. Ten roughness profiles, five parallel and five perpendicular to the tillage row direction, were established in all reference fields during three different ground campaigns. Two main surface roughness parameters, the root mean square surface height (Hrms) and the correlation length (l), were determined from the mean correlation function, which was computed from the digitized soil profiles. Table 2 provides the ranges of soil roughness for three experimental campaigns. It is important to note that sowing is generally carried out after the first rainfall, between the end of October and the beginning of November. As a consequence, the soil roughness dynamics during experimental campaigns are generally related to soil degradation. Table 2 summarizes the results of the ground measurements made during the campaigns.

**Table 2.** Ground measurements (volumetric moisture “mv” and roughness) ranges during experimental campaigns.

Date (dd/mm/yy)	Soil Moisture Range (%)	Soil Roughness Range (cm)
09/11/13	4 < mv < 9	0.54 < s < 3.2 2.5 < l < 6.4
20/11/13	6 < mv < 12	-
01/12/13	5 < mv < 11	-
12/12/13	5 < mv < 9	0.49 < s < 3.4 2.3 < l < 7.4
23/12/13	20 < mv < 30	-
14/01/14	13 < mv < 23	-
25/01/14	7 < mv < 18	0.38 < s < 1.9 3.5 < l < 8

### 2.6. Soil Texture

Soil texture measurements were carried out not only in the fifteen test fields selected for the development of our soil moisture methodology, but also in 55 different fields, in order to take a large range of soil textures into consideration. For each test field, three soil samples were collected for texture characterization. Various measurements were made in the laboratory, to determine the percentages of sand, silt and clay particles, characterizing the soil’s texture. The clay percentages ranged between 2.4% and 53.1% and the sand percentages ranged between 4.4% and 84.3%.

## 3. Soil Moisture Retrieval

We propose an algorithm based on the change detection method for the retrieval of surface bare soil moisture at a high spatial resolution. This approach takes advantage of the approximately linear dependence of radar backscattering signals (in decibels) on soil moisture [28,35]. The linear relationship is modeled as:

$$\sigma_{dB}^0 = S_0 mv + f(R) \quad (4)$$

where  $S_0$  is the radar signal’s sensitivity to soil moisture (mv) and  $f(R)$  is a function of the roughness  $R$ .

In this study, two approaches to the implementation of the change detection method are considered. With the first of these, roughness variations are assumed to be negligible during the radar acquisition campaigns. In the second approach, a simple correction is introduced in order to take the temporal variations in roughness into account.

### 3.1. Methodology Description

#### 3.1.1. Negligible Roughness Effect

We make the assumption that, during the experimental campaign, changes in soil roughness are insignificant in terms of any temporal change in the co-polarized, backscattered radar signal at the local scale. Soil roughness variations are mainly due to surface degradation that occurs after sowing, generally at the beginning of autumn (from the end of October to early November). Under this assumption, the difference between radar signals obtained by subtracting consecutive radar backscatter images acquired over a given area would be:

$$\Delta\sigma^0 = S_0 \Delta m_v \quad (5)$$

where  $\Delta m_v$  is the difference in soil moisture between two successive image acquisitions (11 day period for the present study).

This can be rewritten as:

$$\Delta m_v = \frac{\Delta\sigma^0}{S_0} \quad (6)$$

The change in soil moisture  $\Delta m_{v,total}$  at the scale of a TerraSAR-X image, between two successive acquisitions, can be expressed as the average change over all of the image pixels:

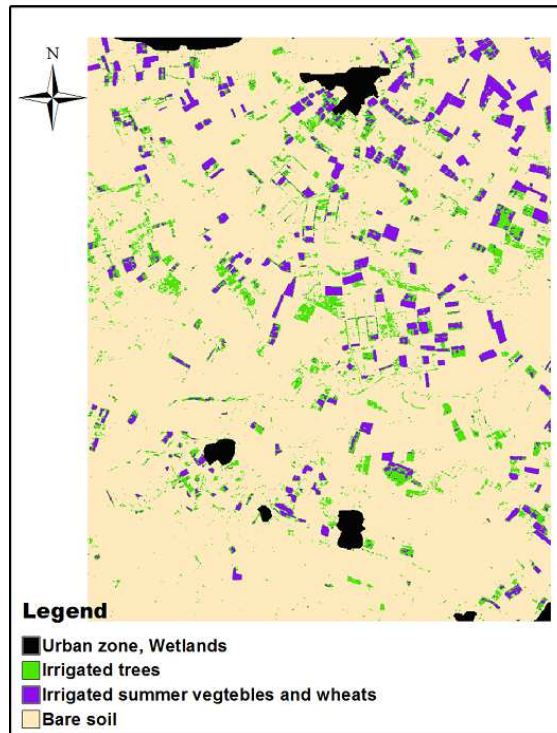
$$\Delta m_{v,total} = \left( \frac{1}{N} \right) \sum \Delta m_{v,x} \quad (7)$$

where  $\Delta m_{v,x}$  is the moisture variation for each pixel. This can be rewritten as:

$$\Delta m_{v,total} = \left( \frac{1}{N} \right) \sum \left[ \frac{\Delta\sigma_x^0}{S_0} \right] \quad (8)$$

$$S_0 = \left( \frac{1}{N} \right) \frac{\sum \Delta\sigma_x^0}{\Delta m_{v,total}} \quad (9)$$

$S_0$  is estimated using  $\Delta\sigma^0$  derived from TerraSAR-X images, and  $\Delta m_{v,total}$  derived from moisture measurements produced by the network of seven thetaprobe stations covering the image scene. For each pair of successive images, we estimate the difference between the mean radar signals calculated for each of the entire radar images, over a bare soil mask. Figure 2 shows the global land use map estimated from an optical SPOT/HRV image acquired on 25 November 2013. In order to retrieve the appropriate bare soil class, an empirical NDVI offset equal to 0.21 was applied.

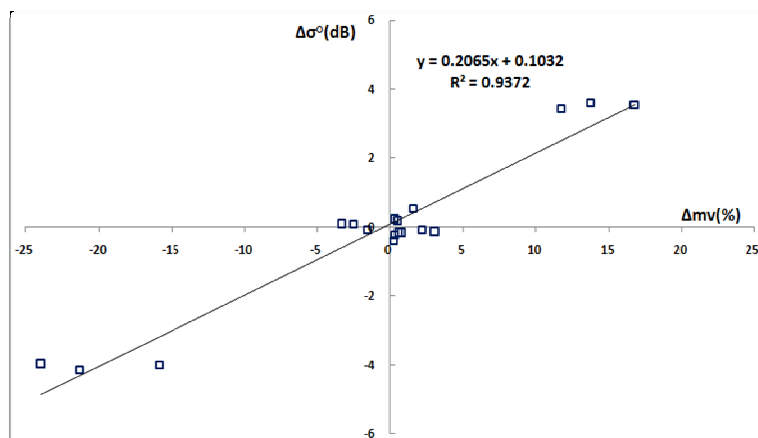


**Figure 2.** Land use map.

In this case, as a consequence of the small number of radar acquisitions (seven), we divide the full image into three sub-images with appreciably different soil textures, in order to increase the number of conditions. Figure 3 illustrates the linear relationship between the change in mean radar signal and  $\Delta m_{v,\text{total}}$  applied to the three sub-images for all successive radar images (11 days), and corresponding to a total of eighteen combinations.  $S_0$  is, thus, computed to be equal to 0.21 dB/vol. %.

This value of  $S_0$  at the studied site can be applied at the spatial resolution of the radar images, and for each pixel within the studied region.

$$\Delta m_{v,x} = \frac{\Delta \sigma_x^0}{S_0} \quad (10)$$



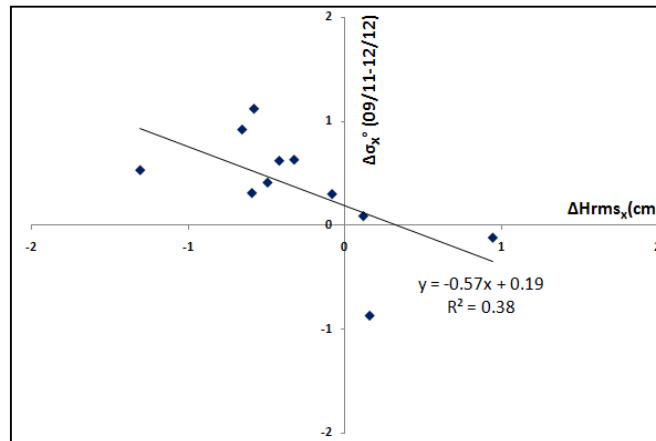
**Figure 3.** Mean radar signal difference separated into three sub-images, between two successive radar images (over bare soil)  $\Delta\sigma$  (dB) as a function of moisture variations  $\Delta mv(\%)$ , applied to 7 successive radar images.

### 3.1.2. Considered Roughness Effect

It has been shown that the accuracy with which soil moisture can be retrieved by inverse backscattering models is affected by the influence of the surface roughness parameter on backscattered radar signals [11,30, 35–39]. When only one radar configuration is used (HH, 36° incidence angle), it is not possible to extract both soil moisture and roughness, without making additional assumptions. In order to take the roughness effect into account, we initially analyzed radar images acquired on the driest days. For these images, it was assumed that the soil moisture was approximately constant, and that any spatial variability in the radar signals was produced by differences in surface roughness. During the experimental campaign, two TerraSAR images were acquired under very dry conditions (9 November, and 12 December 2013). Low moisture values, equal to approximately 5 vol. %, were recorded on these two dates by the thetaprobe stations. Ground measurements in the fifteen test fields also indicated low soil moistures, associated with a standard deviation of less than 1 vol. %. We, thus, consider that on these two dates, the spatial heterogeneity was related to roughness variations only, such that the difference between the two images acquired on these two dates arise from changes in roughness only.

$$\sigma_x^0(09/11/2013) - \sigma_x^0(12/12/2013) = g(\Delta R) \quad (10)$$

Figure 4 illustrates the relationship between  $\Delta\sigma$  (between the two acquisition dates) and  $\Delta R$  ( $\Delta Hrms_x$ ), for the different test fields. An approximately linear relationship is observed between the radar signals and roughness variations. When significant changes are observed in the radar signals from the test fields, these are due to a decrease in roughness resulting from soil degradation with erosion and runoff.



**Figure 4.** Relationship between temporal variations in radar signal ( $\Delta\sigma_x^\circ$ ) and soil roughness changes ( $\Delta Hrms_x$ ) over test fields, between the two driest images (9 November, and 12 December 2013).

We then considered local roughness variations, making the assumption that the global mean roughness level in the region remained almost stable during the experimental

campaigns. This assumption could be validated by comparing the radar signal distributions corresponding to the two driest images recorded over bare soils. Almost the same mean (respectively  $-11.2$  and  $-11.1$  dB) and RMS (respectively  $1.6$  dB and  $1.5$  dB) were observed for the signals in these two images. The influence of roughness is, thus, introduced without modifying the sensitivity ( $S_0$ ) retrieved from the thetaprobe stations.

Using Equations (1) and (6), the local moisture variation at the scale of a single pixel can be written as:

$$\Delta m_{v,x} = \frac{\Delta \sigma_x^0 - \Delta f(R)}{S_0} \quad (11)$$

where  $\Delta f(R)$  is the difference in radar signal resulting from roughness contributions, between two successive radar images.

For the present application,  $g(R)$  is the substitution of radar signals corresponding to the two driest images. The difference between these two images is assumed to correspond to a simple, linear temporal variation in radar signal (measured in dB) over the period of time separating these image acquisitions.

This can be written:

$$\Delta f(R) = \frac{t}{T} g(R) \quad (12)$$

where  $t$  (days) is the period between two successive images, and  $T$  is the period between the two driest images.

### 3.2. Soil Moisture Mapping and Validation Results

#### 3.2.1. Moisture Estimation

For each date  $d_t$  and each pixel  $(i, j)$ , the soil moisture was estimated as:

$$m_v(i, j, d_t) = \Delta m_v(i, j, d_t, d_{t-1}) + m_v(i, j, d_{t-1}) \quad (13)$$

where  $m_v(i, j, d_t)$  is the soil moisture at pixel  $(i, j)$  and date  $d_t$ ,  $m_v(i, j, d_{t-1})$  is the soil moisture at pixel  $(i, j)$  and date  $d_{t-1}$ , and  $\Delta m_v(i, j, d_t, d_{t-1})$  is the temporal difference in soil moisture between the dates  $d_t, d_{t-1}$  at pixel  $(i, j)$ .

As discussed in Section 1, the soil moisture is considered to remain constant on the driest day. This is taken to be the mean value of the soil moisture measured by the ground thetaprobes. In the present case, the driest date (9 November 2013) is considered to represent the initial level of soil moisture, for the purposes of estimating soil moistures on other dates through the use of Equation (11).

#### 3.2.2. Validation and Mapping

The proposed algorithms are validated by comparing the radar estimations with ground-truth measurements made in test fields characterized by soil moistures ranging between dry



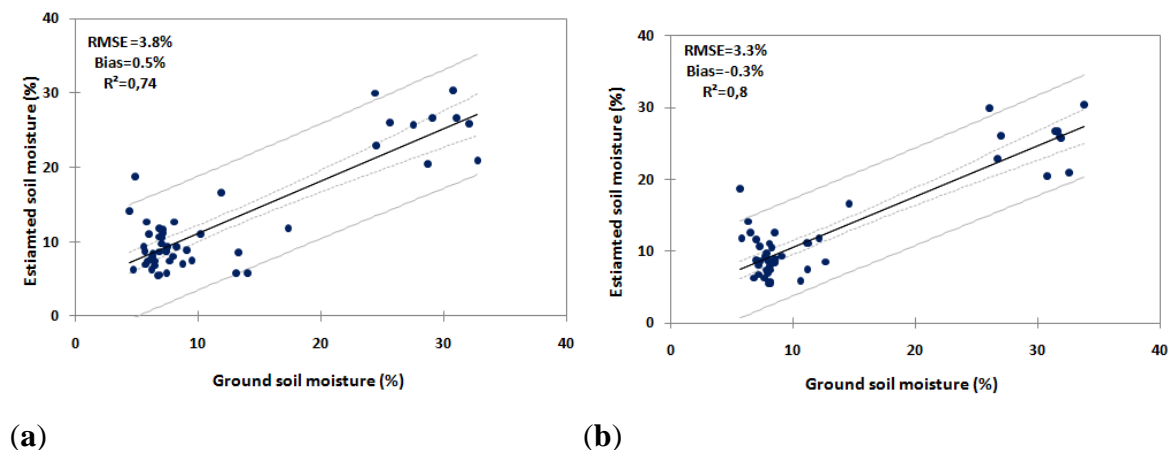
and wet conditions. Figure 5 shows the results of validation of the soil moisture retrieval algorithm, using two approaches, i.e., with and without the use of corrections for roughness variations. A very good agreement is found between the radar signal estimations and the ground measurements for both cases, with the RMSE equal to 3.3% (3.8%), and the bias equal to  $-0.3\%$  ( $0.5\%$ ) respectively, when the roughness is (is not) taken into account.

A small improvement in the accuracy of the soil moisture estimations is observed when roughness variations are taken into account. The test fields used for validation of our algorithm are classed into two different datasets, with the first corresponding to low moisture values and the second to high values. This behavior is related to the climatic conditions of semi-arid regions, with a limited number of rainfall events and very high evaporation, leading to fast drying of the soil surfaces and a low probability of retrieving medium moisture levels.

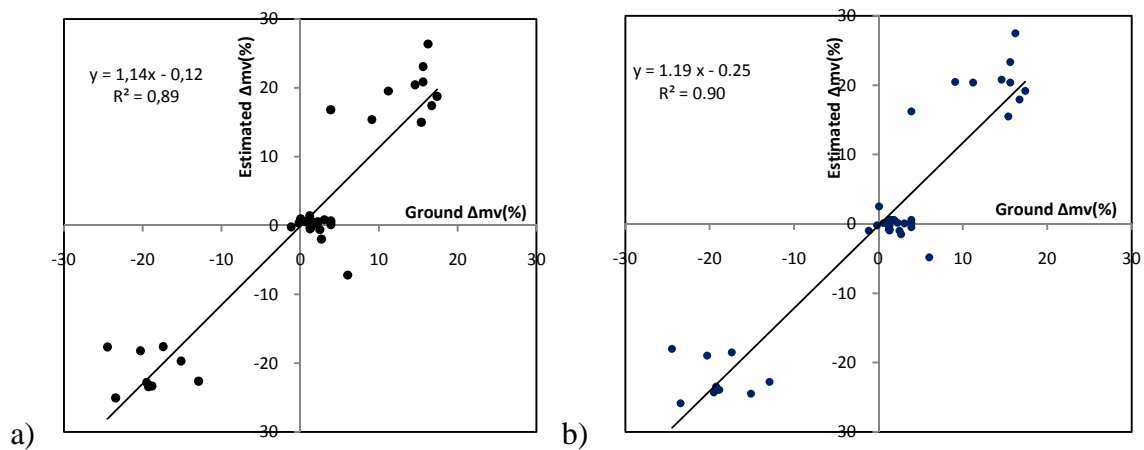
All of the pixels in the bare soil class are considered to be valid candidates for soil moisture mapping. However, a radar signal from a small number of neighboring pixels is needed in order to minimize the addition of speckle noise to the results. We, thus, considered  $3 \times 3$  pixel windows (approximately 0.07 ha) for the computation of effective radar signals in the bare soil class, and these were then used to estimate the soil moisture.

Approximately the same behaviors are also observed when moisture changes between successive radar acquisitions are considered (Figure 6). We observe a high level of agreement between estimations and ground measurements, with and without the use of corrections for variations in roughness.

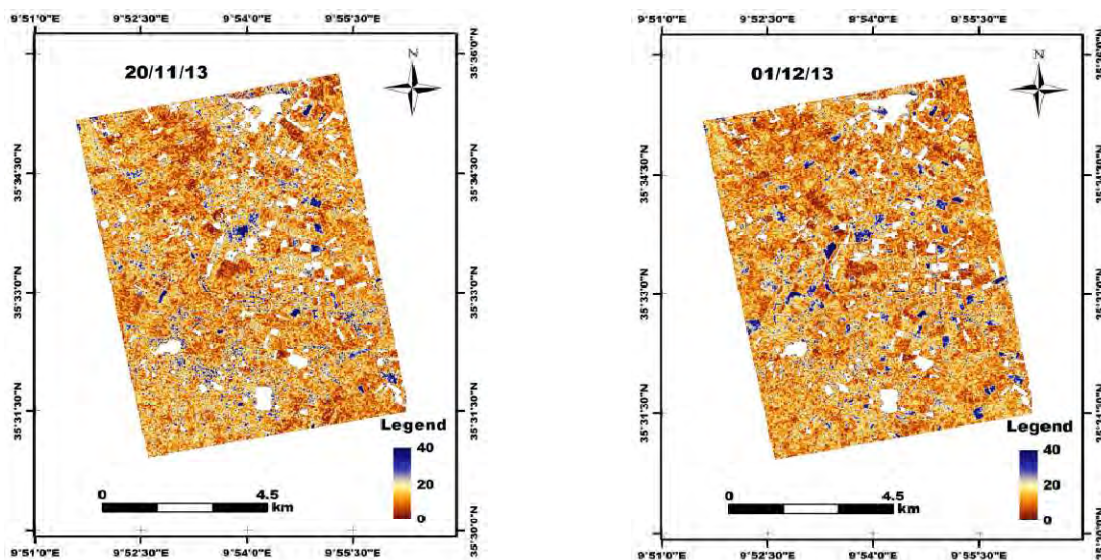
Figure 7 shows the resulting soil moisture maps computed over bare soils at different dates. For wet days corresponding to rainfall events, such as that of 23 December 2013 (38.6 mm recorded by rain-gauges on 23 December 2013), a high soil moisture level is observed for all bare soil fields, with a mean value equal to 25.8%. On dates characterized by medium values of soil moisture, such as 14 January 2014 (18%), highly heterogeneous moisture values are observed. On dry dates, such as 20 November 2013, the spatial variations of soil moisture are less significant.



**Figure 5.** Validation of the two proposed change detection approaches over 15 test fields (each point corresponds to one moisture condition in one test field): (a) assuming no change in roughness; (b) taking roughness changes into account.



**Figure 6.** Validation of the two proposed change detection approaches over 15 test fields (each point corresponds to one moisture change between two successive images in one test field): (a) assuming no change in roughness; (b) taking roughness changes into account.



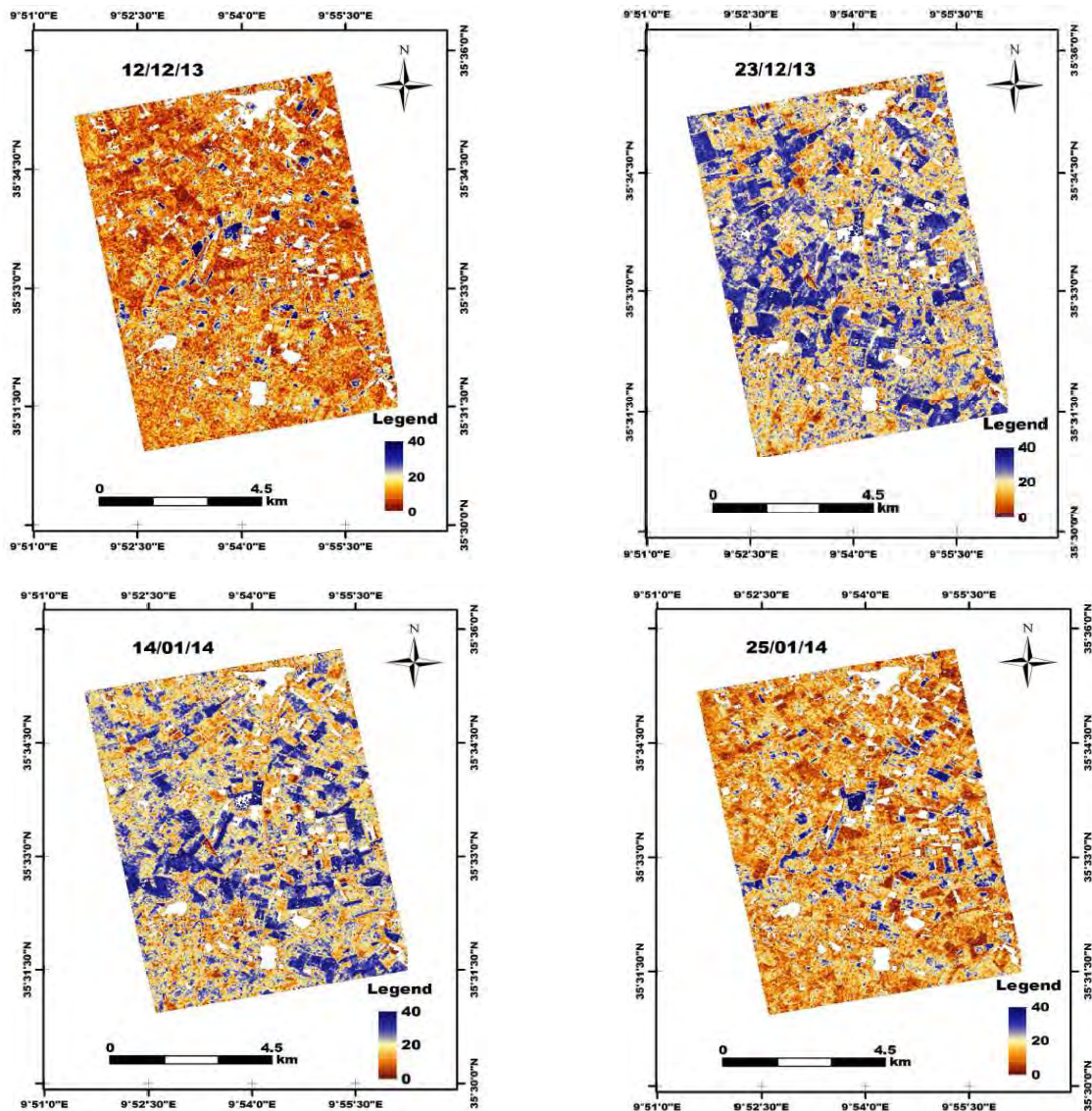


Figure 7. Soil moisture mapping on six different dates.

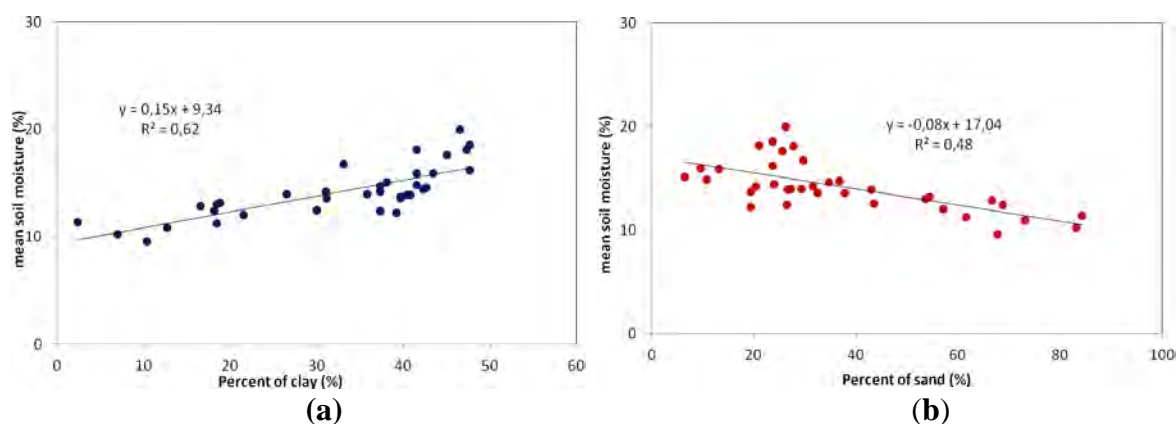
## 4. Soil Texture Retrieval

### 4.1. Methodology

Soil texture is a function of the composite fractions of clay, silt and sand, from which it is made up. Fine-textured soils, especially clay soils, have a good water retention capacity. The size distribution of the voids in a soil depends mainly on the size distribution of the mineral particles it contains. For example, a soil comprising mainly sand-sized particles will have a high percentage of macro pores, which can drain freely. Soils having predominately sand-sized particles can hold the least amount of water, whereas soils having predominately clay-sized particles retain a much higher volume of water as a result of the predominance of micro-pores. In general, the smaller the size of a soil's particles, the greater its volumetric water capacity [1,4,6,7,31,40]. In Zribi et al., (2012) [34], it was shown that there is a relationship between the measured decrease in intensity of backscattered radar signals due to evaporation and infiltration, and the fraction of clay present in the soil. This can be explained by the fact

that clay soils dry more slowly than sandy soils. In the present study, seven soil moisture maps are derived from radar signals, over a period of three months. On the basis of the aforementioned characteristics and interactions of soil texture with soil moisture, we propose to develop a simple relationship between the soil's mean level of moisture content and its texture (clay or sand), using the data corresponding to these seven maps. Figure 8 shows the linear relationship between the soil moisture determined from radar signals and the corresponding texture components (clay and sand) over 36 test fields.

It can be seen that the mean soil moisture clearly increases with increasing clay fraction, and decreases with increasing sand fraction, with correlations of  $R^2 = 0.62$ , and  $R^2 = 0.48$ , respectively. We observe a difference of approximately 5% in mean soil moisture for soils having a clay fraction between 10% and 48%, or a sand fraction between 7% and 58%. These results are of course coherent with the soil's properties, as previously discussed.

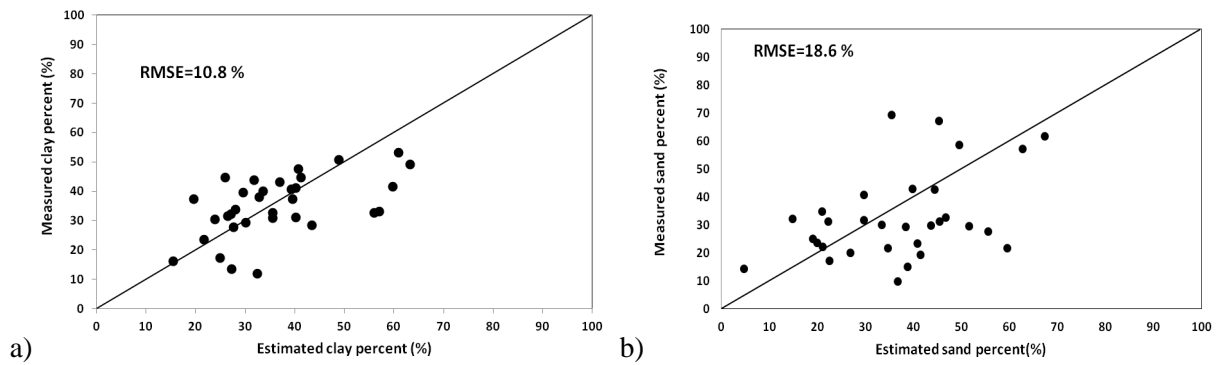


**Figure 8.** Relationship between mean soil moisture, estimated from 7 radar moisture maps, and soil texture characteristics, for 34 test fields: **(a)** clay content (%); **(b)** sand content (%).

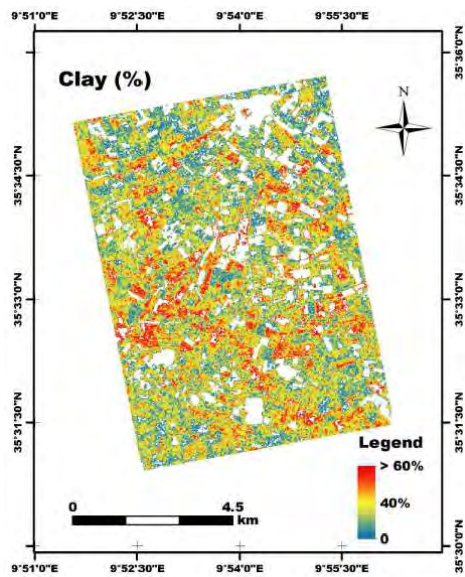
#### 4.2. Validation

A second set of 34 test fields was used to validate the proposed empirical linear relationships between mean moisture content and clay or sand contents. Figures 9 and 10 illustrate this validation by comparing radar-estimated values and ground measurements, over these test fields. In the case of the clay content a strong correlation is observed, with an RMSE equal to 10.8% (108 g/kg). In the case of the estimated sand content, the accuracy is lower with an RMSE equal to 18.6% (186 g/kg).

Following the process described above, it was possible to apply our validated model to the clay percentage map of these soils. On the basis of a land-use map, we took only bare soils into account. In order to eliminate the effects of local terrain heterogeneities and speckle in the radar signals, the soil's clay content was estimated over cells defined by  $3 \times 3$  pixel areas, corresponding to  $27 \times 27$  m cells. Figure 11 shows the resulting soil clay map over the studied area. As confirmed by ground measurements, a generally lower percentage of clay and higher percentage of sand are observed in the soil of the olive groves.



**Figure 9.** Comparison between estimated and ground truth measurements of a) clay content b) sand content, over 34 test fields.



**Figure 11.** Map of soil clay content.

## 5. Conclusions

This paper proposed and implemented a simple algorithm based on a change detection approach at the spatial resolution of the TerraSAR-X radar sensor, with auxiliary low-resolution estimates of soil moisture provided by a thetaprobe station network (seven points) installed on the studied site. The proposed approach allows the bare soil moisture and texture to be estimated, using multi-temporal radar acquisitions with just one configuration (one incidence angle, one polarization).

The first originality of this approach lies in the retrieval of two soil parameters (moisture and texture) using just one short wavelength SAR configuration.

A change detection methodology is applied, through the use of two different methods. The first of these considers moisture variations only, during the studied period, whereas the second includes the influence of temporal changes in roughness on the variability of soil moisture. In this case, it is assumed that variations in roughness make a linearly variable contribution to soil moisture over time. This effect is identified by using the driest images, for which roughness is the only parameter able to produce spatial variations in the radar signal.

For the two considered approaches, the soil moisture estimations were validated using ground measurements acquired over fifteen test fields, under different moisture conditions. These comparisons lead to a volumetric moisture RMSE equal to 3.8% and 3.3%, and a bias equal to 0.5% and 0.3%, respectively. A small improvement in estimation accuracy is achieved with the approach using roughness corrections.

A linear relationship was then established between ground-truth measurements of clay and sand content over 36 fields, and the mean value of moisture estimations from the seven processed dates, with a correlation coefficient,  $R^2$ , equal to 0.62 and 0.48, respectively. This algorithm was validated by comparing radar estimations and ground truth observations over 34 fields. For clay and sand, we retrieve an rms error equal to 10.8% (equivalent to 108 g/kg) and 18.6% (equivalent to 186 g/kg), respectively. It is, thus, possible to accurately map the soil's clay content. Optimal use of this approach could be made during the autumn, at the beginning of the rainy season: during this period, following the dry season, a high proportion of bare soils can be identified. As shown by other studies, although these empirical relationships are adapted to the proposed site, they would need to be calibrated for use at other test sites. In the case of surfaces having a vegetation cover, it should also be possible to implement the proposed algorithm, provided the vegetation is not affected by any changes during the experimental campaigns. This approach could also be applied to SENTINEL1 data, allowing moisture estimations to be made at a higher repeat rate. High-resolution data could be considered in synergy with low-resolution satellite moisture products (SMOS, ASCAT, SMAP, etc.), rather than with auxiliary products derived from ground measurements.

### Acknowledgments

This study was funded by MISTRALS/SICMED, the ANR AMETHYST (ANR-12 TMED-0006-01) and TOSCA/CNES projects. We also wish to thank all of the technical teams of the IRD and INAT (Institut National Agronomique de Tunisie) for their strong collaboration and support with the implementation of ground-truth measurements. The authors wish to thank the German Space Agency (DLR) for kindly providing them with TSX images under proposal HYD0007.

### Author Contributions

Azza Gorrab and Mehrez Zribi proposed methodology to use TerraSAR-X data to produce surface soil moisture and clay content maps over the Kairouan plain. Nicolas Baghdadi participated to results interpretation. Bernard Mougenot and Pascal Fanise participated to ground measurements. Zohra Lili Chabaane participated to experimental campaigns organization.

### Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

### References

1. Bezerra, B.G.; dos Santos, C.A.C.; da Silva, B.B.; Perez-Marin, A.M.; Bezerra, M.V.C.; Bezerra, J.R.C.; Ramana Rao, T.V. Estimation of soil moisture in the root-zone from remote sensing data. *Rev. Bras. Ciênc. Solo* **2013**, *37*, 596–603.
2. Pandey, V.; Pandey, P.K. Spatial and temporal variability of soil moisture. *Int. J. Geosci.* **2010**, *1*, 87–98.
3. Koster, R.D.; Dirmeyer, P.A.; Guo, Z.; Bonan, G.; Chan, E.; Cox, P.; Gordon, C.T.; Kanae, S.; Kowalczyk, E.; Lawrence, D.; *et al.* Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation. *Science* **2004**, *305*, 1138–1140.

4. Zhang, X.; Zhang, X.; Li, G. The effect of texture and irrigation on the soil moisture vertical-temporal variability in an urban artificial landscape: A case study of Olympic Forest Park in Beijing. *Front. Environ. Sci. Eng.* **2015**, *9*, 269–278.
5. Simonneaux, V.; Duchemin, B.; Helson, D.; ER-Raki, S.; Olivoso, A.; Chehbouni, A.G. The use of high-resolution image time series for crop classification and evapotranspiration estimate over an irrigated area in central Morocco. *Int. J. Remote Sens.* **2007**, *29*, 95–116.
6. Molin, J.P.; Faulin, G.D.C. Spatial and temporal variability of soil electrical conductivity related to soil moisture. *Sci. Agric.* **2013**, *70*, 1–5.
7. Castaldi, F.; Casa, R.; Castrignanò, A.; Pascucci, S.; Palombo, A.; Pignatti, S. Estimation of soil properties at the field scale from satellite data: A comparison between spatial and non-spatial techniques. *Eur. J. Soil Sci.* **2014**, *65*, 842–851.
8. Frenkel, H.; Goertzen, J.O.; and Rhoades, J.D. Effects of clay type and content, exchangeable sodium percentage, and electrolyte concentration on clay dispersion and soil hydraulic conductivity. *Soil Sci. Soc. Am. J.* **1978**, *42*, 32–39.
9. Bresler, E. Analysis of trickle irrigation with application to design problems. *Irrig. Sci.* **1978**, *1*, 3–17.
10. Bastiaanssen, W.G.M.; Molden, D.J.; Makin, I.W. Remote sensing for irrigated agriculture: Examples from research and possible applications. *Agric. Water Manag.* **2000**, *46*, 137–155.
11. Ulaby, F.T.; Bradley, G.; Dobson, M.C. Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture, and soil texture. II—Vegetation-covered soil. *IEEE Trans. Geosci. Electron.* **1979**, *17*, 286–295.
12. Rao, P.V.N.; Raju, C.S.; Rao, K.S. Microwave remote sensing of soil moisture: Elimination of texture effect. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1990**, *28*, 1988–1991.
13. Morann, M.S.; Hymern, D.C., Qin, J.; Sanon, E.E. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. *Agric. For. Meteorol.* **2000**, *105*, 69–80.
14. Zribi, M.; Saux-Picart, S.; André, C.; Descroix, L.; Otlé, O.; Kallel, A. Soil moisture mapping based on ARSAR/ENVISAT radar data over a Sahelian site. *Int. J. Remote Sens.* **2007**, *28*, 3547–3565.
15. Satalino, G.; Mattia, F.; Davidson, M.W.J.; le Toan, T.; Pasquariello, G.; Borgeaud, M. On current limits of soil moisture retrieval from ERS-SAR data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2002**, *40*, 2438–2447.
16. Rahman, M.M.; Moran, M.S.; Thoma, D.P.; Bryant, R.; Holifield Collins, C.D.; Jackson, T.; Orr, B.J.; Tischler, M. Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 391–402.
17. Zribi, M.; Chahbi, A.; Lili Chabaane, Z.; Duchemin, B.; Baghdadi, N.; Amri, R.; Chehbouni, A. Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 345–358.
18. Baghdadi, N.; Zribi M.; Loumagne, C.; Ansart, P.; Anguela, T.P. Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 4370–4379.
19. Aubert, M.; Baghdadi, N.; Zribi, M.; Douaoui, A.; Loumagne, C.; Baup, F.; El Hajj, M.; Garrigues, S. Analysis of TerraSAR-X data sensitivity to bare soil moisture, roughness, composition and soil crust. *Remote Sens. Environ.* **2011**, *115*, 1801–1810.
20. Anguela, T.P.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Loumagne, C. Analysis of local variation of soil surface parameters with TerraSAR-X radar data over bare agricultural fields. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.* **2010**, *48*, 874–881.
21. Fung, A.K.; Li, Z.; Chen, K.S. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1992**, *30*, 356–369.
22. Oh, Y.; Sarabandi, K.; Ulaby, F.T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1992**, *30*, 370–382.
23. Dubois, P.; van Zyl, J.; Engman, T. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1995**, *33*, 915–926.

24. Zribi, M.; Dechambre, M. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from Radar Data, *Remote Sens. Environ.* **2003**, *84*, 42–52.
25. Gorrab, A.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Mougenot, B.; Lili Chabaane, Z. Potential of X-Band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR Data for the assessment of physical soil parameters. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 747–766.
26. Thoma, D.P.; Moran, M.S.; Bryant, R.; Rahman, M.M.; Holifield Collins, C.D.; Keefer, T.O.; Noriega, R.; Osman, I.; Skrivin, S.M.; Tischler, M.A.; *et al.* Appropriate scale of soil moisture retrieval from high resolution radar imagery for bare and minimally vegetated soils. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 403–414.
27. Quesney, A.; le Hégarat-Masclé, S.; Taconet, O.; Vidal-Madjar, D.; Wigneron, J.P.; Loumagne, C.; Normand, M. Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote Sens. Environ.* **2000**, *72*, 290–303.
28. Le Hégarat-masclé, S.; Zribi, M.; Alem, F.; Weisse, A.; Loumagne, C. Soil moisture estimation From ERS/SAR Data : Toward an operational methodology. *East* **2002**, *40*, 2647–2658.
29. Wagner, W. *Soil Moisture Retrieval from ERS Scatterometer Data*; Vienna University of Technology: Vienna, Austria, 1998.
30. Zribi, M.; Gorrab, A.; Baghdadi, N. A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil. *Remote Sens. Environ.* **2014**, *152*, 62–73.
31. Shabou, M.; Mougenot, B.; Lili Chabaane, Z.; Walter, C.; Boulet, G.; Ben Aissa, N.; Zribi, M. Soil clay content mapping using a time series of Landsat TM data in semi-arid lands. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 6059–6078.
32. Liu, F.; Geng, X.; Zhou, A.; Fraser, W.; Waddel, A. Soil texture mapping over low relief areas using land surface feedback dynamic patterns extracted from MODIS. *Geoderma* **2011**, *171–172*, 44–52.
33. Casa, R.; Castaldi, F.; Pascucci, S.; Palombo, A.; Pignatti, S. A comparison of sensor resolution and calibration strategies for soil texture estimation from hyperspectral remote sensing. *Geoderma* **2013**, *197–198*, 17–26.
34. Zribi, M.; Kotti, F.; Lili-Chabaane, Z.; Baghdadi, N. Soil texture mapping over a semi-arid area using TERRASAR-X radar data over a semi-arid area. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. Lett.* **2012**, *9*, 353–357.
35. Le Morvan, A.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Chanzy, A. Soil moisture profile effect on radar signal measurement. *Sensors* **2008**, *8*, 256–270.
36. Zribi, M.; Baghdadi, N.; Holah, N.; Fafin, O.; Guérin, C. Evaluation of a rough soil surface description with ASAR-ENVISAT radar data. *Remote Sens. Environ.* **2005**, *95*, 67–76.
37. Davidson, M.W.; le Toan, T.; Mattia, F.; Satalino, G.; Manninen, T.; Borgeaud, M. On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2000**, *38*, 630–640.
38. Verhoest, N.E.C.; Lievens, H.; Wagner, W.; Alvarez-Mozos, J.; Moran, M.S.; Mattia, F. On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from Synthetic Aperture Radar. *Sensors* **2008**, *8*, 4213–4248.
39. Lievens, H.; Vernieuwe, H.; Alvarez-Mozos, J.; de Baets, B.; Verhoest, N.E.C. Error in SAR-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors* **2009**, *9*, 1067–1093.
40. Mulder, V.L.; de Bruin, S.; Schaepman, M.E.; Mayr, T.R. The use of remote sensing in soil and terrain mapping—A review. *Geoderma* **2011**, *162*, 1–19.



## Conclusion partielle (V)

Dans ce chapitre, nous avons proposé différentes approches pour estimer et cartographier l'état hydrique, de texture et géométrique des surfaces agricoles nues. Ces approches ont pu être développées grâce à une large base de données produite dans le cadre de cette thèse : des campagnes de mesures intenses sur des parcelles de référence, des photos de terrain, des mesures continues de profils d'humidité du sol ainsi que différentes acquisitions radar (TerraSAR-X) et optique (SPOT/HRV). Ces données ont permis de couvrir une large gamme d'états de surface (rugosité : de lisse à rugueux, humidité : de sec à humide, texture : de fine à grossière) représentant notre site d'étude.

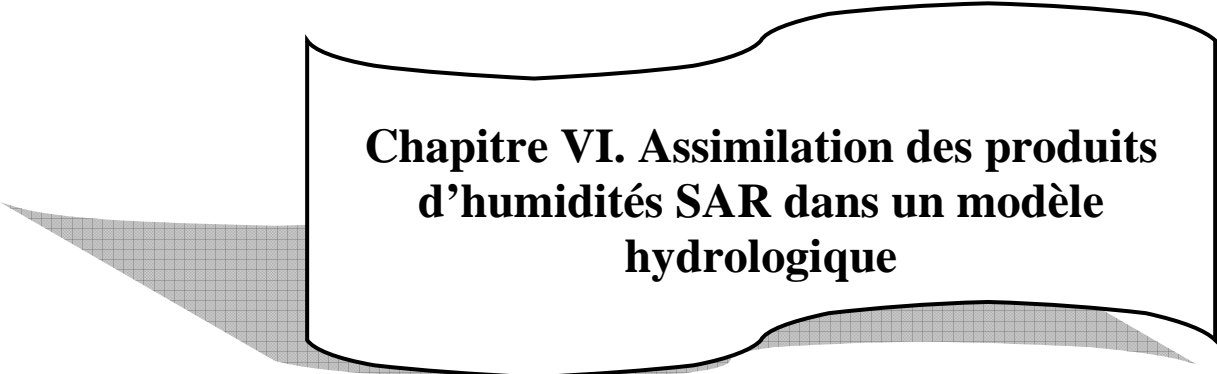
Pour l'estimation de l'**état hydrique** du sol, une approche de **détection de changement** est appliquée entre images radar successives pour estimer la variation de l'humidité du sol à l'échelle de la parcelle. Nous avons proposé une méthode mixte combinant les **mesures radar** et les mesures terrain acquises par des **stations Thetaprobes** fonctionnant en continue sur le site. Cette méthode considère deux options, une première sans prise en compte de l'effet de la rugosité et une deuxième avec prise en compte d'une évolution de la rugosité du sol. Ce travail est appliqué sur un masque des sols nus, identifié à partir d'une image optique SPOT/HRV acquise à la même période des mesures (2013-2014).

L'estimation de la **texture** du sol, et plus particulièrement le contenu en argile du sol est proposée en se basant sur la forte dépendance entre la moyenne de l'humidité du sol et sa texture. Nous avons montré la capacité de la mesure radar bande X (TerraSAR-X) acquise en mono-configuration (36° et polarisation HH) à restituer le contenu en argile des sols. En effet, le potentiel d'estimation de la texture à partir des images radar est **indirect**, et lié au fait que les sols ayant une **forte teneur en argile** ont une forte capacité de stockage de l'eau par rapport aux sols sableux, et par conséquent, avoir des valeurs de signal plus élevées. Dans le cadre de ce travail, nous avons déduit la spatialisation de la teneur en argile des sols à partir de la **moyenne de toutes les sorties d'humidité SAR**.

Dans ce travail, des cartes de **rugosité** sont aussi proposées à partir de mesures TerraSAR-X acquises en polarisation HH et à 36° durant les deux campagnes agricoles 2013-2014 et 2014-2015. Après analyse des sensibilités des signaux radars à la rugosité, nous avons proposé des **relations exponentielles empiriques** reliant les signaux radar à la rugosité de surface (Ecart type des hauteurs  $s$  et le paramètre  $Z_g$ ). Ces relations sont calibrées à partir de 39 parcelles tests et validées sur la base des comparaisons des valeurs des paramètres de rugosités inversés

et observées sur 40 autres parcelles tests. La classification de la rugosité de surface des sols nus est obtenue après l'analyse qualitative des photos de terrain simultanément avec les images SPOT, TerraSAR-X et de rugosité. Nous avons divisé les sols en deux classes : surfaces lisses et surfaces labourées. Sur les cartes de rugosité ainsi élaborées, nous avons distingué l'évolution des états de surface entre les parcelles agricoles nouvellement travaillées de celles qui étaient dégradées sous l'effet de pluie ou des pâturages.

Les méthodes d'estimation des paramètres de surface des sols et les produits SAR, développés dans le cadre de cette thèse, permettant de proposer des produits satellitaires à des résolutions spatiale et temporelle en adéquation avec les besoins des études en milieu agricole et adaptées aux besoins d'assimilation dans les modèles hydrologiques de l'échelle locale à l'échelle régionale. Dans ce contexte, nous menons un travail sur l'assimilation de nos sorties d'humidités SAR, dans un modèle d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles nus, qui est explicite dans le chapitre suivant.



**Chapitre VI. Assimilation des produits  
d'humidités SAR dans un modèle  
hydrologique**

## Introduction

Selon la quantité d'eau apportée dans les sols (précipitations ou irrigations), l'eau au contact du sol se répartit en trois fractions : i) évaporation ii) infiltration dans le sol iii) ruissellement de surface. Dans le cas des sols nus, la connaissance de la teneur en eau des premiers centimètres de surface permet d'accéder à l'estimation des flux de surface, en particulier l'évaporation du sol qui est l'un des termes essentiels du bilan hydrique (Chanzy et Bruckler, 1990 ; Entekhabi *et al.*, 1994 ; Houser *et al.*, 1998 ; Musy et High, 2004 ; Chen et Hu, 2004). Par conséquent, la modélisation directe des teneurs en eau de surface pourrait être utile pour la simulation du bilan hydrique et ceci moyennant des modèles conceptuels basés sur des mécanismes physiques reproduisant la réalité. De nombreux travaux ont montré l'utilité de l'assimilation des données d'humidité de surface des sols (*in situ* ou produits spatiales) dans des modèles conceptuels hydrologiques (pluie-débit, prévision des crues...) ou intégrant une interface Sol-Végétation-Atmosphère (Engman, 1990 ; Quesney, 1999 ; Loumagne *et al.*, 2001 ; Weisse *et al.*, 2003 ; Quesney *et al.*, 2000 ; Oudin *et al.*, 2003 ; Aubert *et al.*, 2003 ; Baghdadi *et al.*, 2007 ; Sutanto *et al.*, 2012).

### VI.1 Proposition d'un Modèle d'estimation du bilan HYdrique des Sols Agricoles Nus

Au cours des dernières années, plusieurs modèles ont été développés pour mesurer la perte en eau par évapotranspiration dans le cas d'un sol couvert ou par évaporation dans le cas des sols nus (Chanzy et Bruckler, 1990 ; Boulet, 1999 ; Green *et al.*, 2000 ; Sutanto *et al.*, 2012). Pour notre étude, nous proposons un **Modèle d'estimation du bilan HYdrique des Sols Agricoles Nus** « **MHYSAN** » qui simule l'évaporation et les teneurs en eau journalières de la couche (0-5cm) et (0-40cm). Dans notre modèle, les variables externes sont les données de l'**état hydrique** du sol, soit mesurées **in situ** soit dérivées des **produits d'humidité SAR**. Ces données étant utilisées en assimilation pour l'ajustement des **variables internes** du modèle afin d'améliorer la simulation des principaux composants du bilan hydrique (série journalière d'humidité et d'évaporation) qui constituent les **sorties du modèle**. Outre que les données d'humidité observés, le modèle MHYSAN fonctionne avec d'autres de données d'entrées qui sont les **données météorologiques** (Figure VI.1).

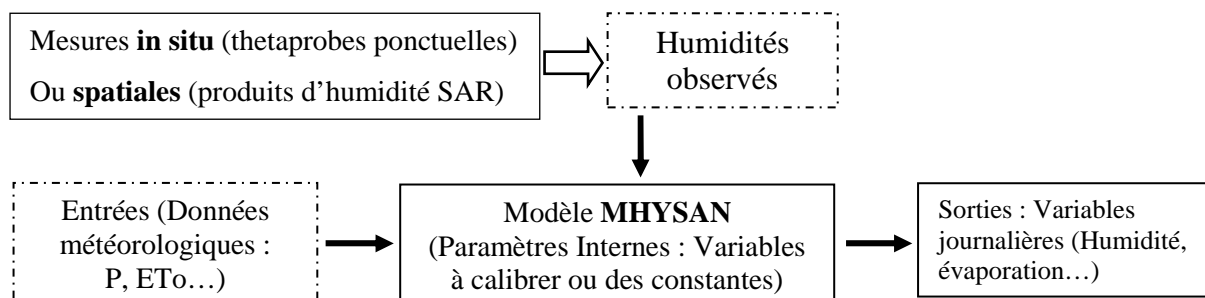


Figure VI. 1. Méthodologie d'assimilation des mesures de l'état hydrique (in situ ou produits SAR) dans le modèle MHYSAN

### VI.1.1. Description du modèle MHYSAN

La description du modèle conceptuel d'estimation du bilan hydrique des sols nus « MHYSAN » ainsi que tous les paramètres qui s'intègrent pour son fonctionnement sont détaillés dans l'article « Bare Soil HYdrological Balance Model "MHYSAN": Calibration and Validation Using SAR Moisture Products and Continuous Thetaprobe Network Measurements over bare agricultural soils (Tunisia) » ci-dessous.

### VI.1.2 Données d'entrée du modèle

Les variables d'entrée du modèle MHYSAN sont détaillées dans la section 2.2.1 de l'article ci-dessous. L'analyse qualitative des liens entre les données journalières de « pluie (station météo) » et « humidité (station Thetaprobe continue) » pour identifier les graphiques de pluie les plus corrélés à chaque profil d'humidité, étant présentée dans la section 2.2.2.

### VI.1.3. Principe de la calibration du modèle MHYSAN

Les paramètres à calibrer dans notre modèle de bilan hydrique « MHYSAN » sont ajustés en minimisant l'écart entre les mesures d'humidité observées et celles simulées (section 3.3 de l'article ci-après). Le principe de calibration du modèle de bilan hydrique du sol consiste à maximiser le coefficient NASH pour les humidités des 2 horizons de surface (5 et 40 cm). Nous avons calculé un «  $NASH_{5cm}$  » et «  $NASH_{40cm}$  » et un «  $NASH_{moyen}$  » qui tient compte des 2 compartiments. Ces coefficients NASH sont calculés entre les humidités journalières simulées par le modèle et observées pour chaque station (donnée dans la section 3.3).

## VI.2. Approche 1 : calibration du modèle MHYSAN à partir des mesures Thetaprobes continues

Une première calibration du modèle MHYSAN est proposée à partir des 7 stations Thetaprobes de mesures d'humidité permanentes à deux profondeurs : 5 et 40 cm. Les résultats de cette première approche sont présentés dans la section 4.1 de l'article ci-dessous.

Sur la base de cette calibration, nous avons réalisé des comparaisons des sorties d'humidités simulées par le modèle pour chaque station et celles mesurées sur des parcelles tests. Les résultats de ces comparaisons sont détaillés dans la section 4.2 de l'article.

### VI.3. Approche 2 : Apport de la télédétection radar pour la modélisation des principaux composants du bilan hydrique

L'objectif de cette partie est de tester les possibilités d'utiliser les produits d'humidités SAR pour caler le modèle MHYSAN pour la période 2013-2014. Pour se faire, nous avons calibré le modèle MHYSAN à partir des sorties radars qui sont les 7 cartes d'états hydriques élaborées à 5cm de profondeur (une série temporelle réduite). La validation de cette approche est basée sur les comparaisons des simulations avec les données journalières des stations d'humidité ponctuelles les plus proches dans l'espace et de point de vue texture (Chronologie du temps plus longue). Les résultats de la calibration et de la validation sont détaillés dans la section 4.3 de l'article. La Figure VI.3 montre un diagramme résumant la calibration du modèle MHYSAN avec les 7 produits radars multidates et sa validation à partir des stations d'humidités ponctuelles.

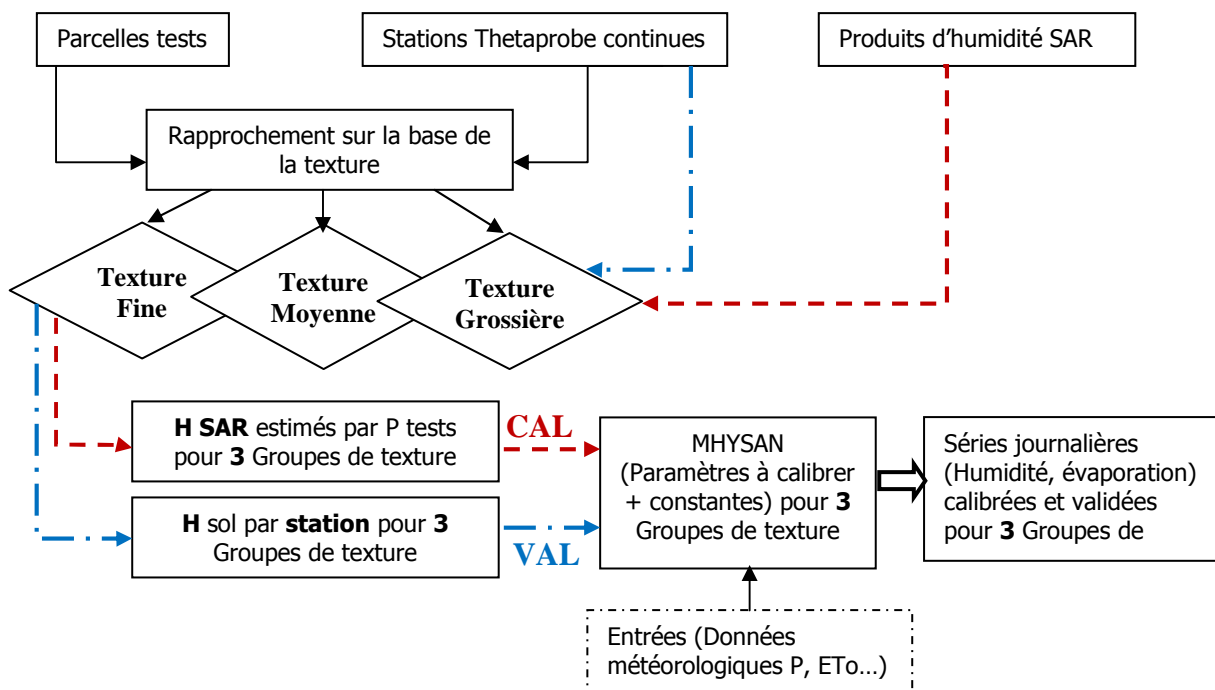


Figure VI. 2. Estimation des séries d'humidité journalières à partir du modèle MHYSAN, calibré à partir des produits d'humidité SAR et validé à partir des stations d'humidités ponctuelles, pour trois groupes de texture : Fine; Intermédiaire; et grossière.

## **Bare Soil HYdrological Balance Model “MHYSAN”: Calibration and Validation Using SAR Moisture Products and Continuous Thetaprobe Network Measurements over bare agricultural soils (Tunisia)**

**Azza Gorrab<sup>1,2,\*</sup>, Vincent Simonneaux<sup>2</sup>, Mehrez Zribi<sup>2</sup>, Sameh Saadi<sup>1,2</sup>, Nicolas Baghdadi<sup>3</sup>, Zohra Lili-Chabaane<sup>1</sup> and Pascal Fanise<sup>2</sup>**

---

<sup>1</sup> Institut National Agronomique de Tunisie/Université de Carthage, 43 Avenue Charles Nicolle, 1082 Tunis Mahrajène, Tunisie;

E-Mails: [saadi\\_sameh@hotmail.fr](mailto:saadi_sameh@hotmail.fr) ; [zohra.lili.chabaane@gmail.com](mailto:zohra.lili.chabaane@gmail.com)

<sup>2</sup> Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, 18 Av. Edouard Belin, BP 2801, 31401 Toulouse Cedex 9, France; E-Mails: [vincent.simonneaux@ird.fr](mailto:vincent.simonneaux@ird.fr) ; [mehrez.zribi@ird.fr](mailto:mehrez.zribi@ird.fr) ; [pascal.fanise@ird.fr](mailto:pascal.fanise@ird.fr)

<sup>3</sup> IRTEA-UMR TETIS Maison de la télédétection, Montpellier, 34093, France ; E-Mails : [nicolas.baghdadi@teledetection.fr](mailto:nicolas.baghdadi@teledetection.fr)

\*Author to whom correspondence should be addressed; E-Mail: [azzagorrab@gmail.com](mailto:azzagorrab@gmail.com);  
Tel.: +216-71-286-825; Fax: +216-71-750-254.

---

**Abstract:** The present study highlights the potential of multi-temporal X-band Synthetic Aperture Radar (SAR) moisture products to be used for the calibration of a model reproducing soil moisture (SM) variations. We propose the MHYSAN model (Modèle de bilan HYdrique des Sols Agricoles Nus) for simulating soil water balance of bare soils. This model was used to simulate surface evaporation fluxes and soil moisture content (SMC) at daily time scale over a semi-arid, bare agricultural site in Tunisia (North Africa). Two main approaches are considered in this study. Firstly, the MHYSAN model was successfully calibrated for seven sites using continuous thetaprobe measurements at two depths. Then the possibility to extrapolated local SM simulations on distant sites based on soil texture similarity was tested for control plots for which manual thetaprobe measurements and SAR SM estimates were available. Results show bias about 1.06 and 3.04 % and RMSE equal to 3.38 and 4.5 % for the SAR volumetric SM and manual thetaprobe measurements, respectively. In a second approach, the MHYSAN model was calibrated using seven very high-resolution SAR (TerraSAR-X) SM outputs ranging over only two months. The simulated SM were validated using continuous thetaprobe measurements during 15 months. The high performances observed could be explained by the fact that although images were acquired during a short time range, the important soil moisture variation captured allowed a good calibration of the soil parameters. These results highlight the potential of Sentinel-1 images for daily soil moisture monitoring using simple models.

**Keywords:** Bare soil hydrological model, satellite soil moisture products, semi-arid area, continuous soil moisture measurements.

### **1. Introduction**

The conservation of water and soil resources is one of the main missions for sustainable agricultural management. These natural resources are threatened by various types of

degradation, such as water and wind erosion, floods, drought and deforestation, all of which impede agricultural development. In recent decades, the long periods of drought, especially in semi-arid regions, have had a negative impact on available water resources. In addition, most of the intercepted water is lost through evaporation, or by drainage, deep percolation and subsurface runoff. Therefore, knowledge of water fluxes within the soil-atmosphere system is a major issue for the improvement of water use efficiency. Many studies have been carried out to quantify these fluxes, and various tools have been developed to estimate the soil-water regime. These efforts can thus be expected to contribute to the sustainable management of natural resources (Er-Raki et al., 2007; Calcagno et al., 2007; Gowda et al., 2008; Simonneaux et al., 2008; Zhang et al., 2010; Li et al., 2009; Sutanto et al., 2012 and Saadi et al., 2015).

The amount of water stored in the soil is a crucial parameter, in situations where energy and mass fluxes at the land surface-atmosphere boundary need to be determined, and is of fundamental importance to many agricultural, hydrological, and meteorological processes (Koster et al., 2004; Seneviratne et al., 2010). Spatio-temporal soil moisture (SM) information is required in order to correctly model the essential elements of the soil-water balance. This can be used as an input for the simulation of surface evaporation fluxes and vertical water circulation such as surface water displacement via capillarity, and underground percolation. It is also important for the management of water resources, irrigation scheduling decisions, as well as the estimation of runoff and soil erosion potential (Chen and Hu, 2004; Koster et al., 2004; Pandey et al., 2010; Bezerra et al., 2013; Zhang et al., 2015). The spatial distribution of the soil's water content varies both vertically and laterally, as a consequence of variations in precipitation and evaporation, and the influences of topography, soil texture, and vegetation.

As SM plays an important role in the hydrologic response, as well as land surface inputs to the atmosphere, large spatio-temporal databases of moisture observation data need to be maintained, and methodologies for the estimation of this key hydraulic property must be developed. This can be achieved through the use of SM monitoring networks, providing frequent temporal observations at a high spatial density. In situ station networks can be efficiently used as tools for the calibration of hydrological models, and their interest has been demonstrated in various studies using different remote sensing satellites and techniques (Wagner et al., 2008; Albergel et al., 2013; Gorrab et al., 2015b).

Considerable progress has been made in recent decades with the development of SM retrieval techniques, based on the analysis of remotely sensed radar data. The higher spatial resolution and regular coverage provided by Imaging Synthetic Aperture Radar (SAR) sensors make these instruments a promising additional source of data for the measurement of seasonal and long-term variations in surface SM content, and could potentially improve hydrologic modeling applications (Baghdadi et al., 2008; Barrett et al., 2009). Several algorithms have been developed to retrieve soil moisture from radar data (Baghdadi et al., 2008; Zribi et al., 2011). In particular, the use of multi-temporal SAR acquisitions allows SM to be effectively estimated, using a small number of assumptions, by analyzing changes in radar backscattering over time (Pathe et al., 2009; Wagner et al., 2007; Gorrab et al., 2015b). Subsequently, the integration of SM SAR products into hydrological balance models would be of considerable interest, since it could provide scientists with the opportunity to improve hydrological forecasting.

Several studies dealt with the assimilation of SM remote sensing outputs in the hydrological transfer models either as calibration data or as validation data to evaluate the model



performance (Chanzy and Bruckler, 1990; Houser et al., 1998; Loumagne et al., 2001; Weisse et al., 2003; Aubert et al., 2003; Baghdadi et al., 2007; Wagner et al., 2007). For example, Aubert et al., 2003, integrated SM remote sensing data in their conceptual hydrological modeling to obtain a more accurate forecast. The methodology that they used was a sequential assimilation procedure, allowing a step by step control of the model evolution and limiting its divergence from the available SM data. Baghdadi et al., 2007, showed that the monitoring of SM from SAR images was possible in operational phase. In fact, they compared moistures simulated by the operational Météo-France ISBA soil-vegetation-atmosphere transfer model with radar SM estimates to validate its pertinence. This comparison shown an acceptable difference between ISBA simulations and radar estimates (mean difference < 5% for 12 dates among the 18 studied dates).

In this context, the present study focuses on the effectiveness of high-resolution TerraSAR-X SM products to be used as validation or calibration data in a hydrological model. We proposed a simple soil hydrological model called MHYSAN ("Modélisation de Bilan HYdrique des Sols Agricoles Nus" in French, or "Water balance model for bare agricultural soils") which was used to compute surface evaporation and water balance in central Tunisia, thereby simulating soil moisture time series. Modeling bare soil behavior should be considered as a first step toward agricultural soil moisture monitoring, but is all the more as bare soils represent the majority of surface in our study area, like in most semi-arid areas. Our paper is organized in five sections. The following section presents the database and ground station measurements used in this study. Then, section 3 explains the functioning of the MHYSAN model and the calibration and validation method. The results of the calibration and validation processes are presented and discussed in Section 4, and then our conclusions and perspectives are provided in section 5.

## 2. Database description

### 2.1. Study Area Description

The experimental site is situated on the Kairouan plain (9°30'E to 10°15'E, 35°N to 35°45'N), a semi-arid region in central Tunisia (see Fig. 1) with an area of more than 3000 km<sup>2</sup>. In this region, the annual rainfall records are of approximately 300 mm/year, with the two rainiest months being October and March and the mean daily temperature is about 19.2 °C. The mean annual reference evapotranspiration estimated using the Penman-Monteith method is equal to 1600 mm (Zribi et al., 2011). Water management in the Merguellil basin is characteristic of semi-arid regions, with an upstream sub-basin collecting surface and subsurface flows to the El Haouareb dam, and a downstream plain supporting irrigated agriculture. Agriculture consumes more than 80% of the water extracted from the Kairouan aquifer.

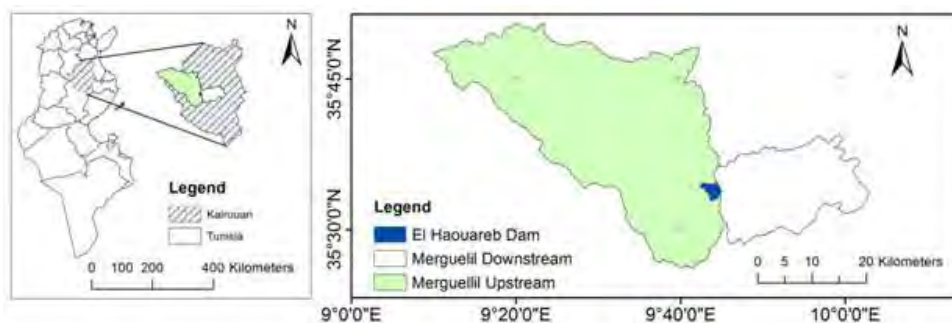


Figure 1 Localization of the study site

## 2.2. Ground and and remote sensing database

### 2.2.1. Continuous in situ SM and meteorological data

Ground-based SM measurements were obtained from a Continuous Soil Moisture Network (CSMN) which has been operated over the studied area since 2009, providing. The CSMN network includes the following seven stations: Bouhajla, Hmidate, Sidi Heni, Chebika, Barrouta, Barrage and P12, as shown in Fig. 2. SM measurements were made with permanently installed Theta-Probe ML2X instruments, aligned horizontally at depths of 5 and 40 cm. For each permanent probe, SM values were recorded at 4h intervals and expressed in volumetric units (m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>). Thetaprobe calibrations were performed during the commissioning phase through the use of several different gravimetric measurements (Amri et al., 2012).



Figure 2. Localization of the CSMN Continuous thetaprobe stations (Google Earth).

Table 1 provides the geographic coordinates and soil characteristics of each station, in terms of their bulk density and soil texture classes.

Table 1. Geographic coordinates and physical soil properties of the seven continuous thetaprobe stations (da: bulk density)

Name	Lat(DD)	Long(DD)	da <sub>5cm</sub>	da <sub>40cm</sub>	% Sand	% Clay	% Silt	Texture
<b>Bouhajla</b>	N35.3888	E10.0477	1.69	1.63	71.9	16.5	11.6	<b>sandy loam</b>
<b>Sidi Heni</b>	N35.6630	E10.3404	1.35	1.6	48.5	28.1	23.4	<b>sandy clay loam</b>
<b>Barrage</b>	N35.5702	E9.7635	1.60	1.69	58.1	30	11.9	<b>sandy clay loam</b>
<b>Barrouta</b>	N35.5778	E10.0480	1.56	1.59	65.4	27.7	6.9	<b>sandy clay loam</b>
<b>Chebika</b>	N35.5504	E9.9216	1.32		32	36.2	31.8	<b>clay loam</b>
<b>P12</b>	N35.5563	E9.8716	1.47		69	18.5	13.5	<b>sandy loam</b>
<b>Hmidate</b>	N35.4757	E9.8449	1.67		81.1	12.7	6.2	<b>sandy loam</b>

Half-hourly measurements of solar radiation, air temperature and humidity, wind speed and rainfall were recorded using two automated weather stations installed in the study area: Sidi Ali Ben Salem and Nasrallah. Fig. 3 shows the daily precipitation and reference evapotranspiration (ET<sub>o</sub>) time series obtained using this meteorological data between January 2013 and August 2014 at the Ben Salem and Nasrallah stations, respectively. In this study, we

used the SM and meteorological measurements recorded during the hydrological year of 2013-2014.

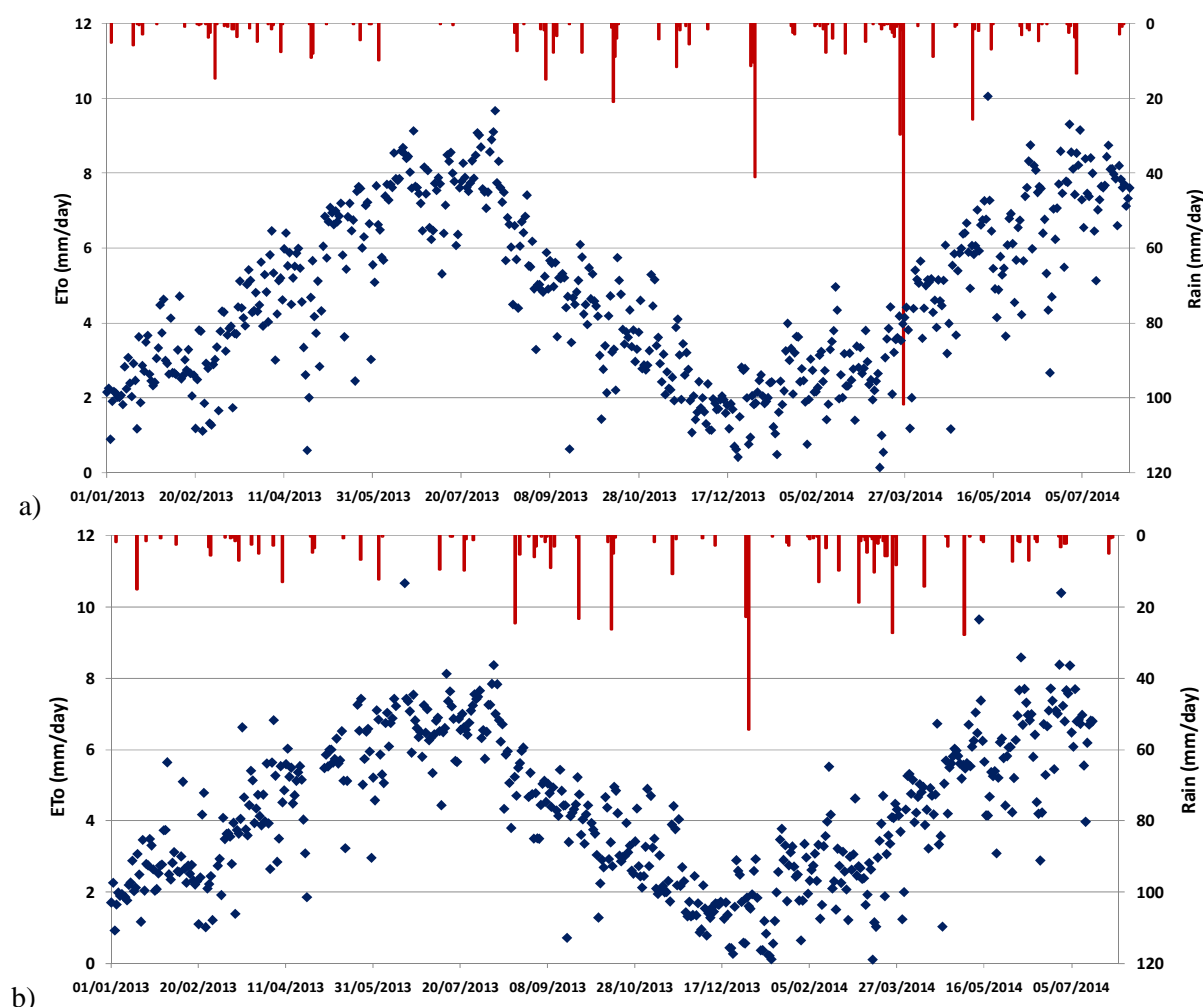


Figure 3. Mean daily rainfall (red bars at the top) and reference evapotranspiration “ETo” (blue points) recorded at two meteorological stations: a) Nassrallah and b) Ben Salem, for the hydrological year of (2013-2014).

### 2.2.2. Analysis of SM and rainfall time series

The daily rainfall and SM variations for the 2013-2014 season were analyzed to check the coherence between rainfall and soil moisture. Fig. 4 show the example of the Chebika and Hmidate probes, installed at depths of 5 cm and 40 cm. The rainfall gauges selected for each SM site were the closest to each of the continuous probe stations. The rainfall time series should be consistent with the temporal variations in SM recorded at the depths of 5 cm and 40 cm.

From Fig. 4, it can be seen that SM variations in the shallow layer (5 cm) are very different to those observed in the deep layer (40 cm). The soil moisture content in both of these layers can be attributed mainly to the influence of the soil's texture and pore size distribution. We also note that the deeper the probes are, the smoother the recorded response. According to (Raju et al., 1995 and Amri et al., 2012), the amount of water stored in the first centimeter of topsoil increases rapidly in the presence rainfall, and can decrease significantly within a few hours,

due to atmospheric influences (evaporation ...). This is the reason for which, as shown in Fig. 4, the SM estimated at 40 cm is affected by considerably small variations than those measured at the surface (5 cm). The large water content in the deep soil layers maintains an upward vertical SM gradient, thereby contributing to the SM and evaporation observed in the shallow surface layers (Chen and Hu, 2004).

Overall, the precipitation inputs are quite well correlated with the observed SM variations, in particular the surface SM ( $\theta_{5cm}$ ). For the 2013-2014 period, small discrepancies are occasionally observed between SM and precipitation, since rainfall events are not always accompanied by an increase in SM, and some SM variations are not correlated with any rainfall event.

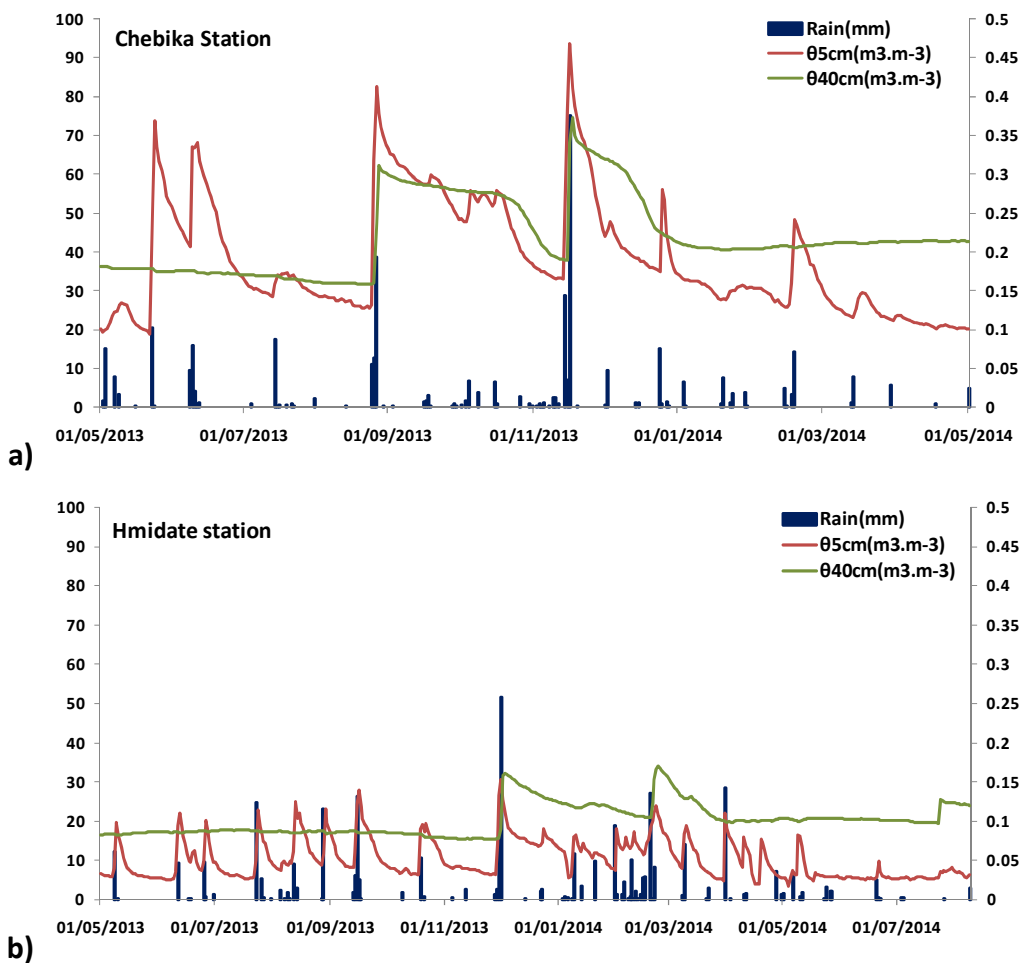


Figure 4. Correlation between daily precipitation data (blue bars) and SM time series recorded during the 2013-2014 season, using: a) the Chebika thetaprobe station b) the Hmidate thetaprobe station, at depths of 5 cm and 40 cm.

### 2.2.3. Soil moisture control plots

Some SM measurements were also collected on a set of 15 bare soil control plots distributed in the study area, having different types of roughness ranging from smooth to ploughed surfaces. Between November 2013 and January 2014 (three months), ground campaigns were carried out at the same time as the seven SAR image acquisitions. The surface areas of these study fields ranged between 1.6 and 17 ha. For each control plot, approximately 20 handheld

thetaprobe measurements were made at a depth of 5 cm. These measurements were made at various locations in each control plot, within a two-hour time frame between 3:40 p.m. and 5:40 p.m., coinciding with the time of each overhead satellite acquisition. The thetaprobe measurements were calibrated with gravimetric measurements recorded during previous campaigns (Zribi et al., 2011). The volumetric moisture “mv” ranged between 4.7% and 31.6 vol. % for all thetaprobe measurements. For each control plot, three soil samples were collected, and the soil’s texture was determined by measuring the percentages of sand, silt and clay particles in the laboratory (Gorrab et al., 2015a). These fractions were then classified according to the USDA textural triangle (Fig. 5). In our control plots, the observed variability of the soil’s composition, which is dominated by a high proportion of fine particles, could have a significant influence on its water retention capacity.

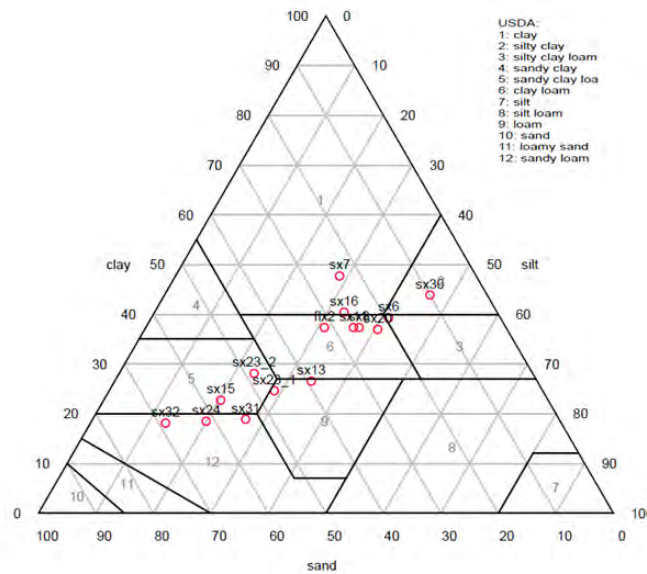


Figure 5. Textural triangle (USDA classification) of the soil in the control fields: each red circle corresponds to a single field.

#### 2.2.4. SAR data and SM products

A time series of seven TerraSAR-X images (X-Band ~9.65 GHz, 36° incidence angle and HH polarization) was acquired over the Kairouan plain between November 2013 and January 2014. All of the TSX images correspond to a “Single-look Slant Range Complex: SSC” TSX product, with a Single-look complex format, having a ground pixel spacing of approximately 2 m. The SAR images were initially multi-looked using the NEST software (<https://earth.esa.int/web/nest/home/>) to reduce speckle effects. For all images, five looks were used in the azimuth and range directions (resulting pixel size ~ 9 × 9 m<sup>2</sup>). The images were then radiometrically calibrated to derive their backscattering coefficients  $\sigma^{\circ}$ , and then geo-referenced using the SRTM 3Sec DEM (Auto download with the NEST software). The mean radar signals were computed for each control plot.

The SM maps were produced using the multi-temporal TerraSAR-X data acquired at high spatial resolution scale. For the estimation of bare surface SM, we propose an algorithm based on an empirical change detection approach combining TerraSAR-X images with ground CSMN measurements. It is important to note that we used only three continuous Thetaprobe

stations from the CSMN, to calibrate the SAR moisture products. In the following, we note these stations as (CSMN<sub>3</sub>).

The methodology adopted in this study to estimate the spatial variability of SM is described in (Gorrab et al., 2015a). Our analysis is based on the seven radar images acquired over the study site. Fig. 6 shows three bare soil moisture maps computed using the above algorithm on three different dates. For wet days corresponding to rainfall events, such as that of 23 December 2013 (38.6 mm of rainfall recorded by the rain-gauges), a high soil moisture level is observed for all bare soil fields, with a mean value equal to 25.8%. On dates characterized by medium values of soil moisture, such as January 14th, 2014 (18%), highly heterogeneous moisture values are observed. On dry dates, such as December 12th, 2013, the spatial variations in soil moisture are less significant.

The TerraSAR-X SM maps provided data representing the volumetric soil moisture content expressed in volumetric percentage units (vol. %).

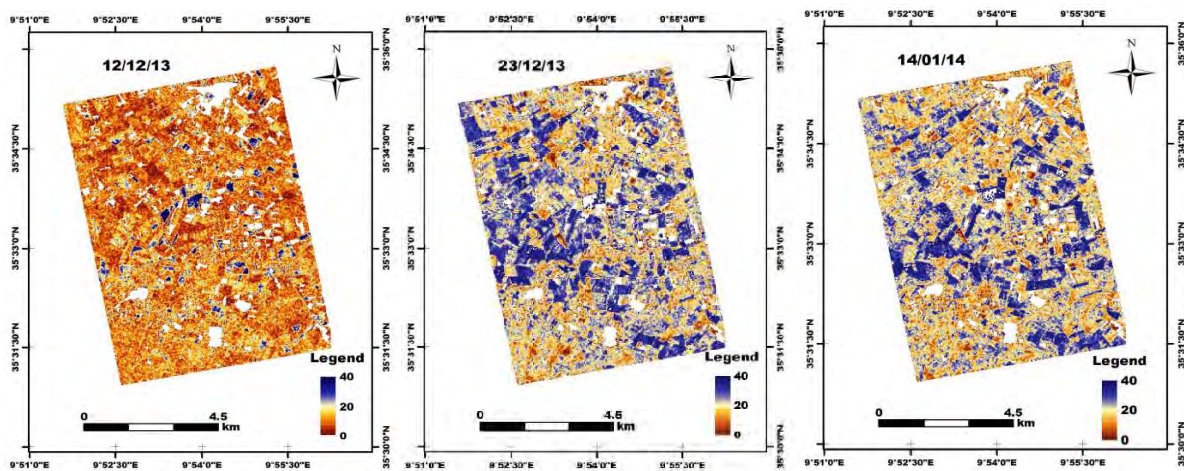


Figure 6. Three surface SM TerraSAR-X products

### 3. Bare soil hydrological balance estimation

#### 3.1. MHYSAN model description

The “MHYSAN” model simulates the soil water balance at a daily time step using as input the daily precipitations and meteorological data used to estimate evaporation. The model considers a dual soil layer structure: a surface layer from which moisture can evaporate and a deep layer where water is stored (fig.7) (Simonneaux et al., 2009, Saadi et al., 2015). During rainfall events, the gravity makes water successively fill the soils’ compartments from top to bottom. In this model, lateral circulation of water (overland and subsurface runoff) is assumed to be negligible. When all compartments are full, any excess water flows out of the system by means of deep drainage.

$Z_e$  [mm] is the height of the evaporative layer. Below this surface layer, a deep layer of height  $Z_d$  [mm] is modeled. TEW is the water column [mm] representing the difference between the moisture content at field capacity and the residual water content that cannot be evaporated from the soil, and is described by the following expression Eq. (1):

$$TEW = (\theta_{fc} - \theta_{res}).Z_e \quad (1)$$

The evaporative capacity of the deep compartment (TDW) is computed in a similar manner to the TEW, using the following expression Eq. (2):

$$TDW = (\theta_{fc} - \theta_{res}).Z_d \quad (2)$$

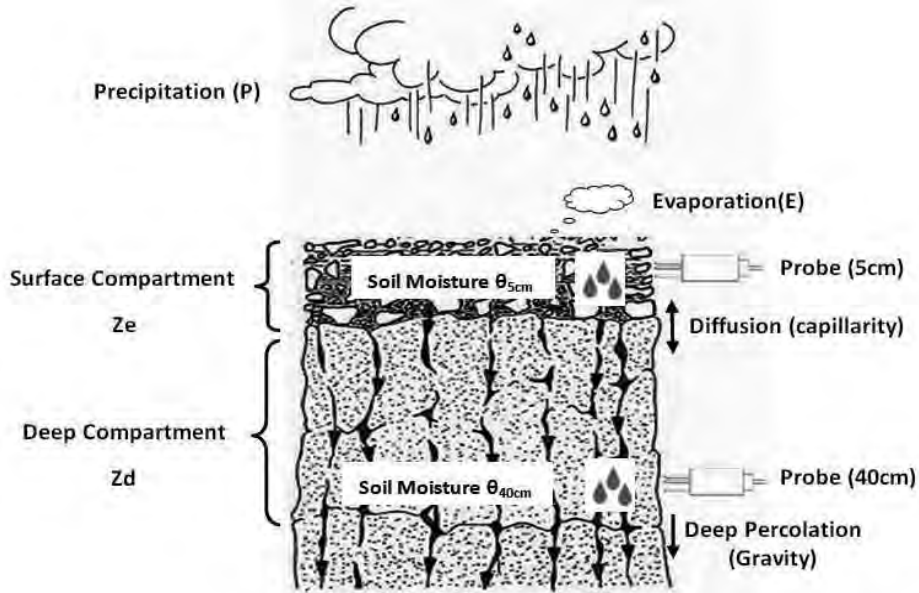


Figure 7: Schematic representation of the conceptual bare soil hydrological model “MHYSAN”.

Capillary processes are also modeled in MHYSAN, either upwards or downwards, between the evaporative layer and the deep compartment, on the basis of their relative water contents. In particular, this allows evaporation to continue long after a rainfall event, since the deeper layers can sustain low evaporation fluxes at the surface. The daily amount of water diffusing between the two layers,  $Dif_{ed}$ , is computed following Eq. (3):

$$Dif_{ed} = cdif \cdot \left( \frac{\frac{(TDW - D_{d,i})}{Z_d} \cdot \frac{(TEW - D_{e,i})}{Z_e}}{\theta_{fc}} \right) \quad (3)$$

where  $D_{e,i}$  and  $D_{d,i}$  represent the depletion of water in the evaporation and deep layers for day  $i$  (i.e. the volume of voids as compared to soil at field capacity), and  $cdif$  is the diffusion coefficient [ $mm \cdot day^{-1}$ ].

The MHYSAN model balances the soil's daily water budget by ensuring that water inputs and outputs are conserved, in accordance with the following expression Eq. (4):

$$E_i + DP_i + \Delta SW_i = P_i \quad (4)$$

with:

- $E_i$  Evaporation
- $DP_i$  Deep Percolation (drainage)
- $\Delta SW_i$  Variation of the soil's water content
- $P_i$  Precipitation

The evaporation ( $E_i$ ) from a bare soil surface is defined as the volume of water vapor removed from the soil's surface and transferred to the atmosphere and is estimated using the FAO-56 formalism (Allen et al., 1998) using equation 5:

$$E_i = K_{e,i} * ET_0, \quad (5)$$

Where

$ET_0$  is the grass reference evapotranspiration (mm/day). This term was computed using the FAO Penman-Monteith equation (Allen et al., 1998).

$K_{e,i}$  is the evaporation coefficient, related to the volume of water in the surface layer, obtained with equation 6.

$$K_{e,i} = \frac{(TEW - D_{e,i})}{(TEW - R_E)} \leq 1, \quad (6)$$

where  $R_E$  is the coefficient of resistance to evaporation.

The depletion ( $D_{e,i}$ ) is updated every day from the soil water balance as follows:

$$\begin{cases} D_{e,i} = D_{e,i-1} - P_i + E_i - Dif_{ed} \\ 0 \leq D_{e,i} \leq TEW \end{cases}, \quad (7)$$

If  $D_{e,i} < 0$  then:

$$\begin{aligned} DP &= -D_{e,i} \\ D_{e,i} &= 0 \end{aligned}$$

Depletion in the deep layer ( $D_{d,i}$ ) is computed as follows:

$$\begin{cases} D_{d,i} = D_{d,i-1} - DP_{d,i} + Dif_{ed} \\ 0 \leq D_{d,i} \leq TDW \end{cases}, \quad (8)$$

If  $D_{d,i} < 0$ , then:

$$\begin{aligned} DP_{d,i} &= -D_{d,i} \\ D_{d,i} &= 0 \end{aligned}$$

where  $DP_{d,i}$  is the assumed value of deep percolation on day  $i$  [mm].

The volumetric soil moisture contents  $\theta$  [ $m^3 m^{-3}$ ] at depths of 5 and 40 cm are determined by the MHYSAN model from the following relationships:

$$\theta_{5cm} = \theta_{res} + (\theta_{fc} - \theta_{res}) \times (TEW - D_{e,i})/TEW, \quad (9)$$

and

$$\theta_{40cm} = \theta_{res} + (\theta_{fc} - \theta_{res}) \times (TDW - D_{d,i})/TDW, \quad (10)$$

### 3.2. Model calibration and validation

We choose to calibrate some parameters of the MHYSAN as shown in Table 2. The calibration involves maximizing the Nash efficiency computed between observed and modeled values of soil moisture, at depths of 5 and 40 cm. The Nash–Sutcliffe efficiency proposed by (Nash and Sutcliffe, 1970) is a dimensionless statistical performance index, which determines the relative magnitude of the residual variance with respect to the observed variance. This is written as:



$$NASH = \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\theta_i^{obs} - \theta_i^{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (\theta_i^{obs} - \bar{\theta}^{obs})^2} \right] * 100, \quad (11)$$

where  $\theta_i^{obs}$  is the observed value of soil moisture on day  $i$ ,  $\theta_i^{sim}$  is the modeled value of soil moisture on day  $i$ , and  $\bar{\theta}^{obs}$  is the observed mean value of soil moisture over the entire period under consideration. The Nash efficiency varies between 100 and  $-\infty$ , with an efficiency of 100 indicating a perfect fit between the modeled outputs and observations. A negative Nash efficiency indicates that the mean value of the observed time series would have been a better predictor than the model (Krause et al., 2005). In the present study, the NASH efficiency coefficients were used either for the calibration, or the validation of the MHYSAN model. The discrepancies observed between the SM observations and MHYSAN simulations are expressed also in the form of two statistical indices: root mean square error (RMSE) and bias.

Table 2. Model parameters used for the evaporation and moisture simulations

Soil parameters	Description	Data Sources
$\theta_{fc}$ [ $m^3 m^{-3}$ ]	Volumetric water content at field capacity [0-1]	Initialized using ground moisture profiles, then calibrated
$\theta_{res}$ [ $m^3 m^{-3}$ ]	Residual moisture content [0-1]	Initialized using ground moisture profiles, then calibrated
$R_E$ [mm]	Coefficient of resistance to evaporation	Calibrated parameter
$cdif$ [ $mm \cdot day^{-1}$ ].	Diffusion coefficient for the hydraulic gradients between the deep and surface compartments	Calibrated parameter
$H_{Init}$ [ $m^3 m^{-3}$ ]	Initial soil moisture content at depths of 5 cm and 40 cm	Derived from ground moisture profiles
$Ze$ [mm]	Height of the surface layer	Calibrated parameter
$Zd$ [mm]	Height of the deep layer	Calibrated parameter

In this work, SM observations derived from either in situ continuous probe stations or SAR moisture products were used to calibrate the model and independent SM data were also used to validate the model (Fig.8). In fact, two approaches were considered for calibration of the MHYSAN model. In the first approach, model calibration was carried out using the CSMN data (seven continuous thetaprobe stations). The purpose of this step was to assess the intrinsic ability of MHYSAN to simulate soil moisture. Then, we tested the possibility to spatially extrapolate the local MHYSAN SM simulations based on the texture similarity of distant sites, assuming meteorological forcing are the same. This extrapolation was tested using SM measurements and SAR SM estimates available for independent control plots.

In the second approach, the objective was to test the use of remotely sensed data alone (SAR) to calibrate the model. Calibration was performed for a short time interval using the SM TerraSAR-X products retrieved on seven different dates. The validation was achieved by comparing model predictions with measurements collected for the three CSMN sites that were not used for SAR SM calculation. The SAR SM estimates were calculated only for the CSMN stations used and for the control plots used for their validation (Gorrab et al., 2015). Thus, no SAR SM estimates was actually available for the other CSMN stations used in this study, which are different from the stations used for SAR products generation. The selection of the

control plots for which SAR SM will be used for MHYSAN calibration was achieved based on texture similarities between stations and control plots, considering three texture classes (i.e. coarse, medium and fine).

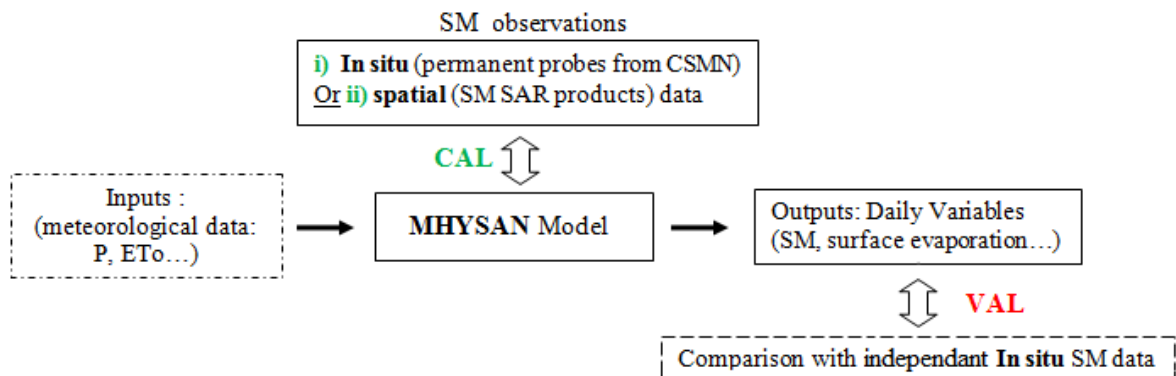


Figure 8: Assimilation of soil moisture data (in situ permanent probes or radar images) in the MHYSAN model

## 4. Results and Discussion

### 4.1. MHYSAN model calibration using SM measurements

In the present step, the MHYSAN model was implemented for seven continuous probe stations, in an attempt to reproduce the SM time series observed by each thetaprobe at depths of 5 and 40 cm. In our case, data from the CSMN stations P12, Chebika, Barrage, Hmidate and Barrouta stations were used. Fig. 9 provides a plot of the estimated values of the main water balance components, in particular soil moisture and evaporation time series, for the 2013-2014 period.

Table 3 lists the MHYSAN parameters which were established as described in the table 2 (section 3.2) and retained for each permanent thetaprobe station. The time-dependent agreement between the observed and simulated SM time series is characterized by the NASH efficiency coefficients at depths of 5 cm and 40 cm. Following calibration, the NASH efficiency coefficients ranged between 81.2 and 52 % for NASH5cm and between 76.3 and 11% for NASH40 cm. Overall, the results for the surface horizon at a depth of 5 cm (θ<sub>5cm</sub>) are better than those corresponding to the layer located at a depth of 40 cm (θ<sub>40cm</sub>). Discrepancies are occasionally observed for the period from 2013-2014, when the simulated MHYSAN SM responses are higher or lower than the SM continuous probes measurements. In addition, we note that the agreement between simulations and observations is not as good in the case of the Bouhajla station. This can be explained by the poor representativity of the rainfall data considered for this station, which has a more remote location than the other stations.

Then, we propose the validation of calibrated MHYSAN SM outputs at plot scale through comparison with in situ and SAR moisture estimations. These comparisons take into account texture similarities, as well as the location between continuous probe stations and control fields for 2013-2014 season (only stations close to the control plots were used).

In Fig. 10, we compare the MHYSAN surface SM at 5cm depth with plot scale in situ estimations made using: a) manual thetaprobe, and b) SAR moisture. In the last case, the CSMN<sub>3</sub> used to calibrate the SAR moisture products, were removed from these comparisons.

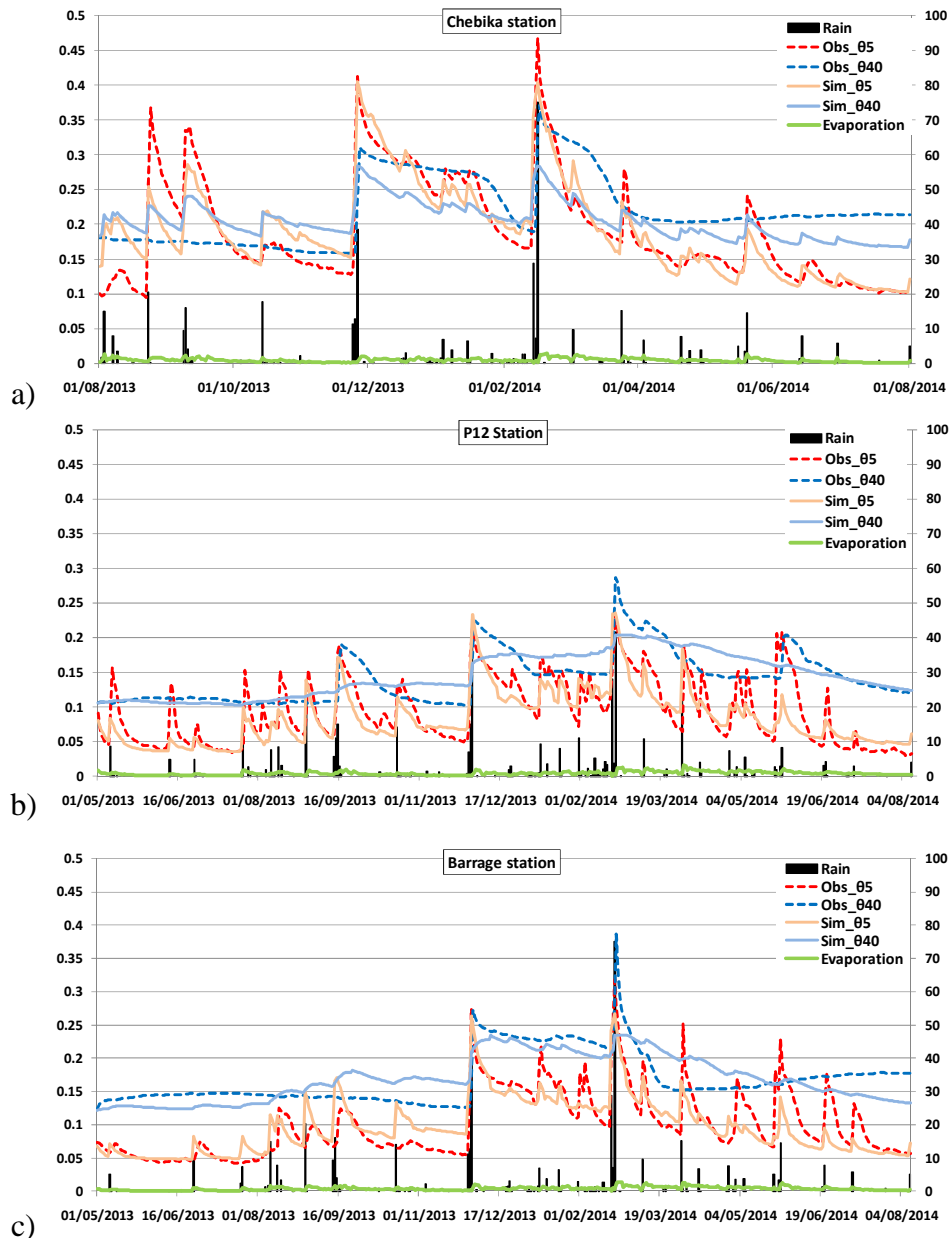


Figure 9. Evaporation and soil moisture simulations using observed moisture measurements from (a) Chebika (b) P12 (c) Barrage. “Obs 05” and “Obs 040” correspond to the SM time series observed using permanent probes at depths of 5 cm and 40 cm respectively. “Sim 05” and “Sim 040” correspond to the volumetric water content simulated by the MHYSAN model, at depths of 5 cm and 40 cm respectively.

At plot scale, the results are characterized by a volumetric moisture bias and RMSE equal to 1.06 and 3.38% respectively, when the MHYSAN SM simulations are compared to the SM manual thetaprobe measurements. Similarly, the comparison between MHYSAN SM and SM SAR outputs leads to a volumetric moisture bias and an RMSE equal to 1.15 and 5.2%, respectively. Baghdadi et al., 2007 compared SM SAR estimates over bare soils with SM

ISBA simulations and obtained a mean difference between 0.4 and 10% (RMSE  $\leq$  5% for 12 dates among the 18 examined dates and between 5% and 10% for the 6 remaining dates). The results are good indicators of the suitability of local SM datasets for the determination of soil moisture dynamics at the regional scale, on the basis of soil texture similarities.

Table 3. Soil Parameters retained after calibrating MHYSAN with measured values of moisture.

Ze (mm)	Zd (mm)	$\theta_{fc}$ 5cm [m <sup>3</sup> m <sup>-3</sup> ]	$\theta_{res}$ 5cm [m <sup>3</sup> m <sup>-3</sup> ]	$\theta_{fc}$ 40cm [m <sup>3</sup> m <sup>-3</sup> ]	$\theta_{res}$ 40cm [m <sup>3</sup> m <sup>-3</sup> ]	cdif [mm.day <sup>-1</sup> ]	NASH <sub>5cm</sub>	NASH <sub>40cm</sub>
<b>Chebika station</b>								
194.5	500	0.37	0.04	0.27	0.1	6.23	81.2	26.2
<b>P12 station</b>								
188	866	0.24	0.03	0.2	0.09	3.47	66	63.2
<b>Hmidate station</b>								
225	500	0.1	0.03	0.11	0.06	0.31	62.4	50.8
<b>Barrage station</b>								
225	679	0.28	0.05	0.23	0.12	5.98	68	49
<b>Barrouta station</b>								
225	680	0.21	0.04	0.11	0.03	3.36	63	76.3
<b>Bouhajla station</b>								
225	318	0.27	0.07	0.14	0.1	2.34	52	11

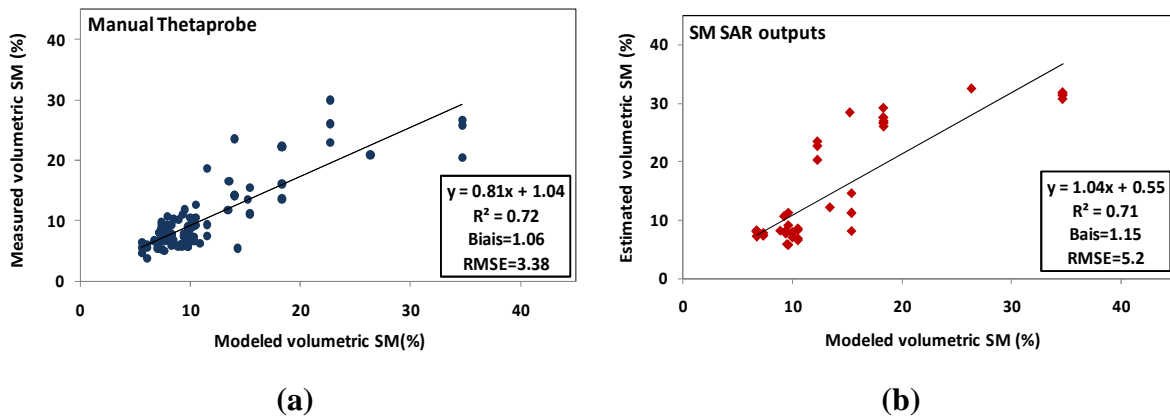


Figure 10: Comparisons from the 2013-2014 ground campaign, between Modeled volumetric SM values (5 cm depth) and: (a) SM Manual thetaprobe measurements and (b) SM SAR products, at plot scale.

#### 4.2. MHYSAN model calibration using satellite SM products

In this section, the MHYSAN model was calibrated using SAR products only (from radar images acquired on seven different dates). Following this calibration, the model was validated

using daily SM observations derived from long-term data provided by the CSMN between 2013 and 2014.

Because the method that was used to estimate SAR SM products requires the knowledge of the soil texture which is not available in the area, the SAR SM data was available only for the control plots. In order to calibrate MHYSAN for the CSMN stations, we choose the SAR SM for the control plots with similar texture as the station. Three different groups of control plots were established on the basis of their texture: fine, intermediate and coarse. For each texture class, the relevant SAR SM value was computed as the mean of the SM values determined for the corresponding control plots (Fig.10).

Fig. 11 shows the resulting estimated water balance variables, surface SM and evaporation, computed by the MHYSAN model using seven SAR SM products for three different plots corresponding to our three classes of soil texture. The discrepancies between the estimated SM SAR products and the simulated SM MHYSAN outputs are presented in table 4, showing that the simulations are on the whole very satisfactory. We see on fig. 12 that although the seven satellite acquisition were achieved in a short time range as compared to the simulation length, the SAR moisture values vary considerably over time, due to important rainfall occurring during this period, which may have influenced positively our results.

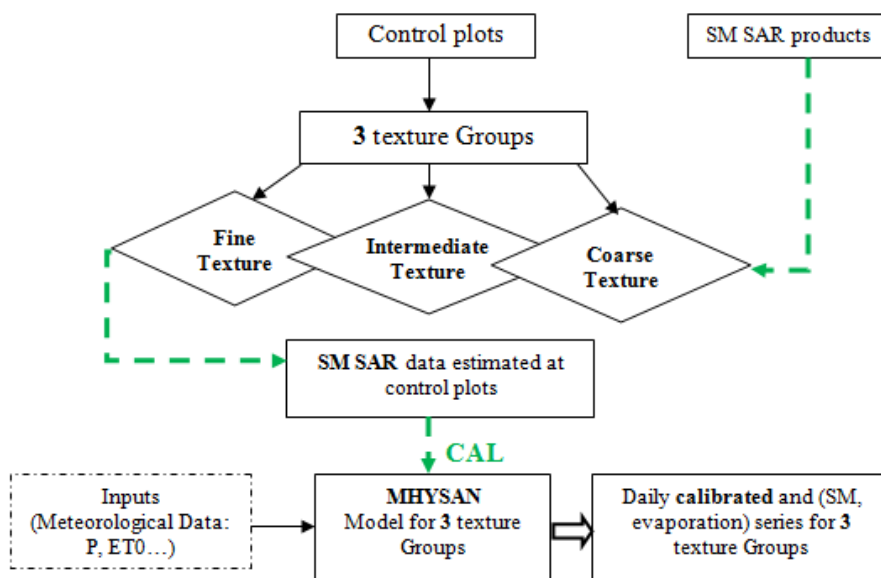


Figure 11. Second proposed MHYSAN calibration using SM SAR products

In the following step, the calibrated MHYSAN model was validated for a long period of time, using continuous probe measurements. In order to establish suitable correspondences between control fields and continuous probe sites, texture approximations were determined for each of these. For each texture-classed group of control fields, the continuous station having the most similar texture (determined according to its clay, silt and sand percentages) was selected. The proximity of these stations to the groups of control fields was also taken into account. The calibrated MHYSAN SM outputs, compared to SM observations derived from continuous thetaprobe data, are also shown in Fig. 10. The Nash efficiency and statistical performance of these outputs are provided in Table 4. The validated version of the calibrated MHYSAN model is generally found to be in good agreement with the continuous probe observations and the MHYSAN simulations (Fig. 10 and Table 4). The moisture estimations have a NASH efficiency equal to 64.5%, 43.1% and 59%, for the fine, intermediate and coarse texture groups respectively. The stronger discrepancies observed in the intermediate and coarse

texture group could be explained by differences in texture between the selected stations and the corresponding control fields.

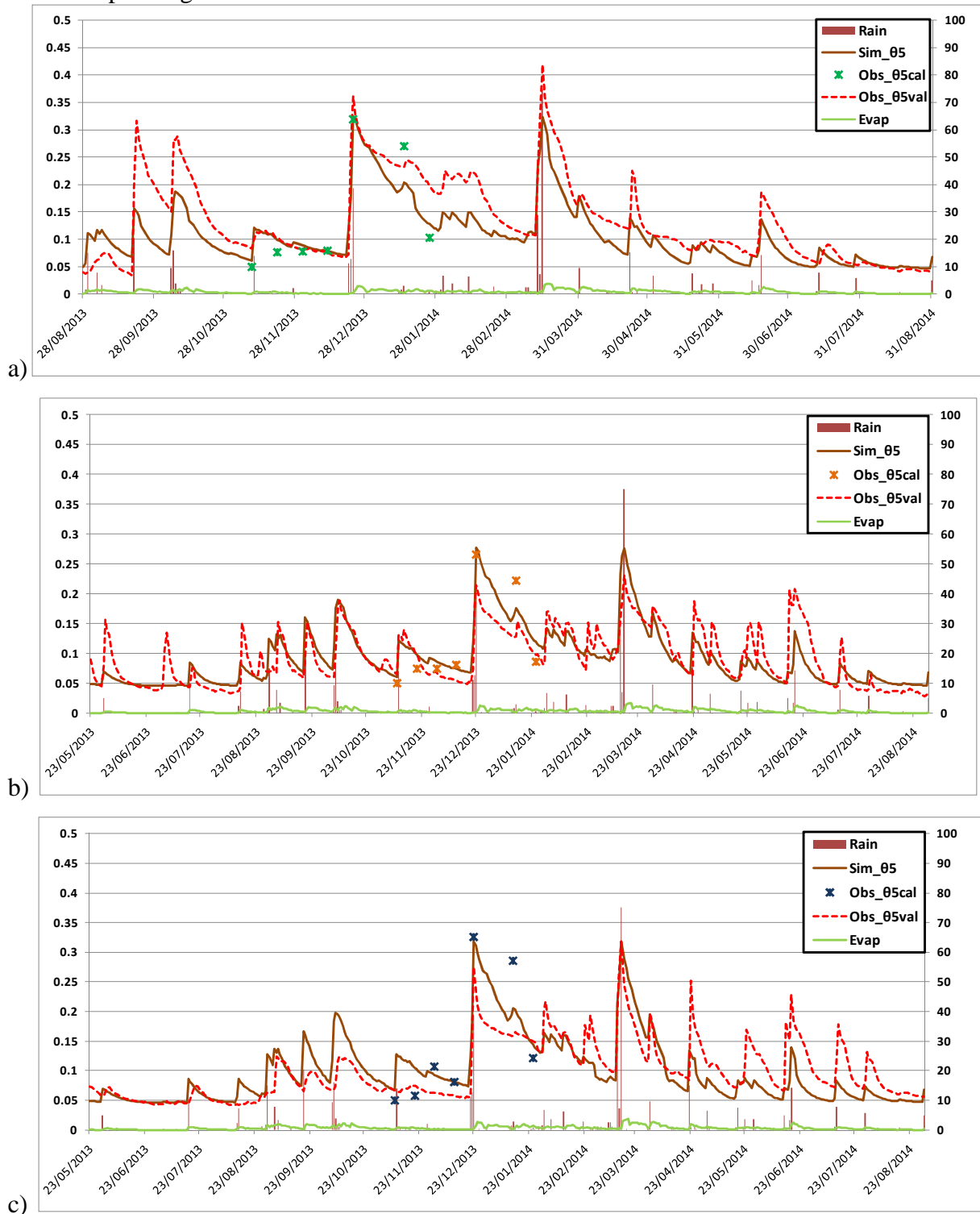


Figure 7. Estimation of times series of water balance variables, using calibrated MHYSAN SAR data and validation results from different texture groups: (a) Fine "Chebika"; (b) Intermediate "Barrage"; and (c) Coarse "P12".

Table 4. Quality parameters of the MHYSAN "Calibration-Validation" process. The criteria for the calibration phase are computed only for the seven SAR dates. Validation criteria are computed for the whole CSMN measurements period.

	NASH (%)		RMSE (%)		Bias (%)	
	CAL	VAL	CAL	VAL	CAL	VAL
Fine texture	91.9	64.5	2.84	4.52	0.14	-2.65
Intermediate texture	87.3	43.1	3.6	3.6	-0.21	-0.05
Coarse texture	90.3	59	2.44	2.94	0.52	-0.05

## 5. Conclusions

This study was designed to investigate the potential of high-resolution TerraSAR-X soil moisture (SM) products for the calibration of a soil water balance model. We have developed a bare soil hydrological balance model, referred to as MHYSAN (Modélisation de Bilan Hydrique des Sols Agricoles Nus), which simulates soil evaporation and moisture content over bare soil using as input meteorological data. In a first step, the model was calibrated using time series of daily SM continuously measured for some sites. The results had good NASH efficiencies, thus showing that the MHYSAN model is able to correctly reproduce the SM. The next step was to know if local soil moisture simulation could be extrapolated in space based only on soil texture, considering it as a proxy of hydrological behavior. To do this, the calibrated SM outputs of the model were compared with the values of SM obtained for other locations using both manual Thetaprobe sensors and SM products obtained by SAR image processing. These comparisons were made on the basis of texture similarities between permanent probes and control fields. The results have a bias of approximately 1.06 and 1.15, and an RMSE equal to 3.38% and 5.2%, for the ground volumetric SM determined using Thetaprobe and SAR moisture maps, respectively.

In a subsequent step, the model was calibrated using SAR SM maps retrieved on seven different dates ranging over two months and was then validated using moisture data recorded at continuous probe stations during 15 months. We show that the model performs well, thus demonstrating that SAR data can actually be used to calibrate soil moisture models without requiring ground data. However, the seven dates of imagery used, although acquired over a short time range, had very contrasted soil moisture due to rainfall occurring during the two months. An optimal use of this approach could be achieved by using moisture data collected at different times of the year, during the rainy season and the dry season, since the model's performance will necessarily vary for different types of case study. In this regard, we can assume that the main condition for a successful calibration is not the number of images used nor the length of acquisition period, but the range of soil moisture sampled.

The study presented here should be extended to other areas, in particular those presenting other soil types (covered soils, degraded soils ...). Moreover, progress in the parameterization of this model could benefit from a more varied range of SAR data, determined at the scale of individual plots over relatively long periods of time. It could also be useful to test data acquired by other sensors, using different configurations.

Finally, the results show that a simple soil moisture model combined this SAR images acquired for contrasted moisture condition may allow estimates of daily soil moisture. The main limitation relies in the representativity of the meteorological forcing used. Indeed, if rainfall data is not reliable, a frequent configuration in semi arid areas, then the model

although locally well calibrated will be able to work correctly. In this case the solution is to use remote sensing not only to calibrate the model, but to monitor the soil moisture itself. This opportunity is about to be offered in the coming month thanks to the Sentinel-1 mission. In future research, we plan to optimize and apply this approach to the case of SENTINEL1 SAR data, allowing moisture estimations to be made at a higher repeat rate, over longer periods of time.

### Acknowledgments

This study was funded by the MISTRALS/SICMED, ANR AMETHYST (ANR-12 TMED-0006-01) and TOSCA/CNES projects. We wish to thank all of the technical teams from the IRD and INAT (Institut National Agronomique de Tunisie) for their consistent collaboration and support during the implementation of ground-truth measurements. We are grateful for the financial support provided by the ANR/TRANSMED program for the AMETHYST project (ANR-12-TMED-0006-01), as well as the mobility support provided by the PHC Maghreb program (N° 32592VE). The authors wish to thank the German Space Agency (DLR) for kindly providing them with TSX images under proposal HYD0007.

### Author Contributions

Azza Gorraab and Vincent Simonneaux: data processing; data analysis and interpretation of results.

Mehrez Zribi: SAR data analysis and interpretation of results.

Sameh Saadi: data processing.

Nicolas Baghdadi: SAR data analysis.

Zohra Lili-Chabaane: organization of experimental campaigns.

Pascal Fanise: site instrumentation.

### References

1. Albergel, C.; Dorigo, W.; Reichle, R.H.; Balsamo, G.; de Rosnay, P.; Muñoz-Sabater, J.; Isaksen, L.; de Jeu, R.; Wagner, W. Skill and global trend analysis of soil moisture from reanalyses and microwave remote sensing. *J. Hydrometeorol.* 2013, 14, 1259–1277
2. Allen, R.G.; Pereira, L.S.; Raes, D.; Smith, M. *Crop Evapotranspiration—Guidelines for Computing Crop Water Requirements*; FAO Irrigation and Drainage Paper 56; FAO: Rome, Italy, 1998, p. 300.
3. Amri, R., Zribi, M., Chabaane, Z. L., Wagner, W., & Hasenauer, S. Analysis of C-band scatterometer moisture estimations derived over a semiarid region. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 50(7), 2630-2638, 2012.
4. Baghdadi, N.; Cerdan, O.; Zribi, M.; Auzet, V.; Darboux, F.; Hajj, M.E.; Kheir, R.B. Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics in agricultural environments: Application to hydrological and erosion modelling. *Hydrol. Proc.* 2008, 22, 9–20.
5. Barrett, B.W.; Dwyer, E.; Padraig, W. Soil moisture retrieval from active spaceborn microwave observations: An evaluation of current techniques. *Remote Sens.* 2009, 1, 210–242.
6. Aubert D., Loumagne C., Oudin L. et Le Hégarat-Masclé S., 2003. Assimilation of soil moisture into hydrological models: the sequential method. *Canadian journal of remote sensing*, 29(6), 711-717.
7. 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 the Touch Basin (France). *Sensors Journal*, vol. 7: 2458-2483.
8. Chanzy A. et Bruckler L., 1990. Estimation de l'évaporation sur sol nu à partir de mesures hyperfréquences. *Téledétection et sécheresse*, Ed. AUPELF-URUF. John Libbey Eurotext, Paris-France, pp. 43-53.



9. Houser P.R., Shuttle W. J., Famiglietti J.S., Gupta H.J., Syed K.H., Goodrich D.C., 1998. Integration of soil moisture remote sensing and hydrologic modelling using data assimilation, *Water Resour. Res.*, vol.34, pp.3405-3420.
10. Loumagne C., Normand M., Riffard M., Weisse A., Quesney A., Hégarat-Masclé S. L., et Alem F., 2001. Integration of remote sensing data into hydrological models for reservoir management. *Hydrological sciences journal*, 46(1), 89-102.
11. Weisse A., Oudin L. et 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.* 16/2, 173-197.
12. Wagner, W., Blöschl, G., Pampaloni, P., Calvet, J. C., Bizzarri, B., Wigneron, J. P., & Kerr, Y. , 2007. Operational readiness of microwave remote sensing of soil moisture for hydrologic applications. *Hydrology Research*, 38(1), 1-20.
13. Bezerra, B.G.; dos Santos, C.A.C.; da Silva, B.B.; Perez-Marin, A.M.; Bezerra, M.V.C.; Bezerra, J.R.C.; Ramana Rao, T.V. Estimation of soil moisture in the root-zone from remote sensing data. *Rev. Bras. Ciênc. Solo* 2013, 37, 596–603.
14. Calcagno, G.; Mendicino, G.; Monacelli, G.; Senatore, A.; Versace, P. Distributed estimation of actual evapotranspiration through remote sensing techniques. In *Methods and Tools for Drought Analysis and Management*, Rossi, G., Vega, T., Bonaccorso, B., Eds.; Springer Netherlands: Dordrecht, Netherlands, 2007; Vol. 62, pp 125–147.
15. Castaldi, F.; Casa, R.; Castrignanò, A.; Pascucci, S.; Palombo, A.; Pignatti, S. Estimation of soil properties at the field scale from satellite data: A comparison between spatial and non-spatial techniques. *Eur. J. Soil Sci.* 2014, 65, 842–851.
16. Chen, X. and Hu, Q., 2004. Groundwater influences on soil moisture and surface evaporation. *Journal of Hydrology*, 297(1), 285-300.
17. Er-Raki, S.; Chehbouni, A.; Guemouria, N.; Duchemin, B.; Ezzahar, J.; Hadria, R. Combining fao-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agric. Water Manag.* 2007, 87, 41–54.
18. Gorraeb, A.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Mougenot, B.; Fanise, P.; Lili Chabaane, Z. Retrieval of Both Soil Moisture and Texture Using TerraSAR-X Images. *Remote Sens.* 2015b, 7, 10098-10116.
19. Gorraeb, A.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Mougenot, B.; Lili Chabaane, Z. Potential of X-Band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR Data for the assessment of physical soil parameters. *Remote Sens.* 2015a, 7, 747–766.
20. Gowda, P.; Chavez, J.; Colaizzi, P.; Evett, S.; Howell, T.; Tolk, J. ET mapping for agricultural water management: Present status and challenges. *Irrig. Sci.* 2008, 26, 223–237.
21. Koster, R.D.; Dirmeyer, P.A.; Guo, Z.; Bonan, G.; Chan, E.; Cox, P.; Gordon, C.T.; Kanae, S.; Kowalczyk, E.; Lawrence, D.; et al. Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation. *Science* 2004, 305, 1138–1140.
22. Krause, P., Boyle, D. P., and Bäse, F. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in Geosciences*, 5, 89-97, 2005.
23. Le Hégarat-masclé, S.; Zribi, M.; Alem, F.; Weisse, A.; Loumagne, C. Soil moisture estimation From ERS/SAR Data : Toward an operational methodology. *East* 2002, 40, 2647–2658.
24. Li, Z.L.; Tang, R.L.; Wan, Z.M.; Bi, Y.Y.; Zhou, C.H.; Tang, B.H.; Yan, G.J.; Zhang, X.Y. A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data. *Sensors*, 9, 3801–3853, 2009.
25. Nash, J.E.; Sutcliffe, J.V. River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *J. Hydrol.* 1970, 10, 282–290
26. Pandey, V.; Pandey, P.K. Spatial and temporal variability of soil moisture. *Int. J. Geosci.* 2010, 1, 87-98.
27. Pathe, C.; Wagner, W.; Sabel, D.; Doubkova, M.; Basara, J.B. Using ENVISAT ASAR global mode data for surface soil moisture retrieval over Oklahoma, USA. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2009, 47, 468–480.
28. Raju, S.; Chanzy, A.; Wigneron, J.; Calvet, J.; Kerr, Y.; Laguerre, L. Soil moisture and temperature profile effects on microwave emission at low frequencies. *Remote Sens. Environ.* 1995, 54, 85–97.

29. Seneviratne, S.I.; Corti, T.; Davin, E.L.; Hirschi, M.; Jaeger, E.B.; Lehner, I.; Orlowsky, B.; Teuling, A.J. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Sci. Rev.* 2010, 99, 125–161.
30. Shabou, M.; Mougenot, B.; Lili Chabaane, Z.; Walter, C.; Boulet, G.; Ben Aissa, N.; Zribi, M. Soil clay content mapping using a time series of Landsat TM data in semi-arid lands. *Remote Sens.* 2015, 7, 6059–6078.
31. Simonneaux, V.; Duchemin, B.; Helson, D.; ErRaki, S.; Olioso, A.; Chehbouni, A. The use of high resolution image time series for crop classification and evapotranspiration estimate over an irrigated area in central morocco. *Int. J. Remote Sens.* 2008, 29, 95–116.
32. Simonneaux, V.; Lepage, M.; Helson, D.; Métral, J.; Thomas, S.; Duchemin, B.; Cherkaoui, M.; Kharrou, H.; Berjami, B., and Chebhouni, A. Estimation spatialisée de l'évapotranspiration des cultures irriguées par télédétection: Application à la gestion de l'irrigation dans la plaine du haouz (Marrakech, Morocco). *Sécheresse*, 20, 123-130, 2009
33. Sutanto, S. J., Wenninger, J., Coenders-Gerrits, A. M. J., and Uhlenbrook, S.: Partitioning of evaporation into transpiration, soil evaporation and interception: a comparison between isotope measurements and a HYDRUS-1D model, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16, 2605-2616, doi:10.5194/hess-16-2605-2012, 2012
34. Wagner, W.; Blöschl, G.; Pampaloni, P.; Calvet, J.C.; Bizzarri, B.; Wigneron, J.P.; Kerr, Y. Operational readiness of microwave remote sensing of soil moisture for hydrologic applications. *Nord. Hydrol.* 2007, 38, 1–20.
35. Wagner, W.; Pathe, C.; Doubkova, M.; Sabel, D.; Bartsch, A.; Hasenauer, S.; Blöschl, G.; Scipal, K.; Martínez-Fernández, J.; Löw, A. Temporal stability of soil moisture and radar backscatter observed by the Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR). *Sensors* 2008, 8, 1174–1197.
36. Zhang, X., Zhang, X., Li, G. The effect of texture and irrigation on the soil moisture vertical-temporal variability in an urban artificial landscape: A case study of Olympic Forest Park in Beijing. *Front. Environ. Sci. Eng.* 2015, 9, 269–278.
37. Zribi, M.; Chahbi, A.; Shabou, M.; Lili-Chabaane, Z.; Duchemin, B.; Baghdadi, N.; Amri, R.; Chehbouni, A. Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using Envisat ASAR radar data for soil evaporation evaluation. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 2011, 15, 345–358.
38. Zribi, M.; Saux-Picart, S.; André, C.; Descroix, L.; Otlé, O.; Kallel, A. Soil moisture mapping based on ARSAR/ENVISAT radar data over a Sahelian site. *Int. J. Remote Sens.* 2007, 28, 3547–3565.

## Conclusion partielle (VI)

Dans ce dernier chapitre, nous avons mis en évidence le potentiel de nos produits d'humidités radar (TerraSAR-X) à calibrer un modèle reproduisant des profils d'humidité journaliers. En effet, nous avons proposé, dans le cadre de cette thèse, un modèle d'estimation du bilan Hydrique des Sols Agricoles Nus « MHYSAN » qui simule des profils journaliers de flux d'évaporation de surface et d'humidité volumique à 2 profondeurs (5 et 40 cm). Deux approches sont considérées dans ce travail. Tout d'abord, le modèle MHYSAN a été calibré moyennant les sept stations thetaprobe continues. A travers ce modèle calibré, nous avons testé la possibilité d'extrapoler les profils d'humidité simulés sur des sites distants correspondant à nos parcelles tests et ceci sur la base de leurs textures. Nous avons réalisé des comparaisons des sorties d'humidités simulées par le modèle avec des humidités mesurées sur les parcelles tests **i)** par le thétaprobe manuel et **ii)** à partir des produits SAR. Les résultats montrent des biais d'environ 1,06 et 3,04% et des RMSE égales à 3,38 et 4,5% pour les deux cas **i)** et **ii)**, respectivement. Dans la deuxième approche, le modèle MHYSAN a été calibré à partir des sorties d'humidité SAR (élaborés à 5cm de profondeur) sur une courte période (deux mois d'acquisitions TerraSAR-X). La validation de cette approche a été réalisée sur une chronologie du temps plus longue (pendant 15 mois), en comparant les humidités simulées avec les humidités journalières issues des stations thetaprobe continues. Les comparaisons établies que ce soit pour la validation de l'approche 1 ou 2, ont été effectuées en rapprochant les parcelles tests aux stations Thetaprobes continues sur la base de leurs textures.

Par le biais de ce travail, nous avons montré les performances des produits d'humidité TerraSAR-X à calibrer un modèle d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles nus. Ces résultats pourraient être expliqués d'une part, par la courte période des données TerraSAR-X (7 dates). D'autre part, par une répartition temporelle des acquisitions radars coïncidant avec une forte hétérogénéité des humidités du sol (allant de sèche à humide). Par conséquent, nous envisagerons poursuivre ce travail : a) en cherchant la configuration temporelle optimale pour la surveillance quotidienne de l'humidité du sol, surtout avec l'arrivée des données radar Sentinel-1(bande C) ; b) la gamme d'humidité qui pourrait servir pour le calage d'un modèle hydrologique c) En mélangeant les humidités de toutes les stations sans tenir compte de l'effet de texture d) Chercher des relations entre la teneur en argile et les paramètres du modèle (liés aux caractéristiques physiques du sol) afin de spatialiser les humidités simulées en surface et même en profondeur.

---

## Conclusions générales et perspectives

Dans diverses régions agricoles, appartenant en particulier à un climat semi aride, le ruissellement ainsi que l'érosion des terres arables constituent les causes les plus importantes de perte en sols et en eaux. Le recours à la caractérisation des états hydriques, physiques et géométriques de surface des sols est essentiel dans la gestion et la conservation des ressources naturelles (eau et sol). Ces paramètres de surface jouent un rôle important en hydrologie, car ils influencent le régime hydrique des sols (répartition d'eau en rétention, infiltration, ruissellement) et ils constituent des paramètres clé dans plusieurs modèles d'érosion, de ruissellement et d'estimation du bilan hydrique des sols agricoles (Quesney *et al.*, 2000 ; Weisse *et al.*, 2003 ; King *et al.*, 2005b; Baghdadi *et al.*, 2007) ainsi qu'en agronomie, vu que l'hétérogénéité spatiale des propriétés hydrique et géométrique des sols constitue une source de variabilité principale des rendements des cultures ce qui a été démontré dans plusieurs études (Tourino Soto, 2005 ; Chahbi, 2015). En effet, la rugosité influence la fertilité des sols puisque les microtopographies des surfaces accroissent la capacité de stockage de l'eau et des éléments minéraux dans le sol (Boiffin, 1984 ; Casenave et Valentin 1989 ; Ludwig *et al.*, 1995 ; Barret *et al.*, 1999 ; Quesney *et al.*, 2000 ; Baghdadi *et al.*, 2004a et 2007; King *et al.*, 2005b ; Auzet *et al.*, 2005 ; Armand, 2010 ). Vu que l'obtention de l'information et la surveillance de l'humidité du sol intervenant dans le calcul des bilans hydriques, elle permet donc d'optimiser les dates de semis et d'apporter la bonne quantité d'eau aux cultures, au bon moment. En outre, la connaissance de la texture des sols est très importante pour la croissance des plantes puisqu'elle influence énormément l'aération des racines (les sols à texture fine sont des sols tassés et mal aérés).

Les données de télédétection spatiale sont de plus en plus indispensables pour le suivi de la variabilité spatiotemporelle des états de surface des sols à travers la modélisation de l'interaction surfaces-ondes électromagnétiques. Le radar, opérant dans le domaine des hyperfréquences, fournit un outil fiable pour surveiller les différentes composantes de la surface du sol afin d'assurer une bonne gestion de ses ressources. Les systèmes radars de type SAR sont sensibles à différentes caractéristiques de surface des sols telles que l'état géométrique de surface et l'humidité.

Ce travail de thèse s'est inscrit dans l'objectif d'estimer la variabilité spatio-temporelle des paramètres de surfaces agricoles nues (humidité, rugosité et texture) à partir des données radars multi-temporelles acquises en bande X et à haute résolution spatiale. Il a été effectué sur la plaine du Kairouan en Tunisie centrale ayant un climat semi-aride. Cette région est caractérisée par un bilan hydrique toujours négatif, vu les importants écarts entre les précipitations et les pertes par évapotranspiration, ainsi par des sols vulnérables du à des facteurs physicochimiques du sol lui-même et à des facteurs anthropiques. Ces caractéristiques ont conduits à identifier la région comme une zone pilote pour étudier la gestion des ressources hydriques et pédologiques.

Au cours de ce travail, nous avons en premier proposé une amélioration de la description de l'état du milieu, à travers une nouvelle caractérisation de la rugosité du sol. On a eu recours à une approche numérique basée sur la méthode des moments afin de mieux appréhender l'analyse de la rétrodiffusion des surfaces rugueuses et de décrire de façon plus réaliste l'état géométrique du milieu observé. Par le biais de cette approche, une description des effets de la rugosité sur la rétrodiffusion est proposée à travers le développement d'un nouveau paramètre appelé « Zg » qui englobe tous les paramètres statistiques de la rugosité (écart type des hauteurs "s", longueur de corrélation "l" et la forme de la fonction de corrélation) en un seul paramètre. Les simulations des signaux radar montrent une très forte corrélation avec ce paramètre de rugosité. Le paramètre « Zg » a été validé sur une large base de données expérimentale et spatiale acquises sur trois sites d'étude différents en France (Orgeval, Pay de Caux et Villamblain) ainsi que sur notre site d'étude à Kairouan en Tunisie centrale. Il a montré une forte corrélation vis-à-vis des coefficients de rétrodiffusion simulés ainsi que calculés, permettant donc d'envisager une méthode d'inversion correcte du signal réel, de simplifier la description de la géométrie des surfaces agricoles et de proposer de nouvelles paramétrisations de surface utiles pour les modèles de prévision des processus d'érosion ou de ruissellement.

Afin d'étudier la possibilité d'exploiter conjointement les données des deux capteurs TerraSAR-X et la constellation COSMO-SkyMed (CSK1, CSK2, CSK3, CSK4), nous avons validé la qualité de calibration des différents capteurs à travers une inter-comparaison des niveaux des mesures issues de nos images acquises par les différents capteurs TSX et (CSK1, CSK2 et CSK4). Des comparaisons entre images différentes (TSX et CSK) ayant des caractéristiques instrumentales similaires (angle d'incidence et polarisation) et approximativement les mêmes dates d'acquisition ont été réalisées. Les résultats montrent des

différences significatives entre mesures multi-capteurs, signifiant le besoin d'étalonner les données des images CSK avant de les combiner avec les images TSX dans nos analyses.

Par la suite, une analyse des sensibilités du signal radar rétrodiffusé en fonction de l'humidité du sol et de différents paramètres de rugosité (l'écart type de hauteurs « s », le paramètre « Zs » introduit par Zribi et Dechambre (2003) et le paramètre « Zg ») a été effectuée pour différentes configurations radar (polarisation HH et VV, et angles d'incidences de 26° et 36°). Les résultats montrent une bonne sensibilité des données radars réelles vis-à-vis de ces paramètres. Un comportement linéaire est observé entre le signal rétrodiffusé et l'humidité volumique du sol pour les différents cas étudiés. Une meilleure corrélation du signal radar avec l'humidité du sol mesurée par gravimétrie à une profondeur de 2 cm par rapport à celle mesurée par thetaprobe à une profondeur de 5 cm est observée. Une relation logarithmique des coefficients de rétrodiffusion radar en fonction des trois paramètres de rugosité est observée. La forte dynamique du signal radar avec la rugosité est obtenue pour les fortes valeurs d'humidité avec les paramètres « Zs » et « Zg » qu'avec l'écart type de hauteurs « s ». Après l'évaluation de la sensibilité des mesures radar aux états de surface, nous avons aussi évalué les performances des modèles de diffusion des surfaces les plus utilisés. Cette action est réalisée moyennant des comparaisons entre les données réelles mesurées à partir des images radar acquises et les données simulées à partir de : a) modèle physique IEM développé par Fung, Li et Chen, (1992) b) modèle semi-empirique de Dubois (Dubois *et al.*, 1995) et c) modèle IEM empiriquement calibré par Baghdadi *et al.*, 2011. Les résultats montrent des limitations des modèles IEM et de Dubois. Grâce à l'étalonnage semi-empirique du modèle IEM (Baghdadi *et al.*, 2011), une réduction des biais entre modèles et données réelles sont ainsi observés.

Après cette phase d'analyse des modèles directs, nous avons proposé différentes approches d'inversion pour cartographier les états des surfaces. Nous avons développé une approche empirique, basée sur la technique de détection de changements, pour estimer l'évolution spatio-temporelle de l'humidité du sol à partir des images TerraSAR-X acquises à une seule configuration (polarisation HH et une incidence  $\theta=36^\circ$ ). L'originalité de l'approche proposée est qu'elle combine les données d'humidités issues de différents points de mesures d'humidité en continue qui couvrent quasiment tout le site d'étude (mesures à l'échelle régionale) avec une série temporelle des données acquises par le capteur TerraSAR-X (haute résolution). La performance de l'algorithme proposé, est évaluée et validée sur de nombreuses parcelles de référence, donnant un biais de l'ordre de -0.3%. La cartographie de la teneur en argile des sols

est déduite à partir d'une forte corrélation avec la moyenne des produits d'humidité SAR affichant une erreur quadratique moyenne d'environ 108 g/kg.

Pour cartographier la rugosité des sols, nous avons analysé le comportement du coefficient de rétrodiffusion radar mesuré à partir des données radars TerraSAR-X (mono-configuration : polarisation HH et à 36°) en fonction des paramètres de rugosité mesurés : « s » et le nouveau paramètre « Zg », pour des valeurs d'humidité inférieures à 10% (humidité approximativement constante). Les résultats montrent une forte dynamique du signal radar rétrodiffusé qui augmente en fonction de la rugosité avec des corrélations comparables pour les deux paramètres s et Zg. Des relations empiriques reliant le signal radar aux paramètres de rugosité (Ecart type des hauteurs et le paramètre Zg) ont été par la suite développées et calibrées à partir de 39 parcelles tests. Leurs validations ont été établies sur la base des comparaisons des valeurs des paramètres de rugosité inversés et observés sur 40 autres parcelles tests. Elles sont évaluées en termes de RMSE et Biais qui sont égaux à (0.23 et 0.85 cm) et à (0.37 et 0.95 cm) pour la validation de s et Zg respectivement. En inversant les mesures radars, les cartes de rugosité qui en résultent, ont permis de distinguer les états de surface des sols en deux classes : semis/lisse et labour.

Enfin, un Modèle d'estimation du bilan HYdrique des Sols Agricoles Nus appelé « MHYSAN » qui simule l'évaporation et l'état hydrique surfacique a été développé dans l'objectif d'évaluer l'apport des produits SAR. Une première calibration de ce modèle est proposée à partir des 7 stations Thetaprobe de mesures d'humidité permanentes à deux profondeurs : 5 et 40 cm, existantes sur le site d'étude. Les coefficients d'efficacité NASH obtenus après cette calibration varient entre 81.2 et 52 % pour 5 cm. Afin de tester le fonctionnement du modèle calibré, des comparaisons des sorties d'humidités simulées par le modèle pour chaque station et celles mesurées sur des parcelles tests (mesures par thetaprobe portable, produits SAR) ont été réalisées. Les résultats des comparaisons données en termes d'humidité volumétrique montrent des biais d'environ 1.06 et 1.15% et des RMSE de 3.38% et 5.2%, lorsque les simulations par MHYSAN sont comparées aux mesures i) in situ par Thetaprobe portable et ii) à partir des produits d'humidités SAR, respectivement.

Une deuxième calibration de modèle MHYSAN a été réalisée à partir des sorties radars qui sont les 7 cartes d'états hydriques élaborées à 5cm de profondeur (une série temporelle réduite) pour la période allant de 2013 jusqu'au 2014. La validation de cette approche est basée sur les comparaisons des simulations avec les données journalières des stations d'humidité ponctuelles les plus proches dans l'espace et de point de vue texture (Chronologie



du temps plus longue). Les résultats de la calibration et de la validation prouvent qu'il est possible de caler un modèle hydrologique à partir de l'assimilation des produits radar.

Les principales perspectives qui font suite aux travaux menés dans cette thèse sont :

- Les approches développées dans le cadre de ce travail ne prenaient en compte que les sols nus ou peu couverts de végétation. Il serait très important d'élargir le domaine de validité de nos approches aux sols agricoles couverts, grâce à la multitude de mesures radar multi-configurations et l'optique. Avec l'arrivée de missions à forte répétitivité temporelle et haute résolution spatiale comme la mission spatiale radar SENTINEL-1 en synergie avec la constellation optique SENTINEL-2. Ces deux missions vont pouvoir fournir des images à une résolution temporelle de l'ordre de 3-5 jours et une résolution spatiale de 10m.

- Dans le cadre de cette thèse, nous avons montré le potentiel du capteur TerraSAR-X et plus généralement la mesure radar à différencier l'extension spatiale des sols labourés, lisses et dégradés. Ces produits d'état géométrique de la surface pourraient être un paramètre d'entrée aux modèles de prévision des processus de ruissellement, d'infiltration ou d'érosion à l'échelle régionale ou à l'échelle intra-parcellaire. Il sera ainsi utile d'identifier des liens physiques entre les paramètres statistiques de rugosité proposés à partir de la mesure radar et les descripteurs ou des indicateurs habituellement utilisés pour la caractérisation des phénomènes de dégradation de surfaces des sols agricoles en lien avec le ruissellement ou l'érosion.

- Cette thèse a montré le potentiel des mesures TerraSAR-X à générer des cartes d'humidité du sol et autres paramètres de surface à l'échelle d'un bassin agricole. Un premier test a permis d'illustrer la capacité de ces mesures d'étalonner un modèle du bilan d'eau, malgré la limitation du nombre de mesures. Dans un contexte de divers missions lancées, particulièrement SENTINEL1&2, à forte répétitivité temporelle et spatiale, l'intégration de ces produits dans les modèles de fonctionnement (hydrologique ou culture) pourrait aller vers une étape plus opérationnelle. Il s'agit en premier de l'assimilation des produits d'humidité pour améliorer la modélisation des processus de surface, liés particulièrement à l'évapotranspiration ou la dynamique des cultures. Les autres paramètres (rugosité, texture) souvent négligés dans la spatialisation de différents modèles, pourront être des paramètres d'entrée pour affiner la spatialisation des processus.

L'estimation de l'humidité de surface ne répond pas au besoin principal en agronomie ou hydrologie, qui concerne plutôt le stock d'eau dans un profil plus profond. Là aussi, avec une forte répétitivité des mesures d'humidité à haute résolution spatiale, l'humidité de la zone

racinaire par exemple pourrait être mieux estimée, à travers la modélisation physique ou par simples approches empiriques comme c'est déjà développé pour les produits d'humidité basse résolution à l'échelle globale (Wagner *et al.*, 1999).

Finalement, ces différentes cartes de produits d'état de surface, pourraient servir dans un contexte plus opérationnel, comme des indicateurs statistiques pour mieux affiner la gestion locale des ressources en eau, et particulièrement l'irrigation. En combinant ces cartes, avec d'autres informations telles que les paramètres météorologiques, des indicateurs relativement fiables pourraient être proposées pour les agriculteurs en termes de conseil à l'irrigation ou la gestion des périodes de sécheresse.

- De nombreux travaux ont été fait en optique pour la caractérisation de la texture des sols (Gomez *et al.*, 2012, Shabou *et al.*, 2015), et pour le radar une nouvelle méthode est proposée dans le cadre de ce travail. En perspective, on ira vers des approches de synergie optique/radar pour une analyse plus approfondie des corrélations des propriétés hydriques et de texture des sols qui pourraient servir par exemple pour la spatialisation du modèle d'estimation du bilan hydrique, développé dans le cadre de cette thèse.

## BIBLIOGRAPHIE

## A.

**Amri R., M. Zribi Z. Lili-Chabaane B. Duchemin C. Gruhier and Chehbouni A., 2011.** Analysis of Vegetation Behavior in a North African Semi-Arid Region, Using SPOT-VEGETATION NDVI Data. *Remote Sensing*, 3, 2568-259.

**Amri R., Zribi M., Lili-Chabaane Z., Szczypta C., Calvet J. C., and Boulet G., 2013.** FAO-56 dual approach combined with multi-sensor remote sensing for regional evapotranspiration estimations. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 10 (4), 8117–8144

**Amri R., Zribi M., Lili-Chabaane Z., Wagner W., Hauesner S., 2012.** Analysis of ASCAT C band scatterometer estimations derived over a semi-arid region, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 7, Part I, 2630-2638

**Amri, R., 2013.** Estimation régionale de l'évapotranspiration sur la plaine de Kairouan (Tunisie) à partir de données satellites multi-capteurs. Thèse de doctorat en cotutelle entre l'Institut National Agronomique de Tunisie et l'Université Toulouse 3 Paul Sabatier. 195p.

**Annabi M. (2005).** Stabilisation de la structure d'un sol limoneux par des apports de composts d'origine urbaine: relation avec les caractéristiques de leur matière organique .Thèse de doctorat de l'Institut National Agronomique Paris-Grignon INAPG (AgroParisTech), 281p.

**Aubert D., Loumagne C., Oudin L. et Le Hégarat-Masclé S., 2003.** Assimilation of soil moisture into hydrological models: the sequential method. *Canadian journal of remote sensing*, 29(6), 711-717.

**Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., Douaoui A., Loumagne C., Baup F., El Hajj M. et 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.

**Aubert M., Baghdadi N., Zribi M., Ose K., El Hajj M., Vaudour E., & Gonzalez-Sosa E., 2013.** Toward an operational bare soil moisture mapping using TerraSAR-X data acquired over agricultural areas. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(2), 900-916.

**Aubert M. (2012).** Caractérisation de l'état de surface des sols nus agricoles par imagerie radar TerraSAR-X. Thèse de doctorat AgroParisTech. 223p.

**Auzet A.V., Kirkby M. et Dijk V.P., 2005.** Surface characterisation for soil erosion forecasting. *CATENA*, 62(2), pp77-78.

**Auzet A.V., 1990.** L'érosion des sols par l'eau dans les régions de grande culture : aspects agronomiques. Centre d'études et recherches écogéographiques, ministère de l'Environnement/ ministère de l'Agriculture, 60p.

**Armand R., 2010.** 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. Thèse de doctorat de l'Université de Strasbourg. 210 p.

## B.

**Baghdadi N. et Zribi M., 2006c.** Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations. *International Journal of Remote Sensing*, 27(18): 3831-3852.

**Baghdadi N., Abou Chaaya J., Zribi M., 2011a.** 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.*, 8, no.1, 14-18.

- 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 the Touch Basin (France). *Sensors Journal*, vol. 7: 2458-2483.
- Baghdadi N., Aubert M., et Zribi M., 2012.** Use of TerraSAR-X data to retrieve soil moisture over bare soil agricultural fields. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 9(3), 512-516.
- Baghdadi N., Bonnifait L., King C. et Bourguignon A., 2003.** Utilisation des images RSS pour un étalonnage empirique du modèle IEM dans un contexte de sols nus limoneux en zones agricoles. *Télé-détection*, 3 (1) : pp 1-16.
- Baghdadi N., Cerdan O., Desprats J.F., Holah N., King C., 2004a.** Intérêt d'ASAR pour la cartographie de la rugosité : Aide à la modélisation des écoulements sur le Bassin Versant du Touch. Année 2004-BRGM/RP-53525-R, 40 p.
- Baghdadi N., Cerdan O., Zribi M., Auzet V., Darboux F., El Hajj M. et Kheir R. B., 2008a.** 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), 9-20.
- Baghdadi N., Gherboudj I., Zribi M., Sahebi M., Bonn F., and King C., 2004b.** 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.
- Baghdadi N., Holah N. et Zribi M., 2006a.** Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations. *International Journal of Remote Sensing*, 27(4), 805-816.
- Baghdadi N., Holah N., Zribi M., 2006b.** Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27 (10): 1907-1920.
- Baghdadi N., King C., Chanzy A. et Vigneron J. P., 2002.** An empirical calibration of IEM model based on SAR data and measurements of soil moisture and surface roughness over bare soils. *International Journal of Remote Sensing*, 23(20), 4325-4340.
- Baghdadi N., Saba E., Aubert M., Zribi M., Baup F., 2011b.** Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 8, no. 6, 1160–1164.
- Baghdadi N., Zribi M., Loumagne C., Ansart P. et Paris Anguela T., 2008b.** Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters, *Remote Sensing of Environment*, 112(12): pp 4370-4379.
- Baghdadi, N., El Hajj, M., Dubois Fernandez, D., Zribi, M., Belaud, G., & Cheviron, B., 2015.** Signal level comparison between TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR sensors. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(3), 448-452.
- Baize D. (2000).** Guide des analyses en pédologie. 2<sup>ème</sup> édition. INRA, 257p.
- Baize D. et Jabiol B. (2011)** - Guide pour la description des sols. Ed. Quae, 430p.
- Barbery, J., et M. Mohdi. 1987.** Carte des ressources en sols de la Tunisie (1/200.000), feuille de Kairouan. DCES, Ministère de l'Agriculture. Tunis, Tunisie, 49p.
- Baret f. (1999).** Potentiel de la télédétection pour l'agriculture de précision, l'enjeu français de l'agriculture de précision: hétérogénéité parcellaire et gestion des intrants. INRA, CEMAGREF, itcf, pp. 8-11.
- Baup F., Mougin 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.

**Ben Ammar S., Zouari K., Leduc C. et M'barek J., 2006.** Caractérisation isotopique de la relation barrage-nappe dans le bassin du Merguellil (Plaine de Kairouan, Tunisie centrale). *Hydrological sciences journal*, vol. 51, no 2, p. 272-284.

**Besbes M., 1975.** Etude hydrogéologique de la plaine de Kairouan sur modèles mathématiques. CIG-EMP/DGRE, Fontainebleau, France, Rapport scientifique, LHM/RD/75/16, 121p.

**Boiffin J. (1984).** La dégradation structurale des couches superficielles du sol sous l'action des pluies. Thèse de doctorat, Institut National Agronomique Paris Grignon, FRA. 320p.

**Boivert J.B., Crevier Y. et Pultz T.J., 1996.** Regional estimation of soil moisture using remote sensing, *Canadian Journal of Soil Science*, 76 (3) pp: 325-334.

**Boulet G. (1999).** Modélisation des changements d'échelle et prise en compte des hétérogénéités de surface et de leur variabilité spatiale dans les interactions sol-vegetation-atmosphère. Mémoire de thèse de doctorat de l'Université de Grenoble I, 141p.

**Bouzaiane S. et Lafforgue A., 1986.** Monographie hydrologique des oueds Zeroud et Merguellil. DGRE – ORSTOM. Tunis, Tunisie, 1058p.

### C.

**Callens, M., Verhoest, N. E., & Davidson, M. W., 2006.** Parameterization of tillage-induced single-scale soil roughness from 4-m profiles. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 44(4), 878-888.

**Caloz R. et Collet C., 2001.** Précis de télédétection : Traitements numériques d'images de télédétection, volume 3.

**Calvet R., 2003.** Le sol: propriétés et fonctions, Tome1 : Constitution et structure, phénomènes aux interfaces. Editions France Agricole, 462 p.

**Casenave A. et Valentin C., 1989.** Les états de surface de la zone sahélienne : Influence sur l'infiltration. Editions de l'ORSTOM, Paris 231p.

**Casenave A. et Valentin C., 1992.** A runoff capability classification system based on surface features criteria in semi-arid areas of West Africa. *J. of Hydrology*, 130 : 231-249.

**Chahbi A., 2015.** Télédétection et modélisation de la dynamique de végétation pour une estimation précoce et une analyse spatiale des rendements des céréales dans un contexte semi aride en Tunisie centrale. Thèse de doctorat en sciences Agronomiques, Institut National Agronomique de Tunisie, Tunisie, 209 p.

**Chaieb, H. 1988.** Contribution à la réactualisation des modèles hydrogéologiques de la plaine de Kairouan. DEA, Faculté des sciences de Tunis. 87p.

**Chanzy A. et Bruckler L., 1990.** Estimation de l'évaporation sur sol nu à partir de mesures hyperfréquences. *Télédétection et sécheresse*, Ed. AUPELF-URUF. John Libbey Eurotext, Paris-France, pp. 43-53.

**Chen M. F. and Bai S. Y., 1990.** Computer Simulation of Wave Scattering, from a Dielectric random surface in Two Dimensions - Cylindrical Case, *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, vol 4, 10, pp963-982.

**Chen X. et Hu Q., 2004.** Groundwater influences on soil moisture and surface evaporation. *Journal of Hydrology*, 297(1), pp.285-300.

**Corbane C. (2006).** Reconnaissance des états de surface en milieu cultivé méditerranéen par télédétection optique à très haute résolution spatiale. Thèse de Doctorat de l'Université Montpellier 2, France : 264 p.

**Cudennec, C., Beji, R. Le Goulven, P., et Bachta, M. S., 2005.** Analyse des interactions entre ressources en eau et usages agricoles dans le bassin versant de l'oued Merguellil, Tunisie Centrale. In : Gestion intégrée de l'eau au sein d'un bassin versant, Le Goulven P., Bouarfa S., Kuper M. (Ed.), CEMAGREFCIRAD-IRD, Montpellier, 5p.

**D.**

**Davidson M. W., Le Toan T., Mattia F., Satalino G., Manninen T. et Borgeaud M., 2000.** On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 38(2), 630-640.

**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.

**Dong L., Baghdadi N. et Ludwig R., 2013.** Validation of the AIEM through correlation length parameterization at field scale using radar imagery in a semi-arid environment. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(3), 461-465.

**Dridi B., 2000.** Impact des aménagements CES sur la disponibilité des eaux de surface dans le bassin versant du Merguellil (Tunisie centrale). Th. Doct., Univ. Louis Pasteur, Strasbourg, France, 194p.

**Dridi G., Zribi M., Amri R. and Lili-Chabaane Z., 2015.** Analysis of the effects of drought on vegetation cover in a Mediterranean region through the use of SPOT-VGT and TERRA-MODIS long time series, *European Journal of Remote Sensing*, soumis.

**Dubois P.C., Van Zyl J. et Engman T., 1995.** Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 33 (4): pp 915-926.

**Duchaufour P. (1991).** Pédologie : Sol, Végétation, environnement. 3<sup>ème</sup> Édition. Abrégés. Masson, Paris, France. 289 p.

**Duchaufour P., (1995).** Pédologie. Sol, végétation, environnement. 4<sup>ème</sup> édition. Paris: Masson. 324 p

**E.**

**Engman E. T. (1990)** Use of microwave remotely sensed soil moisture in hydrological modelling. In: *Application of Remote Sensing in Hydrology*, Ed. G. W. Kite & A. Wankiewicz, 279-292. Proc.Symp. N°5, NHRI, Saskatoon, Canada.

**Entekhabi D., Nakumura H., Njoku E.G., 1994.** Solving the inverse problem for soil moisture and temperature profiles by sequential assimilation multifrequency remotely sensed observations, *IEEE Trans. Geosci. Remote sens.*, vol.32, pp.438-448

**Escadafal R. (1989).** Caractérisation de la surface des sols arides par observations de terrain et par télédétection: Applications: exemple de la région de Tataouine (Tunisie). Thèse de Doctorat d'Etat en pédologie de l'Université de ParisVI. 317 p.

**Escorihuela M.J. (2006).** Estimation de l'humidité du sol à partir de données radiométriques en bande L : préparation de la mission SMOS. Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, 144p.

**F.**

**Famiglietti J.S., Rudnicki J.W., Rodell M., 1998.** Variability in surface moisture content along a hillslope transect: Rattlesnake Hill, Texas. *Journal of Hydrology*, vol. 210, pp 259–281.

**Feuillette S., Garin P., Le Goulven P. & Bousquet F., 2001.** Un modèle d'exploitation des dynamiques ressource - usages pour la gestion intégrée d'une nappe surexploitée. Application à la nappe de Kairouan, Tunisie. PHI – V / DTH n° 51, UNESCO, Paris, 305-314.

**Filion R., Bernier M., Paniconi C., Chokmani K., Melis M., Soddu, A., Talazac M. Lafortune, F. X., 2016.** Remote sensing for mapping soil moisture and drainage potential in semi-arid regions: Applications to the Campidano plain of Sardinia, Italy. *Science of The Total Environment*, 543, 862-876.

**Fung A. K., Li Z. et Chen K. S., 1992.** Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), p.356-369.

**Fung A.K. et Chen M. F., 1985.** Numerical Simulation of Scattering from Simple and Composite Random Surfaces, *J. Opt. Am. A*, Vol. 2(12).

**Fung A.K., 1994.** Microwave Scattering and Emission Models and their Applications. Artech House, Norwood, Massachusetts: 573 p.

## 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.

**Girard M.C. et Girard C.M., 2010.** Traitement des données de télédétection-2ème édition : Environnement et ressources naturelles. DUNOD, Paris, 576p.

**Gobat J.M., Aragno M. et Matthey M., 1998.** Le sol vivant .Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne : pp 42-85.

**Gomez C., Lagacherie P., Coulouma G., 2012.** Regional predictions of eight common soil properties and their spatial structures from hyperspectral VIS-NIR data. *Geoderma*, 189, 176-185.

**Gorrab A. (2012).** Analyse et modélisation de la diffusion radar des sols agricoles dans un milieu semi-aride : Cas du bassin de Merguellil. Mémoire de mastère en Agronomie et Biotechnologie Végétale, Institut National Agronomique de Tunisie, Tunisie, 82p.

**Green A. E., Astill, M.S., McAneney, K.J., Nieveen, J.P., 2001.** Path-averaged surface fluxes determined from infrared and microwave scintillometers. *Agricultural and Forest Meteorology*, vol.109, pp: 233-247.

**GTZ, 2010.** Histoire de l'évolution du domaine 'Environnement' en Tunisie. In Profil Environnemental de la Tunisie-Rapport final (Coopération technique Allemande), Octobre, 2012. 181 p.

## H.

**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.

**Harrington R. F., 1968.** Field Computation by Moment Method, IEEE PRESS, Series on Electromagnetic Waves.

**Hervet E. (2000).** Appariement d'images Radars à Synthèse d'Ouverture en conditions radar-grammétriques. Thèse de doctorat d'Institut National Polytechnique de Toulouse, 165p.

**Holah N. (2005).** Potentiel des nouveaux capteurs radar multipolarisation et polarimétrique pour la caractérisation des états de surface en milieu agricole. Thèse de doctorat de l'Université D'Orléans, France, 247 p.

**Holah N., Baghdadi N., Zribi M., Bruand A., et King C., 2005.** Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment*, vol. 96 (1): 78-86.

**J.**

**Jarlan L., Mazzega P., and Mougin E. 2002.** Retrieval of land surface parameters in the Sahel from ERS wind scatterometer data: a "brute force" method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2056-2062.

**K.**

**Kchouk S., Braiki H., Habaieb H., Burte J., 2015.** Les bas-fonds de la plaine de Kairouan : de terres marginalisées à lieux d'expérimentation agricole. *Cah Agric* 24: 404-411.doi: 10.1684/agr.2015.0790

**King C., Baghdadi N., Lecomte V. et Cerdan O., 2005a.** The application of remote-sensing data to monitoring and modelling of soil erosion. *CATENA*, 62(2): 79-93.

**King C., Lecomte V., Le Bissonnais Y., Baghdadi N., Souchere V. et Cerdan O., 2005b.** Remote-sensing data as an alternative input for the "STREAM" runoff model. *CATENA*, 62(2): 125-135.

**Kingumbi A. (2006).** Modélisation hydrologique d'un bassin affecté par des changements d'occupation: cas du Merguellil en Tunisie centrale. Thèse de doctorat. Université de Tunis El Manar. 218p.

**Kingumbi, A. (1999).** Bilan et modélisation du barrage el Haouareb. Mémoire de DEA, ENIT, Tunis, Tunisie, 108 p.

**Kingumbi A., Bargaoui Z. K., Ledoux E., Besbes M. et Hubert P., 2007.** Hydrological stochastic modelling of a basin affected by land-use changes: case of the Merguelill basin in central Tunisia. *Hydrological Sciences Journal*, 52(6), 1232-1252.

**L.**

**Lardeux C. (2008).** Apport des données radar polarimétriques pour la cartographie en milieu tropical. Thèse de doctorat de l'Université Paris-Est, 197p.

**Le Bissonnais Y., Cerdan O., Fox D., Gascuel-Oudoux 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.).881 p.

**Le Bissonnais Y., Cros-Cayot S. et Gascuel-odoux C., 2002b.** Topographic dependence of aggregate stability, overland flow and sediment transport. *Agronomie*, 22: 489-501p.

**Le Bissonnais Y., Thorette J., Bardet C., Daroussin J., 2002a.** L'érosion hydrique des sols en France. Rapport INRA, IFEN: 108p.

**Le Goulven P., Leduc C., Bachtta M S. et Poussin J.C., 2009.** Sharing Scarce Resources in a Mediterranean River Basin: Wadi Merguellil in Central Tunisia, In: *River Basin Trajectories: Societies, Environments and Development. Comprehensive Assessment of Water Management in Agriculture Series 8.* (eds Molle and Wester), pp 147-170.

**Le Hegarat-Masclé S., Zribi M. et Otlé C., 2001.** Quelques applications de la télédétection à la physique des surfaces continentales. *Annales des télécommunications*. 56(11-12) pp. 617-631.

**Le Hégarat-Masclé 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.*, 40(12), 2647-2658.

**Le Morvan A., Zribi M., Baghdadi N. et Chanzy A., 2008.** Soil Moisture Profile Effect on Radar Signal Measurement. *Journal of Sensors* : (8) pp256-270.



**Leduc C., Ben Ammar S., Favreau G., Beji R., Virrion R., Lacombe G., Tarhouni J., Aouadi C., Zenati Chelli B., Jebnoun N., Oi M., Michelot J. L., Zouari K., 2007.** Impacts of hydrological changes in the Mediterranean zone: environmental modifications and rural development in the Merguellil catchment, central Tunisia. *Hydrological Sciences Journal*, 52(6), pp : 1162- 1178.

**Li X., Gong J., Gao Q. and Wei X., 2000.** Rainfall interception loss by pebble mulch in the semiarid region of China. *Journal Of Hydrology*, 228: 165-173.

**Lievens H., Vernieuwe H., Alvarez-Mozos J., De Baets B. et Verhoest, N. E., 2009.** Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors*, 9 (2), 1067-1093.

**Lili Chabaane Z., Zribi M., Amri R., Shabou M., Chahbi A. et Dridi G., 2015.** Les risques liés à l'eau verte : apport de la télédétection dans un contexte tunisien semi aride. In « La mesure des risques Hydrologiques, avancées et applications scientifiques dans le secteur de l'eau ». Ouvrage collectif sous la direction de Mustapha Besbes. Académie Tunisienne des Sciences, des Lettres et des Arts Beït Al Hikma. ISBN 978-9973-49-161-9, pp 125-137.

**Loumagne C., Normand M. et Michel C., 1991.** Etat hydrique du sol et prévision des débits, *J. of Hydrology*, vol.123, p. 1-17.

**Loumagne C., Normand M., Riffard M., Weisse A., Quesney A., Hegarat-Mascle S. L., et Alem F., 2001.** Integration of remote sensing data into hydrological models for reservoir management. *Hydrological sciences journal*, 46(1), 89-102.

**Ludwig B., Boiffin J., Chad J. et Auzet A. V., 1995.** Hydrological structure and erosion damage caused by concentrated flow in cultivated catchments. *Catena*, 25(1), 227-252.

## M.

**Maître H. (2001).** Traitement des Images de RSO. Ed. HERMES Science Publications, Paris, 351p.

**Mattia, F.; Davidson, M. W. J.; Le Toan, T.; D'Haese, C. M. F.; Verhoest, N. E. C.; Gatti, A. M.; Borgeaud, M. (2003).** A comparison between soil roughness statistics used in surface scattering models derived from mechanical and laser profilers. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 41, 1659–1671.

**Merzouki A., McNairn H. et Pacheco A., 2010.** Evaluation of the Dubois, Oh, and IEM radar backscatter models over agricultural fields using C-band RADARSAT-2 SAR image data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36 (supl.2), pp 274-286.

**Miller, J. D., & Gaskin, G. J., 1999.** ThetaProbe ML2x: Principles of operation and applications. MLURI Technical Note, 120.

**Ministère de l'Agriculture et des Ressources hydrauliques, 2003.** Rapport de la situation de l'impact de l'érosion sur les terres agricoles en Tunisie.

**Mizouri, M., J., Barbery, and P. Willaine. 1990.** Carte des ressources en sols de la Tunisie (1/200.000) : nouvelle approche méthodologique, feuille de Makthar. DCES, Ministère de l'Agriculture, Tunis, Tunisie.

**Moran M. S., Hymer D. C., Qi J. et Sano E. E., 2000.** Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. *Agricultural and Forest Meteorology*, 105(1), 69-80.

**Musy A. (1998).** Hydrologie Appliquée. Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL), Institut d'Aménagement des terres et des eaux, Hydrologie et Aménagements, Ed. HGA, Bucarest, 368p.

**Musy A. et Higy C. (2004).** Hydrologie: Une science de la nature. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne. Vol.21, 309 pages.

**Musy A. et Soutter M., 1991.** Physique du sol. PUR presses polytechniques, Lausanne-Suisse: 335 p.

## O.

**Ogilvie A., Le Goulven P., Leduc C., Calvez R. et Mulligan M., 2016.** Hydrological response of a semi-arid catchment to rainfall events and water and soil conservation works (Merguellil catchment, Central Tunisia). *Hydrological Sciences Journal*, 61(2), pp.441-453.

**Ogilvy J.A., 1991.** Theory of wave scattering from random rough surfaces, London, UK. Inst. Phys. P. 273p.

**Oh Y., Sarabandi K. et Ulaby F.T., 1992.** An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces, *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*: 30(2) pp 370-381.

**Oh, Y. et Kay, Y. C., 1998.** Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 36, 691–695.

**Oh, Y., et Hong, J. Y., 2007.** Effect of surface profile length on the backscattering coefficients of bare surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(3), 632-638.

**Oudin L., Weisse A., Loumagne C. et Le Hégarat-Masclé, S., 2003.** Assimilation of soil moisture into hydrological models for flood forecasting: a variational approach. *Canadian journal of remote sensing*, 29(6), 679-686.

## P.

**Paloscia S., Pampaloni P., Pettinato S., et Santi E., 2008.** A comparison of Algorithms for retrieving soil moisture from ENVISAT/ASAR. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*: 46(10), pp 1-11.

**Paloscia S., Pampaloni P., Pettinato S., Poggi P. et Santi E., 2005.** The retrieval of soil moisture from ENVISAT/ASAR data. *Earsel eproceedings*: 4 (1) pp 44-51.

**Paloscia S., Pettinato S., Santi E., Pierdicca N. , Pulvirenti L., Notarnicola C., Pace G. et Reppucci A., 2011.** Soil moisture mapping using Sentinel 1 images: the proposed approach and its preliminary validation carried out in view of an operational product. *Proceedings of the SPIE*, 8179 (12) pp 817904-817904.

**Paris Anguela T., Zribi M., Baghdadi N. et Loumagne C., 2010.** Analysis of local variation of soil surface parameters with TerraSAR-X radar data over bare agricultural fields. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(2), 874-881.

**PARLCD, 2006.** Mise en œuvre du Programme d'Action Régional de Lutte Contre la Désertification-Gouvernorat de Kairouan-. Ministère de l'Environnement et du Développement Durable, Direction Générale de l'Environnement et de la Qualité De la Vie et la Coopération technique Allemande gtz. 86p.

**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 Trans. Geosci. Remote Sens.*, 47, 468–480.

**Pettinato S., Santi E.; Paloscia S., Pampaloni P., Fontanelli G. 2013.** The intercomparison of X-band SAR images from COSMO-SkyMed and TerraSAR-X satellites: case studies, *Remote Sens.*, 5, pp. 2928-2942.

**Pradeleix L., Roux P., Bouarfa S., Jaouani B., Lili-Chabaane Z., and Bellon-Maurel V., 2015.** Environmental Impacts of Contrasted Groundwater Pumping Systems Assessed by Life Cycle Assessment Methodology: Contribution to the Water–Energy Nexus Study, *Irrig. and Drain.*64(1), 124-138, doi: [10.1002/ird.1865](https://doi.org/10.1002/ird.1865).

## Q.

**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 VI.

**Quesney A., François C., Otte C., Le Hegarat S., Loumagne C., Normand M., 2001.** Sequential assimilation of SAR/ERS data in a 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 Hégarat-Masclé S., Taconet O., Vidal-Madjar D., Wigneron J. P., Loumagne C. et Normand, M., 2000.** Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote sensing of environment*, 72(3), 290-303.

R.

**Rahman M.M., Moran M.S., Thoma D.P., Bryant R., Holifield C.D., Jackson T., Orr B.J. et 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.*

S.

**Sabir M., Merzouk A., Berkat O. et Roose E., 1996.** Effet de la maximisation du pâturage sur certaines caractéristiques de la surface et la perméabilité du sol dans un milieu steppique marocain, Aarid (Haute Moulouya). *Bulletin-Réseau Erosion*, (16), 47-57.

**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.

**Shabou M., 2010.** Suivi de la dynamique du couvert végétal par télédétection spatiale sur le site semi-aride de Merguellil (Tunisie centrale), Mémoire de mastère, Hydraulique Agricole et Aménagement Rural, Institut National Agronomique de Tunisie, Tunisie, 76p.

**Shabou, M., Mougenot, B., Chabaane, Z. L., Walter, C., Boulet, G., Aissa, N. B., & Zribi, M., 2015.** Soil clay content mapping using a time series of Landsat TM data in semi-arid lands. *Remote Sensing*, 7(5), 6059-6078. doi:10.3390/rs70506059

**Simonneaux V., Lepage M., Helson D., Métral J., Thomas S., Duchemin B., Cherkaoui M.; Kharrou H., Berjami B. et Chebhouni A. 2009.** Estimation spatialisée de l'évapotranspiration des cultures irriguées par télédétection: Application à la gestion de l'irrigation dans la plaine du haouz (Marrakech, Morocco). *Sécheresse*, 20, 123-130.

**Smara, Y., 2005.** Réduction du speckle dans les images radar SAR: concepts et algorithmes. International conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications. Tunisie. 12p.

**Soutter M., Mermoud A. et Musy A., 2007.** Ingénierie des eaux et du sol: processus et aménagements. PPUR presses polytechniques, Lausanne-Suisse. 294p.

**Srivastava H. S., Patel P. et Navalgund 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. et Adiga S., 2003.** 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*, 41(7), 1638-1640.

**Sutanto S. J., Wenninger J., Coenders-Gerrits A. M. J. et Uhlenbrook S., 2012.** Partitioning of evaporation into transpiration, soil evaporation and interception: a comparison between isotope measurements and a HYDRUS-1D model, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16, 2605-2616, doi:10.5194/hess-16-2605-2012.

T.

**Taconet O. et Ciarletti, V., 2007.** Estimating soil roughness indices on a ridge-and-furrow surface using stereo photogrammetry. *Soil and Tillage Research*, 93(1), 64-76.

**Thoma D.P., Moran M.S., Bryant R., Rahman M. et Holifield-Collins C.D., 2006.** Comparaison of four models to determine surface soil moisture from C-band radar imagery in a sparsely vegetated semiarid landscape. *Water Resources research*: 42 pp 1-12.

**Tourino Soto I. (2005).** Mise en relation de la cartographie du rendement avec la distribution spatiale de l'état de surface du sol observée par télédétection : application dans un contexte d'agriculture de précision. Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, France, 250p.

**Tran X.T. (2010).** Estimation de l'état hydrique des sols en Afrique de l'Ouest par télédétection spatiale. Thèse de Doctorat de l'Université de Grenoble, France. 218 p.

**U.**

**Ulaby F.T., Batlivala P.P. et 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), pp: 286-295.

**Ulaby F.T., Moore R.K. et Fung A. K., 1982.** *Microwave Remote Sensing, Active and Passive: Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission Theory, Volume II.* Addison-Wesley Publishing company, Reading, MA, 634p.

**Ulaby F.T., Moore R.K. et Fung A. K., 1986.** *Microwave remote sensing, active and passive: from theory to applications.* Artech House, Norwood, MA, vol 3, 1065-2162p.

**V.**

**Verhoest N. E., Lievens H., Wagner W., Álvarez-Mozos J., Moran M. S. et Mattia, F., 2008.** On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture radar. *Sensors*, 8(7), 4213-4248.

**W.**

**Wagner W., Blöschl G., Pampaloni, P., Calvet, J. C., Bizzarri, B., Wigneron, J. P., & Kerr, Y., 2007.** Operational readiness of microwave remote sensing of soil moisture for hydrologic applications. *Hydrology Research*, 38(1), 1-20.

**Wagner W., Lemoine G. et Rott H., 1999.** A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 70, pp. 191-207.

**Weisse A., Oudin L. et 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.* 16/2, 173-197.

**Z.**

**Zhang X., Chen B., Fan H., Huang J. et Zhao H. 2015.** The Potential Use of Multi-Band SAR Data for Soil Moisture Retrieval over Bare Agricultural Areas: Hebei, China. *Remote Sensing*, 8(1), 7.1-14.

**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. et Dechambre M. 2003.** A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data. *Remote Sensing of Environment*, 84(1), 42-52.

**Zribi M., Baghdadi N., Guérin C. 2006.** Analysis of surface roughness heterogeneity and scattering behavior for radar measurements. *IEEE transactions on geosciences and remote sensing*, 44(9) : pp 2438-2444.

**Zribi M., Baghdadi N., Holah N. et Fafin O., 2005.** New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion. *Remote Sensing of Environment*: 96, 485-496.

**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., Taconet O., Ciarletti V. et Vidal-Madjar D., 2002.** Effect of row structures on radar microwave measurements over soil surface. *Int. J. Remote Sens.*, 23, 5211-5224.

**Zribi M., Gorrab A., Baghdadi N., Lili-Chabaane, Z. et Mougenot, B. 2014a.** Influence of radar frequency on the relationship between bare surface soil moisture vertical profile and radar backscatter. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(14), 848-852.

**Zribi M., Kotti F., Lili-Chabaane Z., Baghdadi N., Ben Issa N., Amri R., Duchemin B., Chehbouni A., 2012.** Soil Texture Estimation Over a Semi-arid Area Using TerraSAR-X Radar Data: *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, vol.9 (3), pp: 353-357.

**Zribi M., Le Morvan A., Dechambre, M., et Baghdadi, N., 2010a.** Numerical backscattering analysis for rough surfaces including a cloddy structure. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(5), 2367-2374. DOI: [10.1109/TGRS.2009.2038710](https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2038710)

**Zribi M., Le Morvan A., et Baghdadi N., 2008.** Dielectric constant modelling with soil-air composition and its effect on SAR radar signal backscattered over soil surface. *Sensors*, 8(11), 6810-6824.

**Zribi M., Paris Anguela T., Duchemin B., Lili-Chabaane Z., Wagner W., Hasenauer S., et Chehbouni A., 2010b.** Relationship between soil moisture and vegetation in the Kairouan plain region of Tunisia using low spatial resolution satellite data. *Water Resources Research*, 46(6).

**Zribi M., Saux-Picart S., André C., Descroix L., Otlé O., Kallel A., 2007.** Soil moisture mapping based on ARSAR/ENVISAT radar data over a sahelian region, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28 (16).pp 3547-3565.

### Références électroniques

**Touré M. et Karambiri H., 2004.** Erosion hydrique [In 15-01-2016]. Disponible à l'adresse: <http://www.bf.refer.org/touere/pageweb/erohydry.htm> (1)>

**ERE, BEI, 2012.** Energies Renouvelables et Environnement, Bureau d'Etudes Industrielles [In25-01-2016]. Disponible à l'adresse:<http://hmf.enseeiht.fr/travaux/bei/beiere/content/2012-g05/presentation-du-modele-swat> (2)

**NEST-next ESA SAR Toolbox, 2013.** User Manual, Version 5.1  
Disponible à l'adresse: <https://earth.esa.int/web/nest/home/>(3)

**Airbus Defence and Space, 2014.** TerraSAR-X Image Product Guide, Disponible à l'adresse: [http://www2.geo-airbusds.com/files/pmedia/public/r459\\_9\\_201408\\_tsxx-itd-ma-0009\\_tsx-productguide\\_i2.00.pdf](http://www2.geo-airbusds.com/files/pmedia/public/r459_9_201408_tsxx-itd-ma-0009_tsx-productguide_i2.00.pdf) (4)

**ASI: Agenzia Spaziale Italiana/Italian Space Agency, 2007.** COSMO-SkyMed Mission COSMO SkyMed SAR PRODUCTS HANDBOOK, Disponible à l'adresse: <http://www.cosmo-skymed.it/docs/ASI-CSM-ENG-RS-092-A-CSKSARProductsHandbook.pdf> (5)

**CCT, Centre Canadien de Télédétection, 2015.**  
Disponible à l'adresse: [http://www.CCT\\_info\\_radar.htm](http://www.CCT_info_radar.htm) (6)

### **Liste des publications**

#### **Article 1 (Chapitre III)**

Zribi M., Gorrab A., Baghdadi N. A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil. *Remote Sensing of Environment*. 2014, 152, 62-73.

#### **Article 2 (Chapitre IV)**

Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N., Mougenot B., Lili-Chabaane Z., 2015. Potential of X-band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR data for the assessment of physical soil parameters. *Remote Sensing*. 7, 747-766.

#### **Article 3 (Chapitre V)**

Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N., Mougenot B., Fanise P., and Lili-Chabaane Z., 2015. Retrieval of Both Soil Moisture and Texture Using TerraSAR-X Images. *Remote Sensing*, 7(8), 10098-10116.

#### **Article 4 (Chapitre VI )**

Gorrab A., Simmonneaux V., Zribi M., Saadi S., Baghdadi N., Lili-Chabaane Z., Fanise P. Bare Soil HYdrological Balance Model "MHYSAN": Calibration and Validation Using SAR Moisture Products and Continuous Thetaprobe Network Measurements over bare agricultural soils (Tunisia). Submitted in *Journal of Arid Environments*.

### **Liste des participations à des colloques**

♣ Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N., Lili Chabaane Z., 2015. Mapping of bare soil surface parameters from TerraSAR-X radar images over a semi-arid region, Oral Communication, SPIE Remote Sensing Conference. 21-24 Septembre 2015 Toulouse, France.

♣ A. Gorrab, M. Zribi, N. Baghdadi, Z. Lili-Chabaane. Bare soil moisture retrieval from multitemporal X-band TerraSAR-X SAR images. IGARSS 2015, Jul 2015, Milan, Italy. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International, 4 p., 2015

♣ Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N. and Lili Chabaane Z., 2015. Surface soil moisture retrieval over a Mediterranean semi-arid region using X-band TerraSAR-X SAR data, Poster, EGU European General Assembly 2015. Vienna, Austria, 12-17th April 2015.

♣ Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N., Lili-Chabaane Z., Mougenot B. 2015. Analyse des sensibilités des mesures radar bande-X aux paramètres des surfaces de sols nus, Communication orale, Colloque : Réseau Télédétection, XIII<sup>è</sup> Journées Scientifiques, 17-19 février 2015, Dakar, Sénégal.

- ♣ Gorrab A. Zribi M., Baghdadi N., Mougenot B., Lili-Chabaane Z. 2014. Potential of X-band SAR data from TerraSAR-X and COSMO-SkyMed sensors to retrieve physical soil properties, 4th international symposium-Recent Advances in Quantitative Remote Sensing “RAQRS'IV”, Sep. 22-26, 2014, Torrent, Spain.
- ♣ Zribi M., Gorrab A., Baghdadi N., 2014. Roughness and vertical moisture heterogeneities introduction to improve soil moisture estimation with radar remote sensing,4th international symposium- Recent Advances in Quantitative Remote Sensing “RAQRS'IV”, Sep. 22-26, 2014, Torrent, Spain.
- ♣ Zribi M., Kotti F., Gorrab A., Amri R., Baghdadi N., Mougenot B., L. Chabaane Z., Boulet G. 2014. Operational soil moisture mapping using multitemporal ASAR/Wide Swath ENVISAT data., 4th international symposium-Recent Advances in Quantitative Remote Sensing “RAQRS'IV”, Sep. 22-26, 2014, Torrent, Spain.
- ♣ Gorrab A.Zribi M., Baghdadi N., Mougenot B., Lili-Chabaane Z., 2014. X-band TERRASAR-X and COSMO-SKYMED SAR data for bare soil parameters estimation. Poster presentation. IGARSS 2014/35th CSRS. Quebec, Canada, July 13-18 2014.
- ♣ Zribi M., Gorrab A., Baghdadi N. A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil. IGARSS 2014/35th CSRS. Quebec, Canada, July 13-18 2014.
- ♣ Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N., Lili-Chabaane Z., Mougenot B. 2014. Multi-frequency analysis of soil moisture vertical heterogeneity effect on radar backscatter. Oral communication. 1st International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing - ATSIP'2014. Sousse, Tunisia March 17-19, 2014.
- ♣ Zribi M., Gorrab A., Baghdadi N., Lili-Chabaane Z., Mougenot B., 2013. Influence of radar frequency on the relationship between bare surface soil moisture vertical profile and radar backscatter. Poster Presentation. Geophysical Research Abstracts.Vol. 15, EGU2013-11104, EGU European General Assembly 2013. Vienna, Austria, 12-14 April 2013.
- ♣ Zribi M., Kotti F., Gorrab A., Lili-Chabaane Z., Chahbi A.and .Baghdadi N., 2013. Soil texture estimation using TerraSAR X-band SAR, 5thTerraSAR-X / 4thTanDEM-X Science Team Meeting. Oberpfaffenhofen, German Aerospace Center (DLR), 10 -12 June 2013.