L'APPROCHE DETECTION DES CHANGEMENTS POUR ESTIMER L'HUMIDITE DU SOL EN MILIEU SEMI-ARIDE A PARTIR DES IMAGES ASAR

CAS DES HAUTES PLAINES DE L'EST DE L'ALGERIE

Mokhtar Guerfi¹, Atef Alaadine Amriche²

1 : Laboratoire des écosystèmes littoraux, ENSSMAL, BP 19 Campus universitaire, Dély Brahim, Alger, Algérie

sguerfi@yahoo.fr

2 : Ecole Nationale Supérieure Agronomique (ENSA), Avenue Hassan Badi- El-Harrach, Alger, Algérie.

Résumé

C'est avec la télédétection radar que les résultats les plus prometteurs pour estimer et cartographier l'humidité du sol ont été obtenus. Les travaux de ces dernières années ont donné lieu à de nombreuses approches et algorithmes. Dans ce papier, nous évaluons l'approche détection des changements, qui offre le potentiel d'une utilisation opérationnelle, qui est moins complexe, minimise le rôle de la rugosité de surface et de la végétation. Quatre images du capteur ASAR/ENVISAT avec la même configuration ont été acquises, sur un secteur des hautes plaines semi-arides de l'Est de l'Algérie ; 67 échantillons sont prélevés à chaque passage du satellite sur cinq parcelles test et l'humidité mesurée.

L'étude des régressions linéaires associée à l'approche détection du changement a permis l'expression du coefficient de rétrodiffusion comme fonction de l'humidité volumique du sol ($\sigma = a^*\theta + b$). Les coefficients "**a**" et "**b**" de l'équation diffèrent d'un site à l'autre et d'une saison à l'autre. Cette différence est due aux variations saisonnières de la rugosité et du couvert végétal. La comparaison entre l'humidité de surface mesurée et celle estimée montre la pertinence des modèles d'inversion utilisés, avec une erreur moyenne de plus ou moins 4%. Finalement, une carte de la distribution de l'humidité de surface de la région a été obtenue à partir des images acquises.

Mots-clés : Humidité du sol, semi-aride, télédétection, hyperfréquences, détection des changements, ASAR.

Abstract

It is with remote sensing techniques, particularly in the microwave domain where the most promising results for estimating and mapping soil moisture were achieved. Research during the last decade resulted in a multitude of models and algorithms relating satellite based images of SAR backscatter to surface soil moisture. In this paper, we evaluate the change detection approach which offers the potential for an operational use, is less complex and reduces the role of roughness and vegetation. Four ASAR/ENVISAT images, with the same sensor configuration were acquired over a semi arid region in North East Algeria along with 67 samples at each satellite overpass. The goal of this operation is to create a moisture inversion model from the radar backscatter coefficient, and to use this model to create soil moisture spatial distribution maps.

The study of linear regressions along with the change detection approach allowed the expression of the backscattering coefficient as a function of volumetric soil moisture ($\sigma 0 = a^* \theta + b$). The coefficients "**a**" and "**b**" of the equation slightly differ from one site to another and from season to season. This difference is due to change in the surface roughness and vegetation biomass variations. The study confirms the correspondence between the volumetric near surface SM and the radar backscattering coefficient for all the test fields. The comparison between measured and estimated SM proves the accuracy of the inversion models used, with a mean average error of less than 4%. At the end, high resolution maps of soil moisture distribution were obtained from the acquired radar images.

Keywords: Soil moisture, semi arid region, remote sensing, microwave, change detection, ASAR.

1. Introduction

La maitrise de l'évolution spatiale et temporelle de l'humidité du sol est un paramètre clé pour détecter le stress hydrique et apporter le complément d'irrigation indispensable à l'amélioration des rendements céréaliers dans les hautes plaines semi-arides du Nord de l'Algérie. Ces régions abritent 80% des surfaces céréalières et 75% de la production (Kribaa, 2003). On note à ce propos qu'en "dehors de l'irrigation d'appoint et de l'extension des surfaces pour augmenter la production, les alternatives sont peu nombreuses, et se limitent à l'adoption d'un itinéraire technique le plus adéquat possible, axé surtout sur la gestion de l'humidité du sol" (Chenaffi et al., 2011).

La mesure de l'humidité de surface in situ et à grande échelle a connu durant la dernière décennie l'émergence de nouvelles techniques qui vont transformer la mesure de ce paramètre, et accélérer le déploiement de réseaux nationaux et même régionaux de mesures de l'humidité. Parmi ces techniques, il y a celles basées sur les rayons cosmiques (COsmic-ray Soil Moisture Observing System (COSMOS), d'autres utilisent le système de positionnement global (GPS), ou les réseaux de mesures de la température basés sur la fibre optique DTS (Distributed Temperature Sensing) (Oschsner et al., 2013). Cependant, c'est avec la télédétection satellitaire, en particulier dans le domaine des hyperfréquences actives (Wagner et al., 2000; Liebe et al., 2009, Baghdadi et al., 2012), et avec la technique des radars à synthèse d'ouverture (RSO) que les meilleurs résultats ont été obtenus (Moran et al. 2004, Zribi et al. 2011). Des missions spatiales lui sont dédiées, comme SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) de l'ESA, ou le Soil Moisture Active Passive Mission (SMAP) de la NASA, programmé pour lancement en janvier 2015, avec pour objectif la production de cartes de l'humidité du sol à haute résolution spatiale combinant des mesures en bande L (f ~ 1 - 2 GHz, λ ~ 30 - 15 cm)dans le domaine actif et passif (Piles et al., 2009; Ochsner et al., 2013).

Comme le signal radar est influencé à la fois par la surface du sol (humidité de surface, rugosité et couvert végétal) et par la configuration du radar (fréquence, polarisation, angle d'incidence), de nombreux modèles et algorithmes ont été développés durant la dernière décennie pour l'estimation de l'humidité du sol à l'aide des images RSO (Dissanka et al., 2010; Ahmed et al., 2011). Parmi les approches présentant un intérêt particulier pour le milieu semi-aride, il y a les approches semi empiriques, la détection du changement, la fusion des données, et les modèles basés sur la rétrodiffusion du signal radar (Moran et al., 2004; Hossain and Eason, 2009). Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé la méthode de détection des changements, qui présente un potentiel pour une utilisation opérationnelle (Engman, 1994; Moran et al., 2004 Hossain et al., 2009 ; Dissanka et al., 2010 ; Zribi et al., 2014), elle est plus simple à mettre en œuvre que le modèle de transfert radiatif et peut être inversé analytiquement (ESA, 2013).

De nombreux travaux d'évaluation de l'approche ont été réalisés avec des données provenant de différents capteurs RSO, comme les images ERS 1 et 2 (Wagner et al., 1999), ASCAT (Bartalis et al., 2007; Naeimi et al., 2008), et RADARSAT (Wickel et al., 2001), de fortes corrélations entre le coefficient de rétrodiffusion et l'humidité de surface ont été trouvées. Des variantes de l'approche détection des changements ont été proposées (Lu and Meyer 2002), d'autres l'ont utilisé pour corriger l'effet de la rugosité de surface (Wang et al., 2004 ; Pathe et al., 2009 ; Zribi et al., 2011 ; 2014). Les résultats du travail présenté dans ce papier tentent de valider l'approche détection des changements sur un secteur des hautes plaines semi-arides de la région de Sétif, dans le Nord Est de l'Algérie (Figure 1), en établissant le lien entre le coefficient de rétrodiffusion radar et les mesures in situ de l'humidité du sol en surface à travers les tests statistiques. Le but ultime est de produire des cartes régionales de l'humidité du sol.

Une série multi-temporelle de quatre images du capteur ASAR/ENVISAT avec la même configuration a été acquise, deux en saison humide et deux en saison sèche, 67 échantillons sont prélevés sur les cinq parcelles test à chaque passage du satellite pour calibrer le modèle. Le milieu semi-aride se caractérise par un couvert végétal épars, l'influence de celle-ci sur la relation linéaire entre le signal radar rétrodiffusé et l'humidité de surface est négligeable et peut être ignorée (Lin et Wood, 1993 ; Thomas et al., 2004 ; Pils et al., 2009). L'effet de la rugosité a été normalisé par la différence entre l'image d'une saison humide et celle d'une image de référence de l'état sec du sol, dans ce cas il s'agit de l'image du mois de juin ($\sigma^0_{humide} - \sigma^0_{sec}$). L'étude des régressions linéaires associée à l'approche de détection des changements a permis d'exprimer la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et l'humidité volumique en surface sous forme d'une équation « $\sigma^0 =$ a* θ + b ». Les constantes **a** et **b** de l'équation sont spécifiques à chaque site, car elles tiennent compte de l'effet local de la rugosité de surface et de la biomasse végétal. Les corrélations les plus significatives et les plus représentatives (**r** = 0,77) ont été obtenues en regroupant les échantillons par saison, en particulier sur sol cultivé et non irrigué. Enfin, le modèle d'inversion a été utilisé pour générer des cartes de distribution spatiale de l'humidité du sol en surface.

2. Présentation de la zone d'étude

La zone d'étude est située dans la région des hautes plaines sétifiennes dans le Nord Est algérien, entre 35,6° et 36,6° de latitude Nord et 4,8° et 6,1° de longitude Est. C'est une région de hautes terres, qui présente plusieurs discontinuités géographiques, et où trois zones se distinguent (Figure 1). Au nord, la zone montagneuse, avec des massifs qui culminent à 2000m, au centre, les hautes plaines, avec une topographie ondulée et des altitudes comprises entre 800 et 1300 m, et au sud la zone de dépression, marquée par un relief plat ou l'altitude ne dépasse pas 900m, avec la présence de dépressions salines (Chotts). Cette structure du relief a des conséquences sur le climat, les sols, et l'hydrologie de surface.



Figure 1 : Localisation de la région, de la zone d'étude (encadrée) et vue d'ensemble de la zone d'échantillonnage.

La région se caractérise par un climat continental semiaride, avec des étés chauds et secs et des hivers froids (Figure 2). Les précipitations sont faibles avec une forte variabilité spatiotemporelle du nord au sud, conséquences, les cours d'eau sont en crue en hiver et à sec en été. Au nord, les sols se sont développés sur des alluvions. Ils sont profonds avec des teneurs élevées en argile (30 à 42%) (Ouamer, 2007). Les calcisols représentent la majeure partie des sols des hautes plaines au centre (Kribaa, 2003). Ces sols se sont développés sur alluvions, sur colluvions ou sur marnes. Ils sont carbonatés. Dans la partie sud, les sols sont moins profonds à cause de la présence d'une accumulation calcaire endurée (croute, dalle) proche de la surface. La céréaliculture pluviale reste la principale activité agricole de la région.

3. Les données de terrain utilisées

3.1. Données climatiques

Les données climatiques ont été collectées à la station de "Ain Sfia", durant la période de suivi (mars à juin) ; elles ont permis de comprendre l'état d'humidité du sol durant les périodes d'échantillonnage. La figure 2 montre un bilan hydrique positif pour les sols des parcelles étudiées durant la première période d'échantillonnage (mars), 7 et 5 mm de précipitations enregistrées, l'évaporation est comprise entre 1 et 4mm, l'humidité relative entre 55% et 80% . Durant le deuxième prélèvement aussi (avril). Par contre le bilan hydrique des mois de mai et juin était négatif et l'ensemble des sols des parcelles étudiées était sec en surface.



Figure 2 : Représentation graphique des précipitations, de l'évaporation et de l'humidité relative dans la région de Sétif pendant la période de suivi (Station climatique Ain Sfia : 36°10'39,54" Nord et 5°23'48" Est). Les flèches indiquent les dates d'échantillonnage.

3.2. Les parcelles test choisies

Les prélèvements pour l'estimation de l'humidité de surface du sol ont été effectués sur cinq parcelles test et choisies parce qu'elles représentent les principaux types de sols de la région (Ouamer 2007 ; Saoud, 2009). Il s'agit d'un sol nu, de deux parcelles cultivées en céréaliculture pluviale (Figures 3 et 4), et de deux autres cultivées en irrigué (culture herbacée) qui ont été suivies uniquement durant les mois de mai et juin.



Figure 3 : Vue du site 1, sol nu.



Figure 4 : Aspect de surface du site 3 (sol cultivé non irrigué).

	-						
Site	Coordonnées	Nombre	Description				
		d'échantillons					
	36° 4' 39" N		Sol très riche en calcaire, une importante charge caillouteuse,				
	5° 10' 27" F		la taille des éléments grossiers varie du mm au cm. Sol nu,				
N°1	5 19 27 E	16	non travaillé et non cultivé.				
			Sol formé sur une terrasse alluviale, lourd, non calcaire, ne				
	36° 4' 29" N	9	contenant pas d'éléments grossiers. La parcelle est cultivée				
N°2	5° 18' 26" E		en blé dur non irrigué.				
			Sol très riche en calcaire, sa charge caillouteuse est modérée,				
	35° 56' 45" N		granulométrie movenne à fine. La parcelle est cultivée en blé				
N°3	5° 16' 48" E	14	non irrigué.				
			Le sol est de texture argileuse, avec une importante charge				
N°4	36° 3′ 57" N	16	caillouteuse. la taille des éléments grossiers est comprise				
	5° 20' 6" E	-	entre 0.3 à 5cm. Cultivé en irrigué (culture herbacée).				
N°5	36° 7' 30" N		Pas de calcaire ni d'éléments grossiers. La narcelle est				
			autica en bla dur inicial				
	5° 20' 48" E	12	cultivee en ble aur, irrigue.				

Tableau 1 : Nombre et description des échantillons.

3.3. Les prélèvements effectués

Deux types de prélèvement ont été effectués. Le premier, pour mesurer l'humidité du sol des cinq parcelles. Les prélèvements ont été effectués à l'heure de passage du satellite sur la zone (± 2 heures). Une zone représentative de chaque parcelle a fait l'objet d'un échantillonnage systématique avec un pas d'environ 25m (Figure 5). Au total 67 échantillons sont prélevés à chaque passage du satellite (Tableau 1). Les échantillons provenant des cinq premiers centimètres de surface ont été mis dans des boites métalliques. La méthode gravimétrique classique a été utilisée pour la mesure de l'humidité de ces échantillons. L'échantillonnage dans les parcelles irriguées (sites 4 et 5) n'a été fait que pour le mois de mai et juin correspondant à la période de l'irrigation. Le but est d'avoir une large gamme des valeurs de l'humidité de surface pour la même scène.

Le deuxième type de prélèvement pour déterminer les propriétés du sol en relation avec la rétention en eau, notamment l'analyse granulométrique, qui aide à interpréter les résultats de mesure de l'humidité par rapport à la texture du sol et donc à sa capacité de rétention. La densité apparente, pour transformer les valeurs de l'humidité pondérale en humidité volumique, paramètre indispensable pour les tests statistiques. Enfin, la mesure des humidités caractéristiques, qui présente un intérêt agronomique via la détermination de deux valeurs, le point de ressuyage ou capacité de rétention (CR) et le point de flétrissement permanent (pF). Quand on établit la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et l'humidité volumique du sol, il est intéressant d'expliquer la signification statistique par rapport à la capacité de rétention du sol

3.4. Caractéristiques des sols des parcelles test

La texture des sols des sites test équilibrée (sites 1 et 3) ou à tendance argileuse lourde. La proportion d'argile varie de 28 à 52%. La densité apparente varie de 1.23 à 1.41 et diffère d'un site à l'autre (Tableau 2). Par conséquent, la rétention de l'eau est importante pour l'ensemble des sols des cinq parcelles étudiées. La quantité d'eau liée non absorbable est assez importante, elle varie de 18% à 24% d'humidité pondérale.



Figure 5 : Localisation des parcelles 2 et 3 et pas d'échantillonnage.

3.5. L'humidité du sol

Les mesures de l'humidité volumique (θ %) de surface font ressortir le contraste entre deux groupes de sol. Le premier, constitué du sol nu (site 1), et des surfaces agricoles non irriguées (sites 2 et 3) ; le second, des surfaces cultivées en irrigué. Dans le premier groupe, les valeurs moyennes de l'humidité de surface varient de 17 à 33% en saison pluvieuse et de 3 à 14% en saison sèche. L'intervalle de variation ne dépasse guère 4%, alors que pour le deuxième groupe cet intervalle varie entre 10 et 15% (Tableau 3)

Site	Humidité volumique moyenne de surface θ %						
One	17mars	16avril	16mai	15juin			
Site-1	21,95	21,00	6,33	4,43			
Site-2	33,39	26,17	14,25	14,33			
Site-3	18,49	17,11	3,21	3,65			
Site-4	-	-	25,98	32,13			
Site-5	-	-	29,76	7,24			

 Tableau 3 : Humidité volumique moyenne mesurée par site.

	Pourcentage des particules		Classe	Da	Humidités caractéristiques				
	Argile	Limons	Sable	texturale		pF = 0	pF = 2,5	pF = 3	pF = 4,2
Site 1	28,17	34,33	35,80	Clay loam	1,28	59,71	25,77	23,04	19,73
Site 2	52,00	43,75	5,14	Silty clay	1,40	70,07	30,84	26,72	23,37
Site 3	30,00	31,00	39,29	Clay loam	1,23	56,65	25,27	22,67	17,82
Site 4	45,83	29,50	23,81	Clay	1,33	67,26	29,60	27,21	23,53
Site 5	49,75	39,75	8,61	Silty clay	1,41	70,85	30,91	25,37	22,56

Tableau 2 : Caractéristiques des sols des parcelles test.

Les valeurs moyennes les plus faibles de l'humidité volumique du sol en surface enregistrées sont celles du mois de juin pour les sites 1, 4 et 5 et celles du mois de mai pour les sites 2 et 3 (Tableau 3). Les valeurs de l'écart-type de ces mois sont utilisées dans l'application de l'approche détection des changements.

4. Les données satellitales utilisées et leur prétraitement

Quatre images à haute résolution spatiale couvrant la région d'étude ont été acquises à intervalle régulier du mois de mars à juin 2011 (17 mars, 16 avril, 16 mai et 15 juin) par le capteur ASAR du satellite ENVISAT,

Radar à synthèse d'ouverture (RSO), opérant dans la bande C (5,3 GHz)). La configuration du capteur étant un paramètre important pour l'étude de l'humidité du sol (Brynt et al., 2003 ; Dissanka et al., 2010), parmi les produits ASAR disponibles, les quatre images ont été acquises selon la configuration suivante : Un angle d'incidence compris entre 22° et 28° ; polarisation : *VV* ; résolution spatiale de 25 m (avec une taille du pixel de 12,5*12,5m) ; l'heure de passage du satellite est 09:49:10 GMT, en orbite descendante. Le niveau de prétraitement des images est le 1P, image géocodée, c'est-à-dire corrigées avec les meilleures corrections disponibles de l'instrument et géoréferencées.

Pour rendre les images ASAR utilisables pour l'analyse, les données brutes, sous formes de valeurs numériques sont passées par une série d'opérations de prétraitement, à l'aide de l'utilitaire "BEST (Basic ERS/Envisat SAR Toolbox)", mis à la disposition des utilisateurs par l'agence spatiale européenne (ESA). Les quatre images acquises dans le cadre de cette étude ayant un niveau de prétraitement 1P, image géocodée, c'est-à-dire corrigée avec les meilleures de l'instrument corrections disponibles et géoréferencées. Les principales étapes de prétraitement dans ce cas ont été le calibrage, pour effectuer les analyses multi-temporelles (Baghdadi et al., 2008 ; Zribi et al., 2014) indispensable à la mise en œuvre de la démarche détection des changements et le filtrage.

4.1. Calibration des données

Cette opération a pour but de calculer le coefficient de rétrodiffusion (σ^0) à partir des valeurs numériques (CN) et des paramètres de la configuration du capteur (angle d'incidence, fréquence et polarisation). Tel que décrit par (Rosich and Meadozsn, 2004), l'outil calibration de Best permet de convertir une image puissance en une image de rétrodiffusion avec corrections radiométriques des effets de l'angle d'incidence, de la constante de calibration absolue, du diagramme de l'antenne et de la perte de large diffusion. La relation entre les valeurs des pixels de l'image (CN), la luminosité radar (β^0) et le coefficient de rétrodiffusion radar (σ^0) peut être écrite comme suit :

$$CN^{2} = constant * \beta^{0} = \frac{\sigma^{0}}{sin(\alpha)} = constant(\alpha) * \sigma^{0}$$
 (1)

De cette relation est extraite la formule suivante :

$$\sigma^{0}_{i,j} = \frac{CN^{2}i,j}{K}n(\alpha i,j)$$
 i=1...L, J...M (2)

Avec K, la constante de calibration absolue (fournie dans le fichier en-tête du produit) ; CN _{i,j}, la valeur d'intensité (ou puissance) du pixel de la ligne « i » et la colonne « j », $\sigma_{i,j}^{0}$, Sigma zéro de la ligne « i » et la colonne « j », $\sigma_{i,j}^{0}$, l'angle d'incidence local de la ligne « i » et la colonne « j », $\sigma_{i,j}^{0}$, l'angle d'incidence local de la ligne « i » et la colonne « j »; L,M, le nombres des lignes et de colonnes de l'image. Finalement, le coefficient de rétrodiffusion (σ^{0}) calculé par la formule (2) est converti en décibels (dB) selon la formule suivante :

$$\sigma^{0} [dB] = 10 * \log_{10} (\sigma^{0})$$
(3)

4.2. Le filtre de chatoiement

Le filtre de chatoiement permet de supprimer le bruit sur les images radar, cependant, la résolution spatiale des images filtrées se dégrade d'autant plus que la taille de la fenêtre du filtre est grande (Thoma et al., 2008). Pour choisir la taille optimale de la fenêtre mobile, qui n'altère pas la résolution spatiale de l'image, de nombreux opérateurs (filtres de chatoiement) ont été testés avec des fenêtres mobiles de différentes tailles (5*5, 7*7, 9*9, 11*11). Les résultats ont été comparés à l'image non filtrée pour déterminer le meilleur filtre pour la cartographie de l'humidité du sol. La figure 6 montre l'effet du filtre de Lee sur l'image radar. Pour préserver la résolution, nous avons retenu la fenêtre mobile 5x5 pour filtrer l'image.

5. Méthodologie : la détection des changements de l'humidité du sol

L'approche détection des changements de l'humidité du sol a été choisie dans le cadre de cette étude parce qu'elle a le potentiel pour une utilisation opérationnelle (Moran et al., 2005; Hossain, 2009; Piles et al., 2009). Elle est d'un point de vue mathématique moins complexe que celle basée sur le modèle radiatif (ESA, 2014). Les conditions de sa mise en œuvre étaient réunies, une série d'images multitemporelles ave la même configuration du capteur (fréquence, angle d'incidence, polarisation); et pour calibrer le modèle, 67 échantillons sont prélevés à chaque passage du satellite sur les cinq parcelles test.

Pour estimer l'humidité de surface (θ) d'une seule configuration radar, il est nécessaire d'établir la relation entre le coefficient de rétrodiffusion σ^0 et l'humidité de surface seule (θ), sans avoir aucune connaissance de la rugosité de surface. Comme première approximation, le coefficient de rétrodiffusion radar (en dB) pourrait être exprimé comme suit (Baghdadi et al., 2011).

$\sigma^0_{dB} = a\theta + d$

Cette relation simplifiée ignore la rugosité de surface. Le coefficient **a** dépend de l'angle d'incidence et de la polarisation. Le coefficient **d** est contrôlé en premier par l'angle d'incidence, la polarisation et la rugosité de surface (pour une longueur d'onde donnée). Pour éliminer l'effet de la rugosité de surface, une image référence acquise en saison sèche peut être utilisée. Dans la série d'images acquises, les valeurs moyennes les plus faibles de l'humidité volumique du sol en surface enregistrées sont celles du mois de juin (sites 1, 4 et 5) et celles du mois de mai pour les sites 2 et 3. La différence entre une image acquise en saison pluvieuse (humidité du sol = θ) et l'image de référence ($\Delta \sigma^{\circ}$) peut être exprimée comme suit.

$$\Delta \sigma^0_{dB} \approx a' \theta$$

Il est ensuite possible de calculer les paramètres statistiques pour estimer l'erreur (Naeimi et al., 2008). Cette approche permet une estimation relative de l'humidité (Wagner et al., 2000 ; Moran et al., 2005 ; Zribi et al., 2014). Elle est basée sur le postulat que la variabilité temporelle de la rugosité (*R*) de la biomasse végétale (*V*) est généralement plus lente que celle de l'humidité de surface(θ), et donc, les changements qui affectent le coefficient de rétrodiffusion (σ^0) entre deux

dates résultent des changements de l'humidité de surface (θ), ainsi, on peut utiliser une série temporelle d'images RSO pour minimiser l'influence de *R* et *V*, et maximiser la sensibilité du coefficient de rétrodiffusion (σ^0) aux changements d'humidité du sol (θ).



(a) Image calibrée non filtrée

(b) Image calibrée filtre 5*5

(c) Image calibrée filtre 7*7



(d) image calibrée filtre 9*9

(e) image calibrée filtre 11*11

Figure 6 : Comparaison entre l'image calibrée non filtrée et les images calibrées filtrées (5*5, 7*7, 9*9 et 11*11pixels).

Globalement, les résultats obtenus dans les études de validation de cette approche ont montré que ces postulats sont en général bons (ESA, 2013). Les premiers algorithmes ont été développés par Wagner et al. (2000) pour utilisation avec les images du satellite européen ERS 1 et 2, puis l'approche a été adaptée avec succès aux données d'ASCAT (Advanced Scatterometer) du satellite METOP-A par Wickel et al. (2001); Bartalis et al. (2007); Naeimi et al. (2008) ont utilisé 10 scènes de RADARSAT corrigées et ont trouvé une très forte corrélation de r²=0.89 entre le coefficient de rétrodiffusion radar et l'humidité de surface. Lu et Meyer (2002) ont suggéré une approche de détection des changements avec des variations significatives. Ils ont incorporé de l'information sur l'intensité et la phase du signal radar pour réaliser une discrimination initiale des changements de l'humidité de surface et des changements de la rugosité de surface (Moran et al., 2004).

D'autres travaux, notamment ceux de Wang et al. (2004), Pathe et al. (2009) ; Zribi et al. (2011, 2014) ont utilisé l'approche de détection des changements pour la correction de l'effet de la rugosité de surface. La corrélation entre le coefficient de rétrodiffusion et l'humidité volumique du sol en surface (mesurée au laboratoire) était significative. Quant aux effets saisonniers de la végétation, une étude par Crow et al. (2010) a montré que le modèle de détection du changement est le mieux indiqué pour décrire la capacité d'estimation de l'humidité du sol sur une large gamme d'angle d'incidence.

6. Résultats et discussion

6.1. L'évolution temporelle du coefficient de rétrodiffusion

Pour comprendre la dynamique temporelle du coefficient de rétrodiffusion par rapport aux conditions du milieu (climat semi-aride) et aux pratiques agricoles, en particulier le travail du sol et l'irrigation, Les statistiques descriptives de chaque portion d'image ont été calculées, les histogrammes de fréquence des valeurs de σ^0 analysées dans chaque parcelle test.

Il en ressort que sur sol nu, le paramètre rugosité de surface, connait d'importants changements d'une saison à l'autre, et joue avec l'humidité du sol un rôle prépondérant dans la dynamique du coefficient de rétrodiffusion. Dans les sites 2 et 3 c'est la phénologie de la végétation, qui avec l'humidité de surface contrôlent la dynamique du coefficient de rétrodiffusion. Dans les sites 4 et 5, les valeurs de σ^0 sont contrôlées par la pratique de l'irrigation. L'approche détection des changements a été utilisée sur les portions d'image des sites 2 et 3 afin de corriger l'effet de la rugosité et du couvert végétal dans ces parcelles cultivées. Dans les sites irrigués 4 et 5, l'approche de détection des changements n'a pas pu être utilisée car nous n'avons pas de scène de référence représentant l'état sec du sol. L'image du mois de mai ou juin est prise pour référence de la saison sèche lors de l'utilisation de l'approche de détection des changements.

6.2. Estimation de l'humidité du sol en surface à partir des données ASAR d'ENVISAT

L'étude des régressions linéaires par site a permis de déterminer les corrélations significatives et représentatives des types de sol pour générer les modèles d'inversion qui tiennent compte des caractéristiques de chaque sol (rugosité, couvert végétale).

Etude statistique du comportement du coefficient de rétrodiffusion en fonction de l'humidité volumique

Sur **sol nu**, les régressions linéaires ont donné des corrélations significatives pour les scènes des mois de mars, avril et mai ("**r**" = 0,72, 0,75 et 0,62) ; cependant, les meilleures corrélations sont obtenues par une analyse des données par saison (saison humide/-sèche) (Tableau 4), parce que les variations de la rugosité de surface (R) et de la végétation (V) sont plus fortes. L'approche détection des changements n'a pas amélioré suffisamment les résultats sur ce site.

L'équation de la droite de tendance est de la forme « σ^0 = a*0 + b ». Les constantes "**a**" et "**b**" ont changé entre les deux graphes. Ces changements sont dus au fait que ces constantes tiennent compte de la différence, assez importante, de la rugosité de surface entre saison humide et saison sèche. Les corrélations du graphe (a) et (b) sont très hautement significatives et hautement significatives. Cependant, le nuage de points dans les deux cas n'est pas très bien aligné selon la droite de tendance.

Sur **une parcelle agricole cultivée en intensif** (sites 2 et 3) ; l'analyse statistique révèle une seule corrélation significative pour la scène du mois de mars du site 2, et deux pour le site 3 (mars et avril). L'utilisation de l'approche détection des changements a permis d'améliorer la relation entre le coefficient de rétrodiffusion radar et l'humidité volumique du sol en surface. Les images des mois de mars et avril ont donc été corrigées pixel par pixel de l'effet de la rugosité de surface et du couvert végétal. Une meilleure corrélation, plus représentative a été obtenue en regroupant les échantillons du mois de mars et ceux du mois d'avril, en utilisant l'approche de détection des changements (r = 0,77).



Figure 7 : Variation du coefficient de rétrodiffusion en fonction de l'humidité volumique du sol en surface et régression linéaire. (*a*) les échantillons du mois de mars et avril, (*b*) les échantillons du mois de mai.

Les corrélations de la figure 8 (a) et (b) sont très hautement significatives. Les nuages de points sont assez bien alignés selon la droite de tendance car l'humidité du sol est le principal facteur qui affecte le signal radar. Les coefficients "a" et "b" de l'équation de la droite de tendance sont spécifiques aux échantillons prélevés dans le site 3.

Cas de **la parcelle agricole cultivée en intensif et irriguée** (sites 4 et 5) ; une meilleure corrélation, plus représentative a été obtenue par le regroupement des échantillons 4 et 5 durant la période d'irrigation (Figure 9), parce qu'il y a des similitudes dans le couvert végétal et la pratique de l'irrigation dans les deux sites. Par ailleurs, le nombre plus important d'échantillons a permis de mieux calibrer les coefficients "**a**" et "**b**" de l'équation « $\sigma^0 = a^*\theta + b$ ».

Le coefficient de corrélation "**r**" de 41 échantillons représentés sur la figure ci-dessus est égal à 0,79.

Cette corrélation est très hautement significative. L'alignement du nuage de points sur la représentation graphique est bon. Par conséquent, le processus d'inversion de l'humidité du sol devra donner une estimation assez proche de la réalité.

	θ% Mars	0% A∨ril	θ% Mai	θ% Juin	Approche détection des changements				
r					Mars- Mai	Avril-Mai	Mars- Juin	Avril- Juin	
σ^0 (site 1)	0,719**	0,748**	0,618**	0,055	0,582 *	0,445	0,253	0,241	
	0,686***								
σ^0 (site 2)	0,670*	0,479	0,422	0,558	0,863**	0,766**	0,630*	0,167	
					0,765***				
π^0 (eite 0)	0 506*	0.647**	0 220	0.247	0,680**	0,664**	0,261	0,550*	
o (site 3)	0,596	0,047	0,339	0,247	0,810***				
σ^0 (site 4)			0,626**	0,779***					
σ^0 (site 5)			0,785***						
*Significative **Hautement significative ***Très hautement significative.									

Tableau 4 : Coefficient de corrélation « **r** » pour la relation : $\sigma^0 = f(\theta)$.



Figure 8: Variation du coefficient de rétrodiffusion normalisé (humide-sec) en fonction de l'humidité volumique du sol en surface et régression linéaire. (*a*) site 2, (*b*) site 3.

 $\sigma^{0} = f(\theta)$ $\sigma^{0} = f(\theta)$ $\sigma^{0} = 0.3509 \times -22,233$ R = 0.6162Humidité volumique θ (%)

Figure 9: Variation du coefficient de rétrodiffusion en fonction de l'humidité volumique du sol en surface et régression linéaire. Sites 4 et 5.

6.3. Estimation de l'humidité du sol en surface à partir du coefficient de rétrodiffusion

Après avoir étudié le comportement du coefficient de rétrodiffusion radar en fonction de l'humidité du sol en surface, nous avons procédé à l'inversion des valeurs de θ à partir des valeurs du coefficient de rétrodiffusion σ^{0} . Pour cela, nous avons créé des modèles d'inversion spécifiques à chaque site afin de tenir compte des conditions locales définies précédemment (rugosité de surface et biomasse végétale). Les estimations de l'humidité du sol en surface ont été obtenues par inversion de la relation entre le coefficient de rétrodiffusion radar et l'humidité volumique. Ensuite, la performance de l'inversion des valeurs de "0" a été évaluée pour établir la pertinence de l'approche. Pour cela, les mesures de l'humidité du sol en surface sur le terrain ont été comparées aux valeurs estimées à partir du signal radar. Trois paramètres statistiques ont été calculés : l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur relative absolue moyenne (MAPE) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE).

 $MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |Pi - Oi|$ $MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{|Pi - Oi|}{Pi}$

l'erreur relative absolue moyenne

l'erreur quadratique moyenne :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Pi - Oi)^2}$$

Où « P » représente la variable de terrain, « O » la variable estimée et N, le nombre d'échantillons. La MAE et la RMSE sont exprimées en pourcentage d'humidité alors que la MAPE est exprimée en pourcentage relatif à l'humidité mesurée sur le terrain. L'interprétation de ces critères d'erreur dépend de la série et de la qualité de prévision exigée. Dans le cas présent, une MAE et RMSE inférieures à 5% ou une MAPE inférieure à 10% semblent satisfaisants.

Les résultats du tableau 5 permettent de faire les observations suivantes; Sur sol nu, en saison humide, la corrélation entre le coefficient de rétrodiffusion radar et l'humidité volumique du sol en surface est statistiquement très hautement significative. Ce résultat corrobore ceux obtenu par Moeremans et Dautrebande (Moran et al., 2004; Baghdadi et al., 2007. Plus le nombre d'échantillons est grand, plus le modèle d'inversion est robuste, les coefficients de l'équation de la droite de tendance seront mieux calibrés aussi (Baghdadi et al., 2007). En saison sèche, une corrélation significative à été obtenue pour le mois de mai. Les coefficients de l'équation de la droite de tendance changent légèrement par rapport à ceux de la saison humide ; l'approche détection des changements n'a pas amélioré la corrélation obtenue car la rugosité de surface a changé considérablement entre la saison humide et la saison sèche.

La comparaison des valeurs de l'humidité du sol en surface mesurées à celles estimées a permis de calculer la MAE et la RMSE. Ces deux paramètres statistiques indiquent une erreur de moins de 2% lors de l'utilisation des modèles d'inversion. L'erreur relative absolue moyenne est de 6% en saison humide et de 14% en saison sèche. Globalement, les deux modèles générés, pour la saison humide et la saison sèche, sont adaptés pour la cartographie de l'humidité d'un sol nu.

Dans le cas d'une parcelle cultivée non irrigué ; l'approche détection des changements a permis de corriger l'effet de la rugosité et de la biomasse végétale, la scène du mois de juin a été utilisée pour représenter l'état sec du sol dans la relation $[(\sigma_{humide} - \sigma_{sec}) = f$ $(\theta_v)]$.Une corrélation très hautement significative entre le coefficient de rétrodiffusion radar normalisé et l'humidité volumique du sol en surface est obtenue. Ce résultat concorde avec ceux obtenus par (Moran et al., 1998 ; Bryant et al., 2003 ; Zribi et al., 2011 ; Zribi et al., 2014). Le processus d'inversion de l'humidité du sol à partir des données ASAR a donné de bons résultats. L'erreur absolue moyenne et l'erreur quadratique moyenne ne dépassent pas 3% ; l'erreur relative absolue moyenne est de 6%.

Dans le cas d'une parcelle cultivée et irriguée, en l'absence d'une scène de référence pour représenter l'état sec du sol, l'approche détection des changements n'a pas été utilisée. Cependant, une corrélation très hautement significative a été obtenue lors de la période d'irrigation. Malgré l'effet de la rugosité et de la biomasse végétal sur les images radar, des résultats satisfaisants ont été obtenus, car la gamme de variation des valeurs d'humidité était assez importante. Un maximum de 42% et un minimum de 19% d'humidité ont été enregistrés. L'inversion de l'humidité de surface a donné des résultats relativement bons. L'erreur absolue moyenne et l'erreur quadratique moyenne ne dépassent pas 4% alors que l'erreur relative absolue moyenne était de l'ordre de 9%. Ces valeurs sont acceptables pour la cartographie de l'humidité du sol à partir des images acquises.

			Modèle d'inversion	MAE	MAPE	RMSE
Site 1	Mars & Avril	$\sigma^0 = f(\theta)$	x = 1,147*y + 34,6	1,33	6,17	1,64
	Mai	$\sigma^0 = f(\theta)$	x = 0,634*y + 14,18	0,86	14,09	1,09
Site 2	Mars & Avril	Détection des changements $\Delta \sigma^0 = f(\theta)$	x = 1,905*y + 12,15	2,10	6,98	2,65
Site 3	Mars & Avril	Détection des changements $\Delta \sigma^0 = f(\theta)$	x = 0,433*y + 14,59	0,95	5,59	1,30
Site 4	Mai Juin	$\sigma^0 = f(\theta)$	x = 1,755*y + 50,17	2,65	9,25	3,21
Site 5	Mai					

Tableau 5 : Modèles d'inversions de l'humidité du sol en surface et estimation de l'erreur.

7. Cartographie de l'humidité du sol en surface à partir des images ASAR

Dans cette étape, nous avons utilisé les modèles d'inversion créés précédemment pour transformer les images RSO en cartes de la distribution spatiale de l'humidité du sol en surface. Ces modèles d'inversion, spécifiques à chaque site et durant une période donnée, ont été donc appliqués aux portions d'image correspondantes (Figure 10). Par la suite, nous avons utilisé l'outil de classification pour regrouper les pixels en intervalles définis des valeurs de l'humidité et produire une carte régionale de l'humidité de surface.

8. Conclusion

L'objectif de ce travail était de tester l'approche détection des changements, qui offre la possibilité d'une utilisation opérationnelle et l'avantage d'être moins complexe, pour la cartographie de l'humidité du sol en milieu semi-aride à partir d'images radar. Deux images ont été acquises en saison humide et deux autres en saison en sèche. Ces images ont été couplées aux données de terrain, constituées de parcelles regroupant les principaux types de sol de la région et divers types de couvert végétal. Lors du traitement et de l'analyse des données, il a été tenu compte des conditions du climat lors de la prise d'images, notamment des précipitations, sous forme d'averses parfois violentes, qui ont un effet marqué sur les sols nus, en particulier sur le paramètre rugosité de surface qui, sur sol nu, a changé entre deux dates successives de prise d'image. Ce changement affecte la radiométrie des images et élimine la possibilité d'utiliser l'approche de détection des changements sur les sols nus.

L'analyse des données de terrain a permis de caractériser les principales propriétés physiques des sols des parcelles étudiées, de mesurer et suivre l'humidité du sol en surface. Les valeurs moyennes de l'humidité sont relatives à la capacité de rétention de

chacun des sols étudiés et à la présence ou non de couvert végétal. Cet effet était d'autant plus visible en saison humide, ou nous avons enregistré 22% d'humidité dans un sol calcimagnésique nu, 34% dans un sol argileux cultivé en blé dur d'hiver et 19% dans un sol limoneux cultivé en blé dur de printemps.

Pour une analyse qualitative des images, nous avons eu recours au filtre de speckle (fenêtre mobile 5*5) qui permet de corriger l'effet de chatoiement et conserver la radiométrie des images. L'analyse des histogrammes de fréquence a permis de comprendre l'effet conjugué de l'humidité du sol et du couvert végétale dans chacune des parcelles tests.

L'étude du comportement du coefficient de rétrodiffusion en fonction de l'humidité du sol en surface a donné des corrélations significatives pour l'ensemble des parcelles test. Par ailleurs, l'utilisation de l'approche de détection des changements dans le cas d'un sol cultivé sans irrigation améliore considérablement les résultats obtenus. Le coefficient de corrélation devient dans tous les cas plus significatif. Ce résultat corrobore ceux obtenus par la même approche (Moran et al., 1998 ; Bryant et al., 2003 ; Zribi et al., 2011 ; 2014).

Le regroupement des échantillons prélevés dans des conditions identiques a permis d'améliorer les corrélations obtenues. Il est à noter que plus le nombre d'échantillons est important plus la corrélation est significative et plus les modèles d'inversions générés seront précis et représentatifs. Le test des modèles d'inversion crées nous révèle une erreur absolue moyenne inférieure à 4% dans tous les cas. Cette valeur est satisfaisante pour les besoins de la cartographie et de la gestion de l'eau d'irrigation. Pour valider le modèle proposé et réaliser des cartes régionales de l'humidité du sol, il serait intéressant de multiplier le nombre de sites représentatifs du domaine semi-aride en variant le type de sols, de relief, de couvert végétal, etc. Pour réaliser des cartes régionales de l'humidité du sol, il est souhaitable d'avoir recours à un réseau de stations de mesure de l'humidité pour valider ou améliorer les modèles proposés.



Figure 10 : Carte de la répartition de l'humidité de surface du mois d'avril par site et régionale, estimée à partir des données ASAR.

Références

Ahmad A., Zhang Y., and Nichols S., 2011. *Review* and evaluation of remote sensing methods for soil moisture estimation.SPIE Reviews. Vol. 2.

Baghdadi N., Cresson R., El Hajj M., Ludwig R., and La Jeunesse I., 2012. *Estimation of soil parameters over bare agriculture areas from C-band polarimetric SAR data using neural networks.* Hydrol. Earth Syst. Sci., 16: 1607–1621.

Baghdadi N., AbouChaaya J., and Zribi M., 2011. Semiempirical 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.

Bendahmane A., 2008. *Etude du niveau de dégradation structurale des sols des hautes plaines Sétifiennes*. Master Of Science Institut National Agronomique, Algers, Algeria, 62p.

Bindlish R., and Barros A.P., 2002. *Subpixel variability of remotely sensed soil moisture: An inter-comparison study of SAR and ESTAR.* IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40: 326-337.

Bryant R., Thoma D., Moran M.S., Holifield C., Goodrich D., Keefer T., Paige G., Williams D. and Skirvin S., 2003. *Evaluation of hyperspectral, infrared temperature and radar measurements for monitoring surface soil moisture*. In: First Interagency Conference on Research in the Watersheds, U.S. Department of Agriculture, Agricultural Research Service, p.p. 528-533.

Chenafi et al., 2011. Le Blé du (Triticum durum Desf.) sous l'effet des façons culturales en environnement semi-aride. Agriculture N° . 2 : 42-51.

Dissanska M., Paniconi C., and Bernier M., 2010. Étude du potentiel des données polarimétriques RADARSAT-2 pour le suivi de l'humidité du sol en milieu agricole (campagne 2008 sur la plaine Campidano, Sardaigne, Italie). Rapport technique no R-1194 / ESA-AO 537.

ESA., 2013. *Soil Moisture Retrieval from Active Microwave Sensors*: Algorithm Theoretical Baseline Document, Version 2.0. 61p.

Hossain A.K.M. and Easson G., 2009. *Microwave Remote Sensing of Soil Moisture in Semi-arid environment.* Geoscience and Remote Sensing, Pei-Gee Peter Ho Edition.

Kribaa M., 2003. Effet de la jachère sur les sols en céréaliculture pluviale dans les zones semi-arides méditerranéennes : Cas des hautes plaines sétifiennes en Algérie. (Impact des différentes techniques de travail de la jachère sur les caractéristiques structurales et hydrodynamiques du sol). PhD Thesis of INA El – Harrach, Algers, Algeria,121p.

Liebe J.R., van de Giesen N., Andreini M.S., Steenhuis T.S. and Walter M.T., 2009. *Suitability and limitations of ENVISAT ASAR for monitoring small reservoirs in semiarid area*. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing 47(5): 1536-1547.

Lu, Z., and Meyer D.J., 2002. Study of high SAR backscattering caused by an increase of soil moisture

over a sparsely vegetated area: Implications for characteristics of backscatter. International Journal of Remote Sensing 23: 1063-1074.

Moran S., Peters-Lidard C.D., Watts J.M. and McElroy S., 2004. *Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models*. Review; Canadian Journal of Remote Sensing, 30(5): 805–826.

Moran M.S., Hymer D.C., Qi J., Marsett R.C., Helfert M.K. and Sano E.E., 1998. *Soil moisture evaluation using radar and optical remote sensing in semiarid rangeland*. American Meteorological Society, Special Symposium on Hydrology, Phoenix, Arizona, 7p.

Ouamer-Ali A., 2007. *Etude de quelques propriétés des sols de la région de Sétif.* Master Of Science Institut National Agronomique, Algers, Algeria, 65p.

Piles, M., Entekhabi D., and Camps A., 2009. *A Change Detection Algorithm for Retrieving High-Resolution Soil Moisture From SMAP Radar and Radiometer Observations*. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 47: 4125-4131.

Rosich B. and Meadows P., 2004. *Absolute calibration of ASAR level 1 products generated with PF-ASAR*. Edition 1, Revision 5. Ed. European Space Agency ESRIN. 26p.

Saoud M., 2009. *Etude de la conductivité hydraulique des sols de la région de Sétif.* Master Of Science Institut National Agronomique, Algers, Algeria, 46p.

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., Bosch D.D., Starks P.J., and Peters-Lidard C.D., 2008. *Appropriate scale of soil moisture retrieval from high resolution radar imagery for bare and minimally vegetated soils*. Remote Sensing of Environment 112: 403-414.

Thoma D. P., Moran M. S., Bryant R., Rahman M., Holifield-Collins C. D., and Skirvin S., 2006. *Comparison of four models to determine surface soil moisture from C-band radar imagery in a sparsely vegetated semiarid landscape*. Water Resources Research, Vol 42.

Wagner W., and Scipal K., 2000. *Large-scale soil* moisture mapping in Western Africa using the ERS scatterometer. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing 38 : 1777-1782.

Wang, C., Qi J., Moran M.S., and Marsett R., 2003. *Soil moisture estimation in a semi-arid rangeland using ERS-2 and TM imagery*, Remote Sensing of Environment 90: 178-189.

Zribi M., F. Kotti, R. Amri, W. Wagner, M. Shabou, Z. Lili-Chabaane, and N. Baghdadi., 2014. *Soil moisture mapping in a semi-arid region, based on ASAR/Wide Swath satellite data*. Water Resources Research 1-13.

Zribi M., Chahbi A., Shabou M., Lili-Chabaane Z., Duchemin B., Baghdadi N., Amri R., and 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: 345-358.