

REMERCIEMENT

Les cinq années de thèse qui viennent de s'écouler furent riches en émotions et en moments forts. Je vais donc prendre le temps de manifester ma sympathie à tous ceux qui y ont participé de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail. En espérant n'oublier personne...

*Le travail de recherche présenté dans cette thèse de doctorat a été effectué à la Faculté des Sciences et Techniques (FST) de Béni Mellal, Université Sultan Moulay Slimane, au sein du laboratoire Géoresources et Environnement (GEORE), sous la direction du Professeur **Ahmed BARAKAT**. C'est grâce à eux que j'ai eu la chance d'effectuer un travail multidisciplinaire exaltant et enrichissant. J'ai bénéficié d'un contexte toujours favorable que ce soit professionnellement ou humainement. Que Mr Ahmed BARAKAT trouve ici l'expression de ma gratitude pour ces cinq agréables années, tant pour tout ce qu'il m'a appris que pour les moments de bonne humeur. Je le remercie du fond du cœur, aussi bien pour avoir dirigé mes travaux avec talent et compétence, que pour m'avoir accompagné amicalement et fraternellement dans ce cheminement. Je vous adresse un GRAND MERCI.*

*Un grand merci à **Mr Tarik BENABDELOUAHAB** chercheur à INRA " Institut National de la Recherche Agronomique " de Rabat, codirecteur de thèse, qui m'a proposé ce sujet de thèse. Je suis très heureux d'avoir eu l'honneur, la chance et le plaisir de travailler avec lui. Tout au long de 5 années de thèse, il m'a donné non seulement les conseils scientifiques, beaucoup d'encouragements, mais encore m'a fourni les meilleures conditions de travail. Grâce à lui, j'ai découvert plusieurs techniques de recherche, et acquis une méthode de travail rigoureuse.*

*Mes sincères remerciements sont adressés à Monsieur le **Doyen** de la Faculté des Sciences et Techniques (FST) de Béni Mellal, pour le grand intérêt qu'il accorde à la recherche scientifique.*

*Je tiens à remercier tout particulièrement **H. LIONBOUI**, chercheuse à l'Institut National de la Recherche Agronomique (INRA), **J. RAIS**, **R. SAJI**, **A. BOUDHAR**, et **M. EL BAGHDADI**, Professeurs à la FST de Béni Mellal, pour leurs soutiens constants, leurs encouragements et leurs conseils.*

*Un grand merci à toutes les personnes de l'administration que j'ai côtoyées durant ces années de thèse. En particulier, **M. ARIF** et **M. BADAI**. Je les remercie pour leur sympathie,*

leur soutien constant, leurs encouragements, leurs conseils et leurs gentillesse formidables.

Je n'oublie pas de remercier mes amis et collègues qui m'ont apporté beaucoup d'aide, merci pour leur soutien et les bons moments de détente et pour leur amour : Mohamed zaitouni, Rafyaa Mohamed, Redouane Bakhouche, Salah sektaoui, Jamal Serrar, Idriss Elhamdouni, Aafaf El Jazouli. Je leur adresse mes amitiés les plus sincères.

Enfin, j'adresse un remerciement spécial et j'exprime ma profonde reconnaissance à ma famille, en particulier mes chers parents qui me supportent toujours. Que Dieu les récompense.

AVANT-PROPOS

FICHE DE THÈSE

Auteur de la Thèse	KHELLOUK Rida
Email/site web	rkhellouk@gmail.com / https://www.researchgate.net/profile/Rida_Khellouk
Intitulé de la Thèse	Modélisation et suivi de l'humidité des sols agricoles par Télédétection Optique et Radar : Cas de la partie centrale de la région Béni Mellal-Khénifra, Maroc
Directeur de Thèse	Pr. Ahmed BARAKAT, PES, FST Béni Mellal
Co-encadrant :	Dr. Tarik BENABDELOUAHAB, INRA- Rabat
Lieu de réalisation du travail	Laboratoire de Géoresources et Environnement (GEORE), FST- Béni Mellal, B.P. 523, MAROC.

LISTE DES PUBLICATIONS

ARTICLES

1. **Khellouk, R.**, Barakat, A., Boudhar, A., Hadria, R., Lionboui, H., El Jazouli, A., Rais, J., El Baghdadi, M. & Benabdellouahab, T., 2020. Spatiotemporal monitoring of surface soil moisture using optical remote sensing data: A case study in a semi-arid area. *Journal of Spatial Science*, 65 (3), 481-499, doi: 10.1080/14498596.2018.1499559
2. **Khellouk, R.**, Barakat, A., Jazouli, A. E., Boudhar, A., Lionboui, H., Rais, J. & Benabdellouahab, T.. (2019). An integrated methodology for surface soil moisture estimating using remote sensing data approach. *Geocarto International*, 1-16, doi:10.1080/10106049.2019.1655797.
3. **Khellouk, R.**, Barakat, A., El Jazouli A., Lionboui, H. & Benabdellouahab, T. Assessment of Water Cloud Model based on SAR and optical satellite data for surface soil moisture retrievals over agricultural areas. *Eurasian Journal of Soil Science*. doi : 10.18393/ejss.926813.
4. Barakat, A., **Khellouk, R.**, & Touhami, F. (2021). Detection of urban LULC changes and its effect on soil organic carbon stocks: A case study of Béni Mellal City (Morocco). *Journal of Sedimentary Environments*, doi:10.1007/s43217-020-00047-y.
5. El Jazouli, A., Barakat, A., & **Khellouk, R.** (2020). Geotechnical studies for Landslide susceptibility in the high basin of the Oum Er Rbia River (Morocco). *Geology, Ecology, and Landscapes*, 1-8, doi:10.1080/24749508.2020.1743527.
6. Barakat, A., Ouargaf, Z., **Khellouk, R.**, El Jazouli, A. & Touhami, F., 2019. Land use/land cover change and environmental impact assessment in Béni-eMllal district (Morocco) using remote sensing and gis. *Earth Systems and Environment*, 3 (1), 113-125, doi: 10.1007/s41748-019-00088-y.
7. El Jazouli A, Barakat A, **Khellouk R** (2019a) GIS-multicriteria evaluation using AHP for landslide susceptibility mapping in Oum Er Rbia high basin (Morocco). *Geoenvironmental Disasters*, 6(1), 3, doi:10.1186/s40677-019-0119-7.
8. El Jazouli A, Barakat A, **Khellouk R**, Rais J, El Baghdadi M (2019b) Remote sensing and GIS techniques for prediction of land use land cover change effects on soil erosion in the high basin of

the Oum Er Rbia River (Morocco) Remote Sensing Applications: Society and Environment 13:361-374. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.12.004>

9. Barakat, A., **Khellouk, R.**, El Jazouli, A., Touhami, F. & Nadem, S., 2018. Monitoring of forest cover dynamics in eastern area of Béni-Mellal province using aster and sentinel-2a multispectral data. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 2 (3), 203-215. <https://doi.org/10.1080/24749508.2018.1452478>.
10. Ghita Elrhzaoui , Pradeep Kumar Divakar, Ana Crespo , Hikmat Tahiri , Fatima Ezzahra El Alaoui-Faris , **Rida Khellouk**. (2020). Spatial Mapping of Heavy Metals Using Lichen Bioaccumulation Capacity to Assess Air Contamination in Morocco. DOI: [10.21756/cab.v4i1.2](https://doi.org/10.21756/cab.v4i1.2)
11. Rachid Hadria, Loubna Elmansouri, Tarik Benabdelouahab, Hamza Ouatiki, Youssef Lebrini, Abdelaziz Htitiou, **Rida Khellouk**. (2019). Recours aux satellites pour appuyer le management de l'eau d'irrigation: Estimation des besoins en eau des agrumes par télédétection dans la Plaine de Triffa-Berkane (Maroc). *African Journal on Land Policy and Geospatial Sciences*, 2(2), 135-148.

COMMUNICATIONS

1. **Rida Khellouk**, Ahmed Barakat, Abdelghani Boudhar, Rachid Hadria, Hayat Lionboui, Aafaf El Jazouli, Jamila Rais, Mohamed El Baghdadi, Tarik Benabdelouahab. "Évaluation des indices spectraux dérivés de Landsat-8 pour l'estimation de l'humidité de surface du sol dans les régions semi-arides irriguées ". 1^{ère} édition du Colloque International des Jeunes Chercheurs (CIJC2017) sous le thème : "Promouvoir les Méthodes d'Innovation dans la Recherche Universitaire". Organisé les 18 et 19 décembre 2017 à la Faculté des Sciences-Tétouan, Maroc.
2. **Rida Khellouk**, Ahmed Barakat, Abdelghani Boudhar, Rachid Hadria, Hayat Lionboui, Aafaf El Jazouli, Jamila Rais, Mohamed El Baghdadi, Tarik Benabdelouahab. " La télédétection et la modélisation spatiale outils de gestion de l'humidité face aux changements climatiques ". 6^{ème} édition du Congrès International Eau, Déchets et Environnement (EDE6) sous le thème : « L'Afrique, Etat des lieux et perspectives d'avenir». Organisé les 12, 13 et 14 décembre 2017 à L'Université Sultan Moulay Slimane, Faculté des Sciences et Technique de Béni Mellal (FST-BM), Maroc.
3. **Rida Khellouk**, Ahmed Barakat, Abdelghani Boudhar, Rachid Hadria, Hayat Lionboui, Aafaf El Jazouli, Jamila Rais, Mohamed El Baghdadi, Tarik Benabdelouahab. " Utilisation de la télédétection optique pour l'estimation et le suivi spatio-temporel de l'humidité de surface du sol : cas de la plaine irriguée du Tadla (Maroc)." 7^{ème} Edition Congrès International : Eaux, Déchets et Environnement (EDE7).EST - Salé, Maroc, du 20 au 22 Novembre 2019.
4. Aafaf El Jazouli, Ahmed Barakat, **Rida Khellouk**, Jamila Rais, Mohamed El Baghdadi. Effects of land use changes on soil erosion in the upper watershed of Oum Er Rbia River (Morocco). 6^{ème} édition du Congrès International Eau, Déchets et Environnement (EDE6) sous le thème : « L'Afrique, Etat des lieux et perspectives d'avenir». Organisé les 12, 13 et 14 décembre 2017 à L'Université Sultan Moulay Slimane, Faculté des Sciences et Technique de Béni Mellal (FST-BM), Maroc.
5. Aafaf El Jazouli, Ahmed Barakat, **Rida Khellouk**, Jamila Rais, Mohamed El Baghdadi. Apport de la Télédétection et SIG dans la surveillance et prévision du changement de l'utilisation des terres / de la couverture terrestre Cas du haut bassin de l'Oum Rbia (Moyen Atlas, Maroc). 1^{ère} édition du Colloque International des Jeunes Chercheurs (CIJC2017) sous le thème : "Promouvoir les Méthodes d'Innovation dans la Recherche Universitaire". Organisé les 18 et 19 décembre 2017 à la Faculté des Sciences-Tétouan, Maroc.
6. **Rida Khellouk**, Ahmed Barakat, Aafaf El Jazouli, Jamila Rais, Mohamed El Baghdadi. Carrières de matériaux de la région Beni Mellal-Khénifra : Gestion et évaluation environnementale par les outils SIG. 1er Colloque International Climat, Eau et Société

(CES'2019) Sous le thème " Renforcement de la résilience des hydrosystèmes face aux changements globaux : de la mesure hydrologique aux modèles de gestion " Les 17 et 19 Avril 2019 Faculté des Lettres et des Sciences humaines Beni-Mellal, Maroc.

RAPPORT DE RECHERCHE

1. Rachid Hadria, Adil Salhi, Tarik Benabdelouahab, Loubna Elmansouri, Hayat Lionboui, Hamza Ouatiki, Youssef Lebrini, Abdelaziz Htitiou, **Rida Khellouk. 2019.** Evaluation of TRMM 3B42 V7 Rainfall Product over Morocco. In book: Recent advances in environmental Science from the Mediterranean region. Publisher: Springer - Advances in Science, Technology and Innovation (ASTI).

RÉSUMÉ

L'agriculture dépend de la quantité d'eau (humidité) dans le sol provenant des précipitations et/ou de l'irrigation. Dans les régions arides et semi-arides comme le Maroc, l'estimation de l'humidité de surface est particulièrement indispensable pour la bonne gestion des ressources agricoles et hydriques et l'amélioration des décisions d'irrigation. Les méthodes classiques de mesure de l'humidité in-situ sont de très haute précision, mais elles nécessitent beaucoup de temps et de moyens, surtout pour les grandes surfaces. Dans ce contexte, la télédétection par satellite offrant une très large couverture spatiale et temporelle constituerait un moyen efficace et moins onéreux permettant de collecter des informations sur l'humidité du sol.

Le présent travail de thèse combine les mesures directes de l'humidité du sol à l'utilisation de données de la télédétection optique et radar pour l'estimation, la modélisation et la cartographie de l'humidité de sols agricoles de la partie centrale de la région Béni Mellal-Khénifra. Plusieurs approches liées à la télédétection ont été développées et testées pour l'estimation de l'humidité du sol dans cette étude.

Dans un premier volet de ce travail, deux approches différentes basées sur des images optiques Landsat 8 et des données d'humidité mesurées ont été évaluées. La première approche visait à comparer et évaluer la capacité de trois indices spectraux (VSDI : *visible and short-wave infrared drought index*, SIWSI : *short-wave infrared water stress index*, et NMDI : *normalized multi-band drought index*) pour l'estimation et la surveillance de l'humidité de surface du sol. L'indice VSDI a montré une forte relation avec les données de terrain par rapport aux deux autres indices. La deuxième approche consistait à développer un nouveau modèle d'humidité de surface en utilisant une méthode de régression stepwise basée sur les bandes multispectrales du satellite Landsat 8. Les résultats ont montré que le modèle établi est fortement corrélé avec les mesures directes de l'humidité à tous les stades de croissance des cultures avec un R^2 de 0,87, 0,85 et 0,89, pour un sol nu, partiellement couvert et entièrement couvert par la végétation, respectivement. La comparaison entre ces approches témoigne de la performance du modèle développé pour l'estimation de l'humidité de surface du sol.

Le deuxième volet évaluait une nouvelle approche opérationnelle pour estimer l'humidité de surface du sol à partir des données du spectroradiomètre imageur à résolution moyenne (MODIS) en tenant compte de diverses variables environnementales telles que l'indice de végétation (NDVI), la température de surface du sol (T_s), l'évapotranspiration, les paramètres topographiques et la texture du sol. Un indice d'humidité du sol (SMI) dérivé de l'espace NDVI- T_s est combiné à toutes les autres variables, sur la base d'une régression multiple stepwise, pour développer un nouveau modèle. La performance de ce modèle a été évaluée à l'aide de données mesurées sur le terrain. La précision a été réalisée par la méthode de validation croisée, elle a montré un R^2 de 0,70, RMSE de 1,58% et un RMSE de 0,5%.

Dans un dernier volet, la synergie entre les données RADAR (SAR: *Synthetic-aperture radar*) Sentinel-1B et les données optiques Sentinel-2B a été utilisée et explorée afin d'évaluer le potentiel du modèle de nuage d'eau (WCM : *water cloud model*) pour la récupération de l'humidité de surface. La performance de ce modèle a été évaluée en utilisant la méthode de validation croisée k-fold. Les résultats obtenus ont montré une estimation satisfaisante de l'humidité de surface avec un R^2 de 0,65 et un RMSE de 1.45%.

Mots-clés : Télédétection, l'humidité du sol, indices spectraux, modèle de nuage d'eau (WCM), Landsat 8, Sentinel-1B, Sentinel-2B, produits MODIS.

ABSTRACT

Agriculture depends on the amount of water (moisture) in the soil from rainfall and / or irrigation. In arid and semi-arid regions such as Morocco, the estimation of surface soil moisture is particularly essential for the good management of agricultural and water resources and the improvement of irrigation decisions. The Conventional methods of measuring soil moisture are very high precision, but they require a lot of time and resources, especially for large surfaces. In contrast, remote sensing can provide information on soil moisture for large areas, and in a relatively short time. In this context, satellite remote sensing offering a very wide spatial and temporal coverage would constitute an efficient and less expensive means of collecting information on soil moisture.

This thesis work combines direct measurements of soil moisture with the use of optical and radar remote sensing data for the estimation, modeling and mapping of moisture in agricultural soils in the central part of the Beni Mellal-Khénifra region. Several approaches related to remote sensing were developed and tested for estimating soil moisture in this study.

Firstly, two different approaches based on Landsat 8 optical images and in-situ soil moisture measurement data were evaluated. The first approach aimed to compare and examined the potential of three spectral indices (VSDI: *visible and short-wave infrared drought index*, SIWSI: *short-wave infrared water stress index* et NMDI: *normalized multi-band drought index*) for the estimation and monitoring of surface soil moisture. The VSDI index showed a strong relationship with field data compared to the other two indices. The second approach was to develop a new surface soil moisture model using a stepwise regression method based on the multispectral bands of the Landsat 8 satellite. The results showed that the established model is strongly correlated with the in-situ measurements at all stages of crop growth with R^2 (coefficients of determination) of 0.87, 0.85 and 0.89, for bare soil, partially covered and fully covered by vegetation, respectively. By comparing these different approaches, it was possible to deduce that the model developed is a good indicator of the estimation of soil surface moisture, in order to provide operational monitoring and mapping of surface moisture conditions.

Secondly, a new operational approach for estimating surface soil moisture from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data by considering diverse environmental variables such as Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), land surface temperature (Ts), evapotranspiration, topographic parameters and soil texture. A soil moisture index (SMI) derived from NDVI-Ts space is combined with all other variables, based on a stepwise multiple regression, to develop a new surface soil moisture model. The performance of this model was assessed using field-measured data. The Accuracy was performed by the cross-validation method; it showed an R^2 of 0.70, RMSE of 1.58% and an RMSE of 0.5%.

In a final section, the synergy between Sentinel-1B Synthetic Aperture Radar (SAR: Synthetic-aperture radar) and Sentinel-2B optical data was used and explored to assess the potential of the water cloud model (WCM) for the recovery of surface moisture. The performance of this model was assessed using the k-fold cross-validation method. The results obtained showed a satisfactory estimate of the surface soil moisture with an R^2 of 0.65 and an RMSE of 1.45%.

Keywords: Remote sensing, soil moisture, spectral indices, water cloud model (WCM), Landsat 8, Sentinel-1B, Sentinel-2B, MODIS products.

ملخص

تعتمد الزراعة على كمية المياه (الرطوبة) في التربة من الأمطار و / أو الري. في المناطق القاحلة وشبه القاحلة مثل المغرب، يعد تقدير الرطوبة السطحية ضروريًا بشكل خاص للإدارة الجيدة للموارد الزراعية والمائية وتحسين قرارات الري. تتميز الطرق التقليدية لقياس الرطوبة في الموقع بدقة عالية جدًا، ولكنها تتطلب الكثير من الوقت والموارد، خاصة للمساحات الشاسعة. وفي هذا السياق، فإن الاستشعار عن بعد يوفر تغطية مكانية وزمنية واسعة للغاية من شأنه أن يشكل وسيلة فعالة وأقل تكلفة لجمع المعلومات عن رطوبة التربة.

تجمع هذه الدراسة بين القياسات المباشرة لرطوبة التربة مع استخدام بيانات الاستشعار البصري والرادار عن بعد لتقدير ونمذجة ورسم خرائط للرطوبة في التربة الزراعية في الجزء الأوسط من جهة بني ملال خنيفرة. تم تطوير واختبار العديد من الأساليب المتعلقة بالاستشعار عن بعد لتقدير رطوبة التربة في هذه الدراسة.

كخطوة أولى، تم تقييم طريقتين مختلفتين تعتمدان على الصور البصرية من لاندسات 8 وبيانات الرطوبة المقاسة في الموقع بهدف النهج الأول إلى مقارنة وتقييم قدرة ثلاثة مؤشرات طيفية: VSDI مؤشر الجفاف المرئي وقصير الموجة بالأشعة تحت الحمراء، SIWSI مؤشر إجهاد المياه بالأشعة تحت الحمراء قصير الموجة و NMDI مؤشر الجفاف متعدد النطاقات العادي لتقدير ورصد رطوبة سطح التربة. أظهر مؤشر VSDI علاقة قوية مع البيانات الميدانية مقارنة بالمؤشرين الآخرين. كان النهج الثاني هو تطوير نموذج جديد لرطوبة السطح باستخدام طريقة الانحدار التدريجي على أساس النطاقات متعددة الأطياف للساتل لاندسات 8. أوضحت النتائج أن النموذج المعتمد يرتبط ارتباطًا وثيقًا بقياسات الرطوبة في الموقع في جميع مراحل نمو المحصول مع R^2 (معاملات التحديد) تبلغ 0.87 و 0.85 و 0.89 من أجل التربة العارية، مغطاة جزئيًا ومغطاة بالكامل بالنباتات، على التوالي. من خلال مقارنة هذه الأساليب المختلفة، كان من الممكن استنتاج أن النموذج المطور هو مؤشر جيد لتقدير رطوبة سطح التربة، من أجل توفير المراقبة التشغيلية ورسم خرائط لظروف رطوبة السطح.

ثانيًا، نهج تشغيلي جديد لتقدير رطوبة سطح التربة من البيانات المأخوذة من مقياس طيف التصوير ذي الدقة المتوسطة (MODIS) مع مراعاة المتغيرات البيئية المختلفة مثل مؤشر الغطاء النباتي (NDVI) ودرجة الحرارة سطح التربة (Ts)، التبخر، المعلمات الطبوغرافية وقوام التربة. يتم دمج مؤشر رطوبة التربة (SMI) المشتق من فضاء NDVI-TS مع جميع المتغيرات الأخرى، بناءً على الانحدار التدريجي المتعدد، لتطوير نموذج جديد. تم تقييم أداء هذا النموذج باستخدام البيانات المقاسة ميدانيًا. تم تنفيذ الدقة بواسطة طريقة التحقق المتبادل؛ أظهر R^2 من 0.70، و RMSE 1.58% و RMSE 0.5%.

في الجزء الأخير، تم استخدام الدمج بين بيانات Sentinel-1B RADAR والبيانات البصرية Sentinel-2B واستكشافها لتقييم إمكانات نموذج السحابة المائية (WCM) من أجل استعادة رطوبة السطح. تم تقييم أداء هذا النموذج باستخدام طريقة التحقق من صحة k-fold. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها تقديرًا مرضيًا لرطوبة التربة السطحية بـ R^2 0.65 و RMSE 1.45%.

الكلمات المفتاحية: الاستشعار عن بعد، رطوبة التربة، المؤشرات الطيفية، نموذج السحب المائية (WCM)، Landsat 8، Sentinel-1B، Sentinel-2B، ومنتجات MODIS.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENT	i
AVANT-PROPOS	iii
RÉSUMÉ	vi
ABSTRACT.....	vii
ملخص.....	viii
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1. Mise en contexte de l'étude	2
2. Problématique de l'étude	4
3. Justification du choix du sujet.....	4
4. Objectifs de la recherche.....	5
5. Méthodologie et démarche adoptée	5
6. Organisation du manuscrit	6
Chapitre I : Synthèse bibliographique et état de l'art.....	8
I.1. Humidité du sol : définition.....	8
I.2. Importance de l'humidité du sol dans les régions agricoles.....	9
I.3. Variables environnementales contrôlant l'humidité du sol.....	10
I.3.1. Facteurs climatologiques et météorologiques	10
I.3.2. Topographie	10
I.3.3. Végétation	11
I.3.4. Propriétés du sol.....	11
I.4. Méthodes d'estimation de l'humidité de surface du sol	11
I.4.1. Méthodes in situ	11
I.4.1.1. Méthode gravimétrique	11
I.4.1.2. L'appareil TDR (Time Domain Reflectometry)	12
I.4.1.3. L'HydroSense CS620	13
I.4.2. Approches de télédétection	13
I.4.2.1. Méthodes optiques.....	13
I.4.2.2. Méthodes infrarouges thermiques	17
I.4.2.3. Méthodes micro-ondes	19
I.5. Comparaison de différentes techniques de télédétection.....	23
I.6. Généralité sur la zone d'étude	24

Chapitre II : Estimation et suivi spatio-temporel de l'humidité de surface du sol à l'aide de la télédétection optique. Cas de la zone est du périmètre irrigué de Tadla	28
II.1. Introduction.....	28
II.2. Matériels et méthodes.....	30
II.2.1. Zone d'étude : Sous-périmètre irrigué de Béni-Moussa.....	30
II.2.2. Données d'humidité du sol	34
II.2.3. Données satellitaires	34
II.2.4. Méthodologie	35
II.2.5. Réponse spectrale optique à l'humidité de surface pour les plantes et le sol	38
II.2.6. Calibration et validation des approches	40
II.3. Résultats et discussions	41
II.3.1. Évaluation des indices spectraux	41
II.3.2. Résultats de la modélisation et de la validation de l'humidité du sol.....	42
II.3.2.1. Sélection de bandes spectrales sensibles à l'humidité de surface du sol	42
II.3.2.2. Établissement d'un modèle d'humidité de surface du sol par la régression stepwise.....	43
II.3.2.3. Validation du modèle d'humidité de surface du sol	46
II.3.3. Cartographie de l'humidité de surface du sol	48
II.4. Conclusion.....	56
 Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection	 59
III.1. Introduction.....	59
III.2. Matériels et méthodes	60
III.2.1. Zone d'étude.....	60
III.2.2. Données d'humidité du sol.....	62
III.2.3. Texture du sol	64
III.2.4. Dérivation des paramètres topographiques et métrologiques	74
III.2.5. Données climatiques.....	Erreur ! Signet non défini.
III.2.6. Données satellitaires	66
III.2.7. Méthodologie.....	67
III.2.7.1. Indice d'humidité du sol (SMI)	68
III.2.7.2. Modèle d'humidité du sol	70
III.2.7.3. Validation du modèle développé	71
III.3. Résultats et discussions.....	72
III.3.1. Indice d'humidité du sol (SMI).....	71
III.3.1.1. L'espace Ts – NDVI	71

III.3.1.2. Relation spatio-temporelle entre l'humidité du sol et le NDVI	73
III.3.2. Méthode d'intégration pour l'analyse de l'humidité du sol et les résultats de validation	75
III.3.2.1. Établissement d'un modèle d'humidité de surface du sol.....	75
III.3.2.2. Comparaison du modèle développé avec les valeurs d'humidité du sol in situ	76
III.3.2.3. Comparaison entre le modèle développé et un autre modèle d'humidité du sol (SMM)	77
III.3.3. Cartographie et suivi spatio-temporel de l'humidité du sol	79
III.4. Conclusion.....	83
<i>Chapitre IV: Évaluation du modèle de nuage d'eau à l'aide de données de télédétection SAR et optiques pour la récupération de l'humidité de surface du sol.....</i>	85
IV.1. Introduction.....	85
IV.2. Matériels et méthodes	87
IV.2.1. Données d'humidité du sol.....	87
IV.2.2. Données satellitaires	87
IV.2.2.1. Données SAR Sentinel-1B	87
IV.2.2.2. Données optiques Sentinel-2B	87
IV.2.3. Méthodes.....	88
IV.2.3.1. Évaluation et validation du modèle de récupération de l'humidité du sol.....	91
IV.3. Résultats et discussions.....	91
IV.3.1. Paramétrisation du modèle de nuage d'eau	91
IV.3.2. Évaluation du modèle de nuage d'eau (WCM)	92
IV.3.3. Cartographie de l'humidité du sol	94
IV.4. Conclusion.....	96
Chapitre V : Discussion générale	98
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	103
PERSPECTIVES	104
RÉFÉRENCES.....	105
ANNEXES	122

LISTE DES TABLEAUX

<i>Tableau 1: Indices de suivi de l'humidité du sol et le stress hydrique de la végétation.</i>	16
<i>Tableau 2: Fréquences et de longueurs d'onde de diverses bandes micro-ondes.</i>	20
<i>Tableau 3: Techniques de télédétection pour l'estimation de l'humidité de surface du sol (Liang et al., 2019)</i>	23
<i>Tableau 4: Productions des principales céréales par province dans la région de Béni Mellal-Khénifra.</i>	26
<i>Tableau 5: Liste et dates d'acquisition des images Landsat-8-OLI.</i>	35
<i>Tableau 6: Gamme de bandes multispectrales et résolution des images Landsat-8.</i>	35
<i>Tableau 7: Corrélation entre l'humidité de surface mesurée et les indices spectraux à différents types de couverture du sol.</i>	42
<i>Tableau 8: Les modèles de régression linéaire générés par la fonction stepwise a la base de toutes les combinaisons entre les variables dépendante et indépendantes.</i>	45
<i>Tableau 9: Corrélation entre l'humidité du sol mesurée in situ et l'humidité du sol estimée par le modèle développé pour différents types de couverture du sol.</i>	46
<i>Tableau 10: Codes pédologiques des sols.</i>	64
<i>Tableau 11: Types et caractéristiques des produits de données de télédétection utilisés.</i>	67
<i>Tableau 12: L'espace NDVI – Ts : Bords secs et humides.</i>	74
<i>Tableau 13: Liste des données satellitaires acquises couvrant la zone d'étude.</i>	88

LISTE DES FIGURES

<i>Figure 1. La sonde TDR (http://medhycos.mpl.ird.fr/en/t1.tecisensorsi&gn=tdr.inc.html).....</i>	<i>12</i>
<i>Figure 2. Appareil HydroSense CS620 (https://www.campbellsci.com.au/hs2).....</i>	<i>13</i>
<i>Figure 3. Réflectance d'un sol en fonction de son taux d'humidité (%) (Fabre, et al., 2015).....</i>	<i>14</i>
<i>Figure 4. Spectres de réflectance de la végétation photosynthétique (verte) et de la végétation non photosynthétique (sèche) (Clark 1999).</i>	<i>15</i>
<i>Figure 5. Relation simplifiée entre les Ts et le NDVI (Lambin & Ehrlich, 1996)</i>	<i>18</i>
<i>Figure 6. les capteurs micro-ondes pour la surveillance de l'humidité du sol (https://earth.esa.int).</i>	<i>22</i>
<i>Figure 7: Localisation géographique des sites d'étude ; site irrigué (sous-périmètre de Béni-Moussa) et site Bour.....</i>	<i>25</i>
<i>Figure 8. Localisation du périmètre irrigué de Tadla et délimitation de la zone d'étude (hachurée par la couleur rouge), la position des points d'échantillonnages est indiquée par des points verts.</i>	<i>31</i>
<i>Figure 9 . Localisation des parcelles expérimentales dans le site irrigué du Tadla (Sous-périmètre de Béni-Moussa).....</i>	<i>32</i>
<i>Figure 10. Variation des moyennes mensuelles des pluies et la température au niveau de la station de Béni Mellal (537m) entre 1983 et 2014. (ABHOER, 2016).</i>	<i>33</i>
<i>Figure 11. Organigramme de la méthodologie adoptée pour le traitement des données.....</i>	<i>36</i>
<i>Figure 12. Corrélations entre les bandes de l'image landsat_8 et l'humidité mesurée sur le terrain. Bande 2 (0,45 - 0,51µm), Bande 3 (0,53 - 0,59 µm), Bande 4 (0,636 - 0,673 µm), Bande 5 (0,851 - 0,879 µm), Bande 6 (1,566 - 1,651 µm), Bande 7 (2 107 - 2 294 µm).</i>	<i>39</i>
<i>Figure 13. Corrélations entre les bandes de l'image landsat_8 et l'humidité mesurée sur le terrain</i>	<i>43</i>
<i>Figure 14. L'interface graphique interactive de la régression stepwise sous logiciel Matlab</i>	<i>44</i>
<i>Figure 15. Les résultats de l'humidité du sol estimée par le modèle développé par rapport aux données mesurées in situ. a) Sol nu; (b) Sol partiellement couvert; (c) Sol complètement couvert; (d) Tous les types de couverture.</i>	<i>47</i>
<i>Figure 16. Cartes de l'humidité du sol dérivées du modèle développé : 6 Novembre 2013</i>	<i>49</i>
<i>Figure 17. Cartes de l'humidité du sol dérivées du modèle développé : 8 Décembre 2013.</i>	<i>50</i>
<i>Figure 18. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé: 25 Janvier 2014.....</i>	<i>51</i>
<i>Figure 19. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé: 30 Mars 2014.....</i>	<i>52</i>
<i>Figure 20. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé : 15 Avril 2014.....</i>	<i>53</i>
<i>Figure 21. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé : 15 Avril 2014.....</i>	<i>54</i>
<i>Figure 22. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé: 2 Juin 2014.....</i>	<i>55</i>
<i>Figure 23. Localisation du site d'étude Bour : provinces de Fkih Ben Saleh et de Khouribga.</i>	<i>61</i>
<i>Figure 24. Photographies de terrain des échantillons du sol dans la zone d'étude et mesures de l'humidité. 62</i>	
<i>Figure 25: Carte des types de sols dans la zone d'étude.</i>	<i>Erreur ! Signet non défini.</i>

Figure 26. Texture des sols étudiés : (a) Carte d'argile (%), (b) Carte de limon (%), (c) Carte de sable (%).	65
Figure 27.(a) Carte d'expositions, (b) élévation de la zone d'étude; source: Modèle numérique d'élévation avec une résolution de 1 km.	66
Figure 28. Organigramme de la méthodologie suivie dans cette étude.....	68
Figure 29. L'espace Ts-NDVI.	69
Figure 30. Identification du bord sec (trait rouge) et humide (trait bleu) dans l'espace NDVI-TS sous ENVI.	70
Figure 31. Espace NDVI – Ts de septembre 2017 à juin 2018 dans la zone d'étude.....	73
Figure 32. Relation temporelle entre l'humidité du sol, précipitations et le NDVI de janvier	75
Figure 33. Relation entre l'humidité du sol estimé par le modèle proposé et les valeurs d'humidité.....	76
Figure 34. Comparaison entre l'humidité du sol observée et prédite (%) en utilisant la validation croisée ...	77
Figure 35. Comparaison entre l'humidité du sol estimé par le modèle SMM et l'humidité de surface	76
Figure 36. Corrélation entre l'humidité de surface du sol estimé par le modèle développé et celle du modèle SMM.	79
Figure 37. Répartition spatiale de l'humidité de surface du sol de septembre 2017 à février-2018	Erreur !
Signet non défini.	
Figure 38. Répartition spatiale de l'humidité de surface du sol de septembre 2017 à juin-2018	Erreur ! Signet non défini.
Figure 39. Organigramme de la méthodologie suivie dans cette étude.....	89
Figure 40. Relation linéaire entre l'humidité du sol observée et l'humidité du sol estimée par le WCM.(29)	92
Figure 41. Comparaison entre l'humidité du sol observée et prédite (%) à l'aide de la validation croisée.....	93
Figure 42. Répartition spatiale de l'humidité de surface du sol du 21 janvier au 26 juin -2018 dans la zone d'étude.	95
Figure 43. Corrélation entre l'humidité de surface du sol estimée par le modèle PSMI et celle mesurée in situ (Natsagdorj et al. 2017).....	99
Figure 43. Valeurs d'humidité du sol (Mv) récupérées par le modèle WCM, en fonction des niveaux d'humidité du sol mesurés.	101

NOTATIONS, SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS

AMSR-E	:	Advanced Microwave Scanning Radiometer
ASCAT	:	Advanced SCATterometer
CN ou DN	:	Compte Numérique ou Digital number
ENVISAT	:	ENVIronment SATellite
ESA	:	European Space Agency
GPS	:	Global Positioning System
HH	:	Horizontal-horizontal
HCP	:	Haut-Commissariat au plan
MIR	:	Moyen Infra-Rouge
MNT	:	Modèle Numérique du Terrain
MAPM	:	Ministère de l'Agriculture et de la Pêche Maritime
MODIS	:	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
NIR	:	Near InfraRed
NDVI	:	Normalized Difference Vegetation index
NASA	:	National Aeronautics and Space Administration
NMDI	:	Normalized Multi-Band Drought Index
OLI	:	Operationnal Land Iamger
ORMVAT	:	Office Régional de la Mise en Valeur Agricole de Tadla
PIR	:	Proche Infra-Rouge
R ²	:	Coefficient de détermination

RMSE	:	Erreur Quadratique Moyenne
RADAR	:	Radio detection and ranging
RGPH	:	Recensement Général de la Population et de l'Habitat
SAR	:	Synthetic Aperture Radar
SSMC	:	Surface soil moisture content
SMOS	:	Soil Moisture and Ocean Salinity
SMI	:	Soil Moisture Index
SIG	:	Système d'Information Géographique
SWIR	:	ShortWave InfraRed
SIWSI	:	Short-wave infrared water stress index
Ts	:	Température de surface
TVDI	:	Temperature vegetation dryness
TDR	:	Time Domain Reflectometry
USGS	:	Unated States Geological Survey
VV	:	Vertical-vertical
VH	:	Vertical horizontal
VSDI	:	Visible and Short-wave Infrared Drought Index
WCM	:	Water cloud model

INTRODUCTION GÉNÉRALE

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1. Mise en contexte de l'étude

L'eau est une ressource vitale à la fois pour l'agriculture, pour l'approvisionnement en eau potable, pour la santé des populations et toute vie sur Terre en dépend (Fontanel, 2021 ; Lefrancq et al., 2021). En dernière décennie, le monde est confronté à des défis majeurs et croissants pour maintenir la durabilité des ressources hydriques et répondre à la demande croissante en eau (Bastiaanssen et al., 2007; Fellah, 2019 ; Benoit, 2020). Certains scénarios des changements planétaires indiquent que l'occurrence et l'impact des sécheresses risquent d'augmenter dans les années à venir (Mehdaoui et al., 2007; Watson et al., 1997). Selon la Banque mondiale et la Convention des Nations Unies sur la Lutte contre la Désertification (UNCCD), d'ici 2050, 1.0 milliard de personnes vivront dans des pays ou régions où la pénurie d'eau sera absolue et les deux tiers de la population mondiale pourraient vivre dans des conditions de stress hydrique. Les statistiques prévoient aussi que les prélèvements de l'eau vont augmenter de 15 % (La Banque Mondiale, 2018).

Les environnements caractérisés par un climat semi-aride à aride, comme les pays du pourtour méditerranéen, sont les plus touchés par le déficit hydrique croissant sous l'effet conjugué de la croissance démographique (surexploitation et gaspillage) et la diminution des ressources (liée aux changements climatiques) (Ouhamdouch et al., 2018 ; Bousbih, 2019). Les pays de la rive Sud, dont fait partie le Maroc, ne sont dotés que de 13 % du total de la ressource (Belghiti, 2011). Cette insuffisance des ressources en eau disponibles au Maroc, est liée aux types des domaines climatiques (aride et semi-aride) et à la croissance de la demande en eau (Laouina, 2001). Par ailleurs, une des activités les plus déterminantes dans la problématique de l'eau est l'agriculture. L'agriculture est considérée comme étant un secteur stratégique pour le développement socio-économique du Maroc. La disponibilité de l'eau est le principal facteur limitant de la production agricole et devient une priorité nationale pour le secteur agricole. L'humidité du sol, qui est associée à la disponibilité de l'eau, est considérée comme l'une des variables agricoles les plus importantes. De nombreuses études ont prouvé que les observations d'humidité du sol sont très utiles pour la gestion de l'irrigation agricole, le suivi des besoins en eau des cultures et la croissance des cultures (Jackson et al., 1981; Verhoest et al., 2008; Sun et al., 2012).

Dans les régions arides et semi-arides du Maroc, les taux d'évapotranspiration sont élevés, par conséquent la croissance des plantes est limitée par de faibles niveaux d'humidité du sol (Alexandrov et al., 2000; Sheperd et al., 2002; Pengxin et al., 2003). Dans ces zones caractérisées par une forte variabilité climatique, l'humidité du sol et la croissance de la végétation sont déterminées par la quantité et la distribution spatiale des précipitations. En période de précipitations abondantes, l'humidité du sol ne varie pas beaucoup, ce qui garantit la croissance normale de la végétation naturelle et des cultures. Toutefois, en période de sécheresse, l'humidité du sol devient une ressource extrêmement limitée, répartie de manière hétérogène en fonction de phénomènes météorologiques spécifiques, de la topographie, du type de sol, de la lithologie, des utilisations des sols et de la couverture végétale (Western et al., 1999). Par conséquent, la connaissance des interrelations spatiales entre l'humidité du sol, les facteurs climatiques et les caractéristiques géographiques de l'environnement présente un grand intérêt, car en période de sécheresse, la disponibilité en eau est un facteur déterminant et que le succès des cultures est plus probable dans les zones en mesure de stocker de l'eau pour de plus longues périodes.

En ces dernières décennies, la disponibilité des produits satellitaires et le développement des outils informatiques est une occasion d'or vue les avantages qu'ils offrent aux gestionnaires pour le suivi spatio-temporel des besoins en eau des cultures et pour planifier l'approvisionnement en eau d'irrigation à l'échelle locale comme à l'échelle régionale. Dans ce contexte, cette recherche vise à proposer des méthodes opérationnelles pour l'estimation et le suivi spatio-temporel de l'humidité de surface et du couvert à l'échelle de la parcelle et à grande échelle en combinant les données de la télédétection optique, thermique et Radar avec les données de terrain.

Dans ce travail, deux sites ont été choisis comme zones d'études en raison de leurs importances agricoles au Maroc et par son aspect climatique de type semi-aride. Le premier site est situé à l'est du périmètre irrigué de Tadla. Il occupe, aujourd'hui, une place de premier ordre dans la stratégie de mobilisation des ressources en eau dans la région Béni Mellal-Khénifra. Le deuxième site est une zone bourre non irriguée qui s'étend à cheval sur les provinces de Fkih Ben Saleh et de Khouribga.

2. Problématique de l'étude

L'humidité de surface du sol est généralement estimée à l'aide de la méthode ponctuelle en collectant des échantillons de sol (mesures in situ), mais cette méthode est laborieuse nécessite des opérations régulières sur site et ne peut pas être effectuée facilement au quotidien (Liu et al., 2003 ; Moran et al., 2000). Il est incapable de décrire le comportement de sa distribution spatiale et temporelle sur les terres agricoles. De plus, la méthode d'interpolation entre des points conventionnels ne donne pas de résultats précis, car la méthode n'examine pas la topographie de surface, l'état de la végétation et d'autres conditions essentielles (Ali et al., 2013). Par conséquent, l'estimation et le suivi spatial de l'humidité en utilisant des techniques rapides et fréquentes sont une solution fortement souhaitée pour la détection de changement de l'état hydrique à différentes échelles. Dans ce sens, les méthodes de télédétection offrent de nouvelles approches pour surveiller l'humidité de la surface grâce à des informations de surface rapides, à grande échelle, fréquentes et à faible coût.

Par ailleurs, plusieurs auteurs ont développé des modèles et des algorithmes de récupération de l'humidité du sol, adaptés aux régions différentes dans le monde sur la base des données de télédétection et des mesures sur le terrain (Nemani et al., 1992 ; Al-Jassar et al., 2010 ; Albergel et al., 2013 ; Bezerra et al., 2013 ; Brosinsky et al., 2014). Par contre, ce type des études portant sur l'estimation de l'humidité dans les régions agricoles et environnementales marocaines est très rare.

3. Justification du choix du sujet

On a choisi d'aborder ce sujet pour les raisons suivantes : (i) d'une part, au Maroc l'estimation de l'humidité du sol, se reposent sur des méthodes relativement classiques, uniquement applicables à un couvert de surface homogène et limité, ce qui nécessite un travail intensif, très lent et onéreux ; (ii) d'autre part, la croissance et le rendement des cultures dans les régions arides et semi-arides du Maroc sont entraînés par la quantité d'humidité disponible dans le sol par les précipitations et l'irrigation. Dans ce contexte, la région d'étude (Béni Mellal-Khénifra) se caractérise par son importance en matière de production agricole et par son aspect climatique de type aride et semi-aride.

4. Objectifs de la recherche

Le but principal de cette thèse est l'utilisation de la télédétection satellitaire optique et Radar pour l'estimation et le suivi spatiotemporel de l'humidité de surface du sol en développant des modèles simples, rapides et précis. Pour atteindre ce but, plusieurs points ont été abordés :

- ❖ Examen du potentiel des indices spectraux dérivés des données satellites optiques (Landsat-8 OLI) pour l'estimation de l'humidité de surface à l'échelle de la parcelle dans l'est du sous-périmètre irrigué de Beni-Moussa ;
- ❖ L'utilisation du nouveau modèle développé dans une approche de suivi spatiotemporel de l'humidité de surface dans l'est du sous-périmètre irrigué de Beni-Moussa pendant la campagne agricole 2013/2014 ;
- ❖ Développement d'une nouvelle approche opérationnelle pour estimer l'humidité de surface du sol à partir des données du spectroradiomètre imageur à résolution modérée (MODIS) en tenant compte de diverses variables environnementales ;
- ❖ Évaluation du modèle de nuage d'eau (WCM) pour récupérer l'humidité du sol de surface dans des zones agricoles semi-arides au centre de la région de Beni-Mellal-Khénifra (Maroc) sur la base de la synergie entre Sentinel-1 Radar et données optiques Sentinel-2B.

5. Méthodologie et démarche adoptée

La présente thèse concerne la modélisation et le suivi de l'humidité des sols dans des régions agricoles irriguées et non irriguées (Bour) au Maroc à l'aide des techniques de télédétection spatiale. L'approche adoptée se base en premier lieu sur la construction d'un cadre théorique, fondée sur une recherche bibliographique extensive, amène des éléments de définition des différentes techniques de télédétection essentielles de la recherche et détermine pour chacun d'eux les principaux éclairages existants. Ensuite, sous forme de chapitre, une méthodologie basée sur une relation physique existante entre les bandes spectrales dérivées des images Landsat-8 et l'humidité du sol mesurée in situ est effectuée. Une intégration de plusieurs variables environnementales telles que l'indice de végétation (NDVI), la température de surface du sol (T_s), l'évapotranspiration, les paramètres topographiques et la texture du sol sera ensuite effectuée. En outre, une approche basée sur la synergie des données Sentinel-1B Synthetic Aperture Radar (SAR) et Sentinel-2B a été évaluée pour évaluer l'humidité de surface du sol.

6. Organisation du manuscrit

Ce document s'articule autour de 5 chapitres principaux :

Après l'introduction générale consacrée à la présentation du contexte, la problématique, la démarche adoptée et les objectifs de la présente étude comme une introduction, le chapitre 1 présente une synthèse bibliographique sur l'humidité de surface du sol ainsi que les méthodes de la télédétection satellitaire utilisées pour le suivi de ce paramètre.

Les chapitres 2 à 4 présentent respectivement les trois axes de recherche traités en expliquant séparément pour chaque axe, sa méthodologie et l'ensemble des données mises à disposition pour la mener, les résultats et discussions.

Dans un premier axe correspondant au chapitre 2, l'état de l'art sur le potentiel des indices spectraux (VSDI, NMDI et SIWSI) pour l'estimation et la caractérisation de l'humidité de surface des sols agricoles du sous-périmètre irrigué de Beni-Moussa est abordé. Ensuite, il met l'accent sur le développement d'un nouveau modèle d'humidité de surface par la méthode stepwise basée sur les bandes multispectrales Landsat-8 OLI.

Dans le chapitre 3 qui aborde le 2^{ème} axe de recherche, un nouveau modèle développé à la base de l'espace Ts-NDVI, évapotranspiration, texture du sol, les paramètres d'élévation et d'exposition à l'aide de la méthode stepwise, est présenté. La dynamique spatiotemporelle de l'humidité de surface est également discutée en fonction des facteurs topographiques, pédologiques et climatiques.

Dans le chapitre 4, nous abordons le 3^{ème} axe de recherche portant sur l'étude du potentiel du modèle de nuage d'eau (WCM) à la base des données radar et optiques pour la récupération de l'humidité du sol sur une zone agricole semi-aride.

Le chapitre 5 est consacré à la discussion générale des résultats de la présente étude comparativement aux autres études.

Enfin, les méthodes utilisées, principaux résultats obtenus et les conclusions tirées des différents axes abordés traitant l'évaluation de l'humidité des sols seront synthétisés en une conclusion générale. Les recommandations et perspectives sont aussi discutées.

CHAPITRE I

SYNTHÈSE BIBLIOGRAPHIQUE ET GÉNÉRALITÉS SUR LA ZONE D'ÉTUDE

Chapitre I : Synthèse bibliographique et généralités sur la zone d'étude

Cette partie est dédiée à la synthèse bibliographique. On définit tout d'abord l'humidité du sol et leur importance dans les régions agricoles, les variables environnementales qui la contrôlent, et ensuite les méthodes classiques et celles moyennant la télédétection optique et radar employées pour l'estimer.

I.1. Humidité du sol : définition

L'humidité du sol est un terme qu'il convient de définir. La quantité d'eau contenue entre les particules du sol dans la zone non saturée des surfaces continentales est appelée l'humidité du sol (Chow et al., 1988). Elle est aussi communément définie comme le rapport entre le volume total d'eau présent dans la zone non saturée du sol et le volume total de sol. En général, l'humidité du sol s'exprime en unité gravimétrique (g/cm^3) ou unités volumétriques (m^3/m^3 ou % vol.).

Le rôle de l'humidité du sol située dans les premiers 10 cm de la surface de la Terre a été reconnu comme étant une variable clé dans de nombreuses études environnementales, en météorologie, hydrologie, agriculture et changement climatique (Wang et al., 2009 ; Bandara et al., 2014; Pierdicca et al. , 2014) :

En météorologie, l'humidité du sol est importante pour prévoir les précipitations et la température de surface, elle est notamment utilisée comme paramètre dans le bilan hydrique (Alibou, 2002; Seneviratne et al., 2010 ; Gond et al., 2004). D'autre part, elle influence les variables géophysiques comme l'humidité relative et la température de l'air (Whan et al., 2015). Plusieurs études ont montré que l'humidité du sol est fortement liée à la température (Chanzy, 1991; Coquelin et al., 2007 ; Tilmant, 2010 ; Miralles et al., 2012). Lorsque l'humidité du sol atteint des niveaux élevés accompagnés d'une hausse de température, le taux d'évaporation augmente. Il existe également de fortes corrélations entre l'humidité du sol et les précipitations (Koster et al., 2016 ; Pellarin et al., 2013 ; Bouly et al., 2020). Outre, les précipitations sont très affectées par la variabilité de l'humidité du sol.

En hydrologie, La connaissance de la distribution spatiale de l'humidité du sol est un préalable indispensable à la modélisation de nombreux processus hydrologiques et dans la partition de l'eau en infiltration et ruissellement, et donc dans la prévision des inondations et des érosions (Hsu et al., 2012 ; Houborg et al., 2012 ; Touré et al., 2018). L'assimilation de

l'humidité de surface dans des modèles hydrologiques est utile pour diverses applications (Lievens et al., 2015). Les mesures de ce paramètre sont utilisées afin d'améliorer les prévisions des modèles de ruissellement et les modèles pluie-ruissellement à l'échelle du bassin versant (Brocca et al., 2010 ; Trambly et al., 2010).

En climatologie, l'humidité du sol, à travers son statut prépondérant dans les échanges d'eau et d'énergie, est une variable incontournable du système climatique (Bisselink et al., 2011 ; Seneviratne et al., 2010 ; Whan et al., 2015). Dans ce contexte, l'humidité du sol joue un rôle essentiel en raison de sa capacité à moduler les variations du climat grâce à sa forte implication dans les interactions sol-atmosphère (Li et al., 2007). À court terme, l'humidité du sol contrôle la répartition entre les flux de chaleur sensible à la surface terrestre. À plus long terme, l'humidité du sol module les sécheresses et les inondations (Pan et al., 2001).

En agronomie, l'humidité du sol est un facteur important qui influence le processus de germination des semences, d'émergence ainsi que la croissance végétale (Tran, 2010). Elle est aussi un paramètre d'alerte dans la détection rapide d'états d'assèchement afin d'optimiser l'irrigation ce qui permet d'améliorer la production d'une culture, de faire également des prévisions de la qualité et du volume des récoltes. D'autre part, elle permet d'indiquer le début des sécheresses de manière à détecter rapidement des risques et permettre de prévenir des producteurs agricoles adoptant des planifications tôt pour contribuer à baisser les souffrances des récoltes.

I.2. Importance de l'humidité du sol dans les régions agricoles

En agriculture, la distribution de l'humidité du sol a un impact sur les terres agricoles puisqu'elle détermine la disponibilité en eau du sol (Baghdadi et al., 2008 ; Rossato et al., 2017) qui est un élément essentiel à la production végétale. Un surplus ou un manque d'eau dans le sol a des répercussions non seulement sur les processus de croissance de la plante, mais aussi sur les processus microbiologiques et pédologiques (Labrecque, 2011). En outre, l'extrême variabilité des conditions climatiques influe également sur la productivité agricole, c'est-à-dire que pour certaines années, l'approvisionnement en eau des plantes est suffisant pour obtenir des rendements agricoles élevés ; tandis que pour d'autres années, l'insuffisance peut entraîner une perte totale de récoltes.

Au Maroc, les effets des changements climatiques peuvent être dramatiques sur l'agriculture dont la production est très liée à la quantité et à la distribution des précipitations annuelles dans

les régions pluviales, d'une part, et à la quantité d'eau stockée dans les barrages et les nappes phréatiques pour les périmètres irrigués, d'autre part (Benabdelouahab et al., 2016). Bien qu'elle n'occupe que 15% de la superficie cultivée (environ 1,5 million d'hectares) dans le pays, l'agriculture irriguée représente environ 45% du produit intérieur brut agricole et 75% des exportations agricoles, selon la saison. Cette contribution est plus importante pendant les saisons sèches lorsque la production dans les zones pluviales est gravement affectée (MAPM, 2012).

I.3. Variables environnementales contrôlant l'humidité du sol

La variabilité spatiotemporelle de l'humidité de surface des sols est principalement influencée par le climat, la topographie, les propriétés du sol, le type et la densité de la végétation, la teneur moyenne en humidité, la profondeur de la nappe phréatique, la profondeur des précipitations, le rayonnement solaire et d'autres facteurs météorologiques (Famiglietti et al. 1998 ; Herbrard et al., 2006).

I.3.1. Facteurs climatologiques et météorologiques

La variabilité de l'humidité de surface des sols est fortement contrôlée par une variété de facteurs climatologiques et météorologiques (Eilers, 1991), tels que le rayonnement solaire entrant, le vent, l'humidité et, surtout, les précipitations. Les variations du rayonnement solaire entrant et du vent peuvent influencer le taux d'évapotranspiration des sols, en augmentant ou en diminuant l'humidité de surface.

Plusieurs chercheurs ont examiné les interrelations complexes entre et les effets cumulatifs de multiples facteurs climatologiques et environnementaux sur la distribution de l'humidité de surface (Nyberg, 1996 ; Famiglietti et al., 1998 ; Western et al., 1999 ; Wu et al., 2012).

I.3.2. Topographie

La topographie influence la variabilité spatiale de l'humidité de surface des sols (Lafond, 1992). Les paramètres liés à la topographie affectant la distribution de l'humidité dans la couche supérieure du sol comprennent la pente, l'exposition, la courbure et l'élévation relative. La pente influence les processus d'infiltration, du drainage souterrain et du ruissellement. En général, en haut de la pente, l'humidité de surface est normalement plus faible, tandis qu'en se dirigeant vers le bas, l'humidité augmente (Pater et al., 2005). L'exposition et la pente ont un contrôle direct sur les rayonnements solaires reçus, qui, à leur tour, affectent le taux d'évapotranspiration de la surface du sol et, par conséquent, d'humidité du sol (Nyberg, 1996 ; Huang et al., 2011). En bref, la topographie joue un rôle important dans la variabilité spatiale de l'humidité des sols.

I.3.3. Végétation

L'influence de la couverture végétale, en particulier son type, sa densité et son uniformité (Crow et al., 2012), sur la variabilité de l'humidité de surface est un autre paramètre qui a été largement étudié depuis les années 1950, lorsqu'une étude expérimentale de Lull et Reinhart (1955) a démontré le fort effet du couvert végétal sur la variabilité régionale de l'humidité de surface. La présence et la quantité de végétation influencent la concentration de l'humidité de surface du sol. De plus, la présence d'un couvert végétal influe sur l'humidité du sol via l'ombrage de la couche du sol qui, à son tour, influence le taux d'évaporation du sol (Maxwell, 2011).

I.3.4. Propriétés du sol

La composition des sols varie énormément à la fois dans l'espace et dans le temps, mais comprend presque toujours les matériaux en phase solide (y compris les matières organiques et inorganiques) (Smithson et al., 2008). Ces composants organiques et inorganiques solides du sol forment la structure du sol. La matière solide inorganique du sol est composée de diverses décompositions de roches et minéraux de différentes tailles et compositions.

Les principales propriétés de surface du sol influençant la concentration et la distribution spatio-temporelle de l'humidité dans le sol comprennent la texture du sol, la teneur en matière organique et la macroporosité du sol (Kuruku et al., 2009). La texture, en particulier, peut contrôler la nature de la transmission et de la rétention d'eau dans le sol. Plus la texture du sol est grossière (sableuse à sablo-limoneuse), plus l'évacuation de l'eau est facilitée, selon la position topographique du sol en question. De plus, contrairement aux sols sableux, les sols argileux ont une bonne capacité d'échange cationique favorable pour une meilleure capacité de rétention en eau (Fausey, 2002).

I.4. Méthodes d'estimation de l'humidité de surface du sol

Les deux approches les plus fréquemment appliquées pour la détermination de l'humidité du sol correspondent aux mesures in situ ou ponctuelles, et aux techniques de télédétection.

I.4.1. Méthodes in situ

I.4.1.1. Méthode gravimétrique

Cette méthode de détermination de l'humidité du sol est très simple. Elle consiste à prélever un échantillon de sol de 0-5 cm ou de 5-10 cm. Cet échantillon est pesé tout de suite après son prélèvement afin de calculer son poids total (sol humide = sol + air + eau) (Gardner, 1986).

L'échantillon est ensuite chauffé à 110°C pendant 24 h, et puis pesé à nouveau (seulement sol sec). Cet échantillon permet d'obtenir la teneur en eau du sol à l'aide de l'équation 1.

$$\text{Humidité du sol}(\%) = \frac{(\text{Poids du sol (g)} - \text{Sol sec (g)})}{\text{Sol sec (g)}} * 100 \quad (1)$$

I.4.1.2. Appareil TDR (Time Domain Reflectometry)

L'appareil TDR Tektronix 1502 est pourvu d'une sonde composée de trois tiges que l'on implante dans le sol à la profondeur désirée (Figure.1). Pour obtenir une mesure, l'appareil envoie un signal électrique dans les tiges parallèles de la sonde et calcule le temps que l'onde prend à revenir (Jackson, 2002). Cette donnée permet ensuite d'obtenir la constante diélectrique apparente (K_a) selon l'équation suivante (Topp, 1993) :

$$K_a = \left(\frac{c*t}{2L}\right)^2 \quad (2)$$

où K_a est la constante diélectrique apparente, c est la vitesse de propagation de l'onde radio, t est le temps et L représente la longueur des tiges.

On obtient ensuite la teneur en eau volumétrique (θ) en remplaçant K_a dans l'équation suivante (Topp, 1993) :

$$\theta = -5,3 * 10^{-2} + 2,92 * 10^{-2} * K_a - 5,5 * 10^{-4} * K_a^2 + 4,3 * 10^{-6} * K_a^3 \quad (3)$$



Figure 1. La sonde TDR (<http://medhycos.mpl.ird.fr/en/t1.tecisensorsi&gn=tdr.inc.html>)

I.4.1.3. HydroSense CS620

L' HydroSense CS620 est un autre instrument qui mesure l'humidité de surface du sol et fonctionne sur le même principe que le TDR Tektronix 1502 (Figure.2). Il est pourvu d'une sonde munie de deux tiges métalliques (acier inoxydable) de 12 ou 20 cm de long et d'un diamètre de 5 mm. Contrairement au TDR, l'HydroSense est petit, léger, facile d'utilisation et à lecture rapide, ce qui en fait l'instrument idéal pour le suivi spatial et temporel d'une grande superficie. Les valeurs obtenues sont en pourcentage et la précision moyenne de cet appareil est de $\pm 3 \%$ sans calibration spécifique. Le volume de sol mesuré avec les tiges de 12 cm est d'environ 650 cm^3 alors qu'avec les tiges de 20 cm, il est de 1100 cm^3 (Campbell Scientific, 2001).



Figure 2. Appareil HydroSense CS620 (<https://www.campbellsci.com.au/hs2>).

I.4.2. Approches de télédétection

Les informations sur l'humidité du sol peuvent être récupérées à partir de différentes méthodes de télédétection en utilisant différentes données satellitaires, telles que des données optiques, infrarouges thermiques et micro-ondes (Verhoest et al., 2008; Ahmed et al., 2011). La principale différence entre ces techniques est la région de longueur d'onde du spectre électromagnétique utilisé par le capteur et la source de l'énergie électromagnétique.

I.4.2.1. Méthodes optiques

Les méthodes de télédétection optique appliquent généralement les données visibles (de $0,4$ à $0,74 \mu\text{m}$), le proche infrarouge ou NIR (en anglais « Near InfraRed », longueurs d'onde d'environ $0,74$ à $1,3 \mu\text{m}$) et infrarouge à ondes courtes ou SWIR (en anglais « ShortWave InfraRed », longueurs d'onde d'environ $1,3$ à $2,5 \mu\text{m}$) pour la modélisation de l'humidité du sol (Jackson et al., 1981 ; Zhang et al., 2015). Cette approche optique repose principalement sur les

variations spectrales de la caractéristique d'absorption d'eau de la végétation et du sol. En raison de l'absorption par les molécules d'eau, la réflectance spectrale du sol diminue généralement avec l'augmentation de la teneur en eau du sol (Figure.3), avec des changements plus importants survenus dans le proche infrarouge (NIR) et l'infrarouge à ondes courtes (SWIR), où l'absorption de l'eau est beaucoup plus forte que dans les longueurs d'onde visibles. L'augmentation de l'humidité du sol est liée à une réduction de réflectance (Wang et al., 2007).

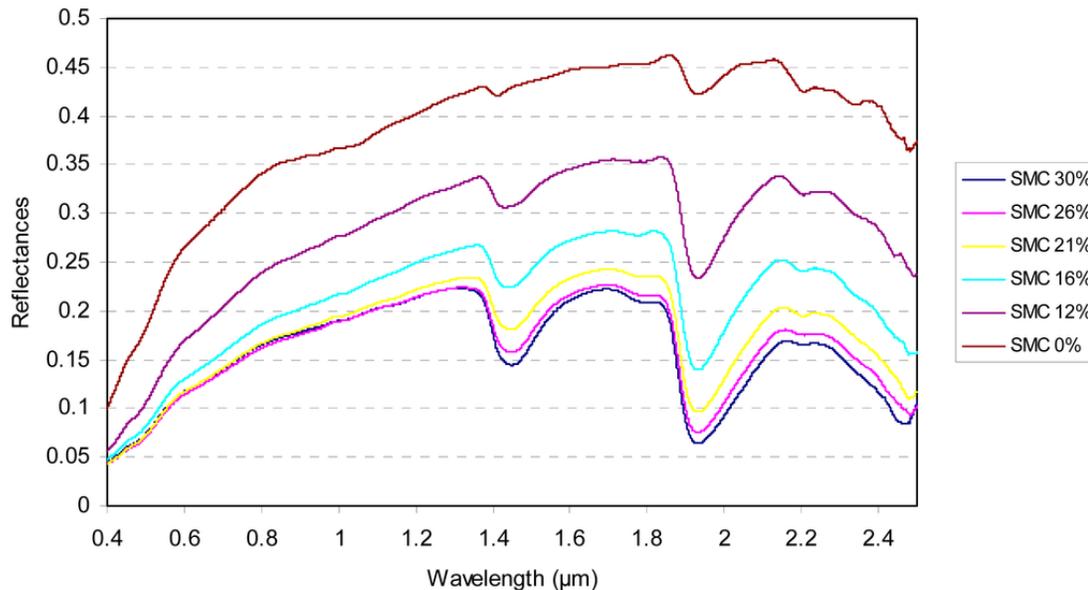


Figure 3. Réflectance d'un sol en fonction de son taux d'humidité (%) (Fabre, et al., 2015).

La chlorophylle et le contenu en eau des feuilles des plantes sont des indicateurs clés, les plus utilisés dans la télédétection optique pour la détection du stress hydrique. Les interactions entre la végétation et les rayonnements fournissent des informations sur les paramètres biophysiques de la végétation telles que la teneur en chlorophylle, et la teneur en eau de la végétation (Tucker 1980), en particulier dans la partie du spectre optique recouvrant le visible et l'infrarouge à ondes courtes (SWIR) (0,4-2,5 µm) (Figure.4):

- ❖ Dans le domaine du visible (0,4-0,74 µm), la diminution de la teneur en chlorophylle dans une végétation stressée se traduit par une variation globale dans l'absorption de la lumière par les pigments de la feuille. Par conséquent, elle affecte directement la signature spectrale de la plante en diminuant la réflexion (Dangwal et al., 2015).
- ❖ Dans le domaine du proche infrarouge (0,74-1,3 µm), la réflectance est plus sensible aux structures internes des feuilles. Selon (Zhang et al., 2013), la région NIR (0,74 à 1,3 µm) du spectre n'est pas utile pour l'étude du stress hydrique, car elle est facilement

influencée par de nombreux facteurs (structure foliaire, type et densité de la végétation).

- ❖ Le domaine des ondes infrarouges courtes SWIR (1,3-2,5 μm) est très utile pour extraire des informations sur le statut hydrique de la végétation (Kim, 2006). Plus la teneur en eau est forte, plus la réflectance de la végétation diminue, en particulier aux longueurs d'onde 1,4 μm et 1,9 μm qui correspondent aux bandes d'absorption de l'eau (Figure.4).

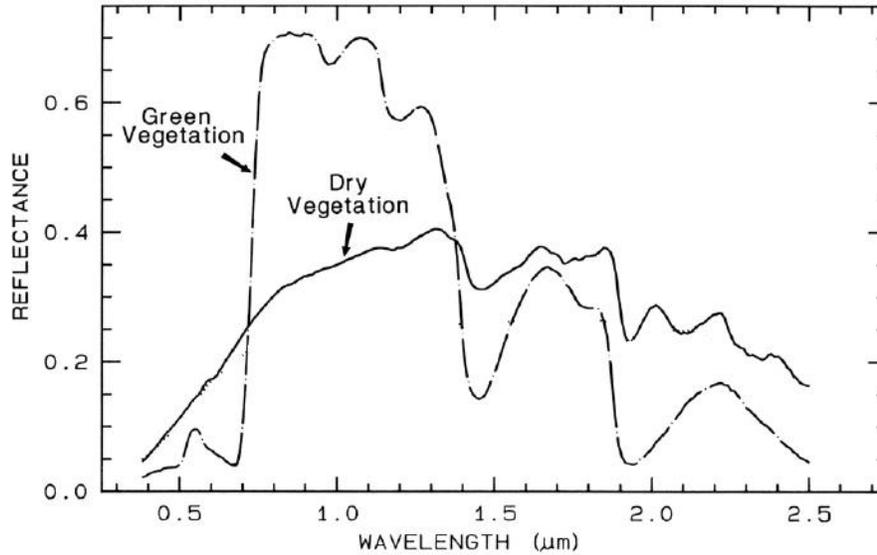


Figure 4. Spectres de réflectance de la végétation photosynthétique (verte) et de la végétation non photosynthétique (sèche) (Clark, 1999).

Pour la surveillance de la teneur en eau de la végétation et du sol, plusieurs indices spectraux ont été proposés sur la base des variations spectrales de la caractéristique d'absorption d'eau dans les bandes du visible , proche infrarouge (NIR) et infrarouge à ondes courtes (SWIR) (Hardisky et al., 1983 ; Hunt et al., 1987 ; Wang et al., 2008). D'après la comparaison entre les résultats qui ont été obtenus dans plusieurs travaux de recherches en employant différents indices (Tableau 1), on peut classer ces indices en trois catégories : indices de surveillance de l'humidité du sol, indices de surveillance de la teneur en eau de la végétation et indices de la surveillance de la teneur en eau de la végétation et du sol à la fois (Tableau 1).

Tableau 1: Indices de suivi de l'humidité du sol et le stress hydrique de la végétation.

Indices de surveillance de l'humidité du sol	
$PDI = \frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}} (R_{Red} + MR_{NIR})$	(Ghulam, Qin et al., 2006)
Indices de surveillance de l'humidité du sol et de la végétation	
$MPDI = \frac{(R_{Red} + MR_{NIR}) - fv (R_{v,Red} + MR_{v,NIR})}{(1 - fv \sqrt{M^2 + 1})}$	(Ghulam et al., 2007)
$VSDI = 1 - [(\rho_{SWIR2} + \rho_B) + (\rho_R - \rho_B)]$	(Zhang et al., 2013)
$NMDI = \frac{\rho_{NIR} - (\rho_{SWIR1} - \rho_{SWIR3})}{\rho_{NIR} + (\rho_{SWIR1} + \rho_{SWIR3})}$	(Wang et al., 2007)
$SIWSI = \frac{(\rho_{SWIR1,2} - \rho_{NIR})}{(\rho_{SWIR1,2} + \rho_{NIR})}$	(Fensholt et al., 2003)
Indices de surveillance de la sécheresse de la végétation	
$NDWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	(Gao, 1996)
$MSI = \frac{SWIR_2}{NIR}$	(Hunt et al., 1989)
$LSWI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{SWIR2})}{(\rho_{NIR} + \rho_{SWIR2})}$	(Xiao et al., 2004)
$NDDI = \frac{NDVI - NDWI}{NDVI + NDWI}$	(Gu et al., 2007)

B= bleu, rouge R=rouge, NIR = infrarouge proche, SWIR = infrarouge à ondes courtes, M = la pente de la ligne du sol, Fv = la fraction de végétation.

I.4.2.2. Méthodes infrarouges thermiques

La télédétection infrarouge thermique fonctionne dans une région de longueur d'onde comprise entre 3,5 et 14 μm (Curran, 1985 ; Yan et al., 2018 ; Zhao et al., 2018). L'estimation de l'humidité du sol en surface à l'aide de données thermiques télédéteectées repose principalement sur l'utilisation des mesures de la température de surface du sol, soit individuellement comme la méthode d'inertie thermique, soit en combinaison avec des indices de végétation comme la méthode de température/indice de végétation (Curran, 1985).

➤ Méthode d'inertie thermique

L'inertie thermique du sol est une sorte de propriété thermique du sol (Liu, 2016). Elle est définie comme la résistance aux variations de température induite par l'énergie extérieure, plus l'inertie thermique est élevée, moins la température varie (Zhang et al., 2016).

La relation entre l'inertie thermique et l'humidité du sol, ainsi que la relation entre l'inertie thermique du sol et les données de télédétection peut être déterminée quantitativement à partir des changements de température du sol ou de l'amplitude diurne de la température de surface (Wang, 2009). Le sol avec une teneur en humidité plus élevée aura une plus grande inertie thermique.

Cette méthode d'inertie thermique est simple et facile à utiliser, peut atteindre une grande précision dans l'estimation des conditions d'humidité du sol. Cependant, il n'est applicable que dans les régions avec peu ou pas de couverture végétale (Xue et al., 2006).

➤ Méthode température/indice de végétation

La méthode de combinaison entre les mesures de températures de surface (T_s) et des indices de végétation pour l'estimation d'humidité de surface a commencé avec les travaux de Nemani et al. (1993) qui ont mis en évidence une forte relation entre T_s et l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) avec un changement distinct de la pente entre les jours secs et humides. L'idée a été développée par d'autres chercheurs tels que Goward et Hope (1994), Carlson et al. (1995a) et Carlson et al. (1995b) qui ont pu représenter la relation entre T_s et NDVI sous une forme 2D nommée "espace T_s -NDVI". Cet espace caractéristique présentait souvent une forme triangulaire (Carlson et al., 1994 , Yang et al., 2008) ou une forme trapézoïdale (Moran et al., 1994). Cette méthode a été vérifiée par différentes investigations scientifiques (Gillies et al., 1997 ; Carlson, 2007 ; Wang et al., 2007 ; Mekonnen 2009) qui ont pu confirmer sa très bonne performance (avec R^2 variant entre 0,6 et 1,0) pour prédire l'humidité

du sol.

La Figure 5 présente une description schématique de la relation T_s et NDVI. On y peut effectivement voir que lorsque la végétation est dense, elle a une faible température de surface et une valeur de NDVI forte, alors que lorsque le sol est nu, sa température élevée correspond plutôt à un NDVI faible. Ainsi, la limite supérieure est la limite sèche et la limite inférieure constitue la limite humide des surfaces.

Chaque pixel de l'image peut être placé dans l'espace T_s /NDVI afin d'en déduire son taux d'humidité. L'utilisation du triangle est possible si la zone étudiée présente une large diversité de sols et de couvert végétal afin de décrire le triangle le plus complètement possible.

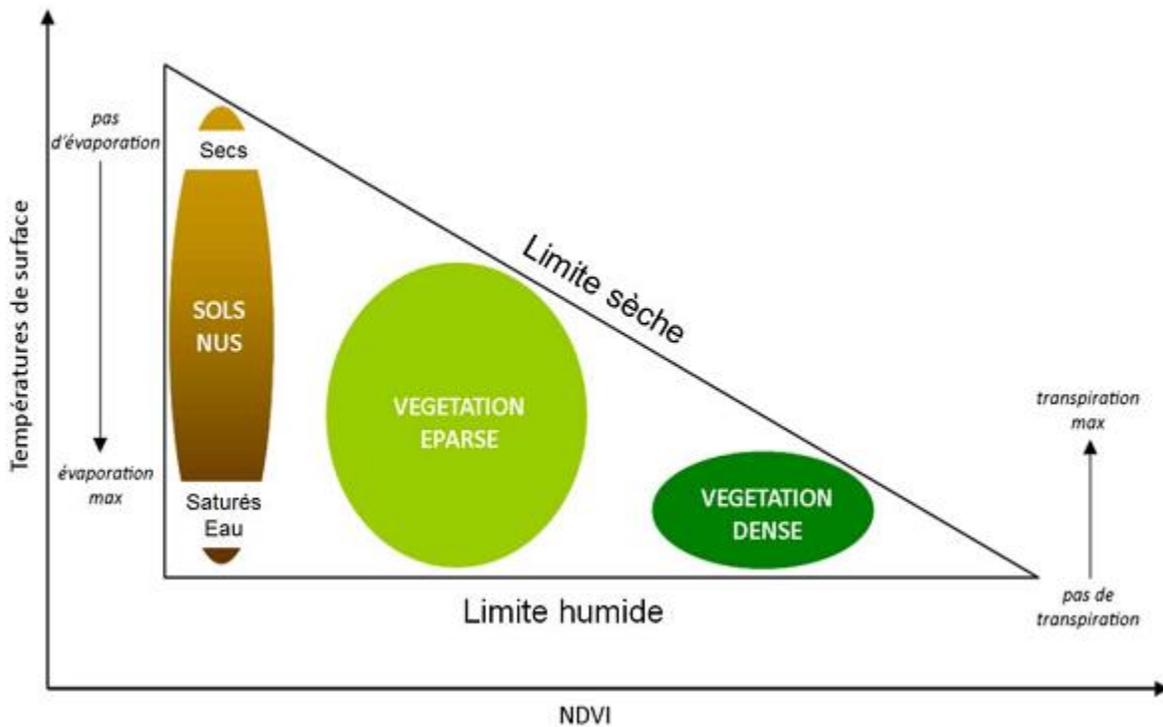


Figure 5. Relation simplifiée entre les T_s et le NDVI (Lambin & Ehrlich, 1996)

De nombreuses études ont fourni différentes interprétations de l'espace T_s -NDVI, pour avoir des informations sur l'état de la végétation et l'humidité de la surface. WANG et al. (2009) a proposé un indice d'humidité du sol (SMI: *Soil Moisture Index*), qui prend des valeurs de 0 pour le bord sec et 1 pour le bord humide. L'indice d'humidité du sol SMI est calculé à partir de l'espace caractéristique T_s -NDVI. Il est défini comme suit :

$$SMI = \frac{T_{S_{\max}} - T_s}{T_{S_{\max}} - T_{S_{\min}}} \quad (4)$$

Où T_{smax} et T_{smin} sont les températures de surface maximale et minimale pour un NDVI donné. T_s est la température de surface dérivée de données détectées à distance à un pixel donné pour un NDVI donné. En d'autres termes, SMI est le rapport de deux différences de température ($T_{smax}-T_s$) et ($T_{smax}-T_{smin}$) à un pixel donné pour un NDVI donné.

$$T_{smax} = a_1 * NDVI + b_1 \quad (5)$$

$$T_{smin} = a_2 * NDVI + b_2 \quad (6)$$

Où a_1 , a_2 et b_1 , b_2 représentent la pente et l'intercepte obtenus par les équations de la régression linéaire (5) et (6) qui représentent le bord sec et humide, respectivement.

D'autres auteurs, tels que Filion (2015) et Prihodko et Goward (1997), ont proposé l'indice TVX (indice de température/végétation) réalisé à partir de la pente entre NDVI et T_s . La valeur de pente est calculée avec les valeurs de NDVI et de T_s pour chacun des pixels d'une image. Sandholt et al. (2002) ont proposé un indice simplifié de sécheresse de la surface du sol (TVDI: Temperature Vegetation Dryness Index) basé sur une paramétrisation empirique de la relation entre T_s et NDVI. Il prend des valeurs de 1 pour le bord sec et de 0 pour le bord humide. Les valeurs élevées de TVDI, inversement lié à l'humidité du sol, indiquent des conditions sèches.

I.4.2.3. Méthodes micro-ondes

La télédétection par micro-ondes mesure le rayonnement électromagnétique dans le domaine des micro-ondes du spectre électromagnétique, ayant des longueurs d'onde comprises entre 0,5 et 100 cm. Les techniques de télédétection par micro-ondes sont utilisées pour récupérer l'humidité du sol en raison de leur haute sensibilité aux propriétés diélectriques du sol, qui sont fortement influencées par la présence d'eau (Schmugge et al., 1986 ; Ulaby et al., 1986 ; Jackson et al., 1996). La télédétection par micro-ondes est divisée en deux types : la télédétection passive et la télédétection active.

➤ Télédétection par micro-ondes active

La télédétection par micro-ondes active utilise des capteurs RADAR " Radio Detection and Ranging " qui transmettent des impulsions d'énergie d'onde connue et reçoivent un signal de retour dont l'intensité dépend des caractéristiques de la cible (Kornelsen et al., 2013). Le signal de retour est enregistré par le capteur, et est généralement exprimé en coefficients de rétrodiffusion (σ^0). Ces coefficients de rétrodiffusion (σ^0) peut être calculé pour chaque pixel de l'image radar en comparant la phase et l'amplitude des impulsions transmises et réfléchies

(horizontal-vertical (VH)/vertical horizontal (VH), horizontal-horizontal (HH)/vertical-vertical (VV)). Le σ^0 dépend de la teneur en eau du sol, et est utilisé pour déterminer la teneur en humidité du sol (Prakash et al., 2012 ; Schmugge et al., 1980).

Il existe diverses bandes de fréquences opérationnelles et de longueurs d'onde pour les systèmes de télédétection micro-ondes (Tableau 2). Cependant, des travaux de recherches ont constaté que la bande C en polarisation HH est la plus sensible à l'humidité du sol et la moins sensible aux paramètres de surface (rugosité de la surface, caractéristiques topographiques et végétation) (Ulaby et al., 1996, Tansey et al., 1999).

Tableau 2: Fréquences et de longueurs d'onde de diverses bandes micro-ondes.

Bandes	Fréquences (GHz)	Longueurs d'onde (cm)
P- Band	0.44	68
L-Band	1.28	23
S- Band	3.0	20
C-Band	5.3	5.7
X- Band	9.6	3.1

Au cours des dernières décennies, de nombreux modèles ont été développés et utilisés pour évaluer l'humidité du sol nu à l'échelle des champs agricoles, tels que le modèle Oh (Oh et al., 1992), le modèle d'équation intégrale (IEM) (Fung et al., 1992), le modèle Dubois (Dubois et al., 1995) et le modèle Shi (Shi et al., 1997). Dans le cas des surfaces couvertes de végétation, plusieurs modèles ont été proposés en tenant compte divers paramètres pour atténuer l'influence de la végétation sur le signal radar (Bousbih et al., 2018, Bao et al., 2018, Rawat et al., 2019). La technique la plus utilisée utilise le modèle semi-empirique de nuage d'eau (WCM), développé par Attema et Ulaby (1978). Cette approche nécessite le calcul de coefficient de rétrodiffusion total en additionnant les signaux réfléchis par la végétation ainsi que ceux atténués par la végétation et diffusés par le sol. Les descripteurs de végétation proviennent principalement de données optiques. Le descripteur le plus couramment utilisé est le NDVI, qui fournit une représentation précise de l'influence de la végétation sur le coefficient de rétrodiffusion total.

Plusieurs études proposent de récupérer l'humidité du sol par le WCM, en différentes régions agricoles. Par exemple, Kumar et al. (2012) ont utilisé les données ASAR sur la plateforme ENVironment SATellite (ENVISAT) de l'ESA, pour générer de l'humidité du sol avec un RMSE d'environ 4%, dans diverses campagnes sur les champs de canne à sucre. Baghdadi et al.

(2012) ont utilisé une technique de l'intelligence artificielle "réseaux de neurones" pour récupérer l'humidité du sol en utilisant RADARSAT-2 et LANDSAT-7/8, sur des prairies irriguées.

El Hajj et al. (2014) ont estimé l'humidité du sol sur les prairies en inversant le WCM basé sur la technique des réseaux de neurones. Cette dernière méthodologie a été appliquée opérationnellement sur le sud de la France pour toutes les zones agricoles, avec une précision proche de 5% en humidité volumétrique.

Les nouveaux programmes d'observation de la Terre Copernicus avec les satellites Sentinel 1 à 6 de l'Agence Spatiale Européenne (ESA, 2014), sont les plus ambitieux jusqu'à ce jour. Ils visent aussi à démocratiser l'accès aux ressources de télédétection en fournissant des produits des données radar à synthèse d'ouverture (SAR) en temps réel. Ce sont les premiers satellites fournissant gratuitement des données spatiales élevées en temps quasi réel (5 m × 5 m) et à haute résolution temporelle (6 jours).

➤ **Télédétection micro-ondes passive**

Les capteurs à micro-ondes passives mesurent les signaux émis naturellement par les surfaces terrestres. Une série des satellites équipés par des capteurs micro-ondes sont disponibles depuis 1980 et sont représentés dans la Figure 6. Parmi tous les capteurs micro-ondes passives, plus récemment : SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity), ASCAT (Advanced SCATterometer), AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer) et SMAP (Soil Moisture Active Passive). Ils fournissent quotidiennement des données satellite pour le globe. Ces capteurs permettent de faire un suivi global des changements de conditions à la surface du sol avec une résolution de l'ordre du kilomètre (Anudeep, 2013 ; Wigneron et al., 2003).

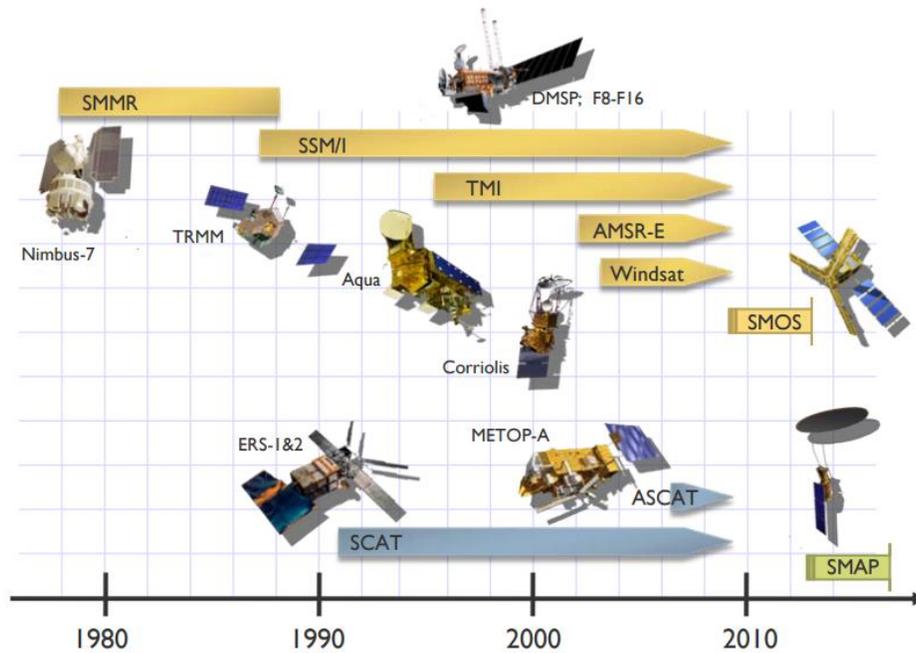


Figure 6. Les capteurs micro-ondes pour la surveillance de l'humidité du sol (<https://earth.esa.int>).

Actuellement, si les gestionnaires des ressources en eau désirent à obtenir des informations globales sur l'humidité du sol, ils doivent employer du personnel hautement qualifié et demande beaucoup de technologies complexes (traitement d'images en télédétection, modélisation en télédétection, etc.) et de compétences (analystes géospatiales, des ressources en eau, etc.) sont (Wagner et al., 2009). Idéalement, l'ultime objectif serait une agence spatiale gouvernementale produisant toute l'information nécessaire (pour des résolutions, couvertures et fréquences données) pour les gestionnaires des ressources en eau (Moran et al., 2004). Des efforts sont faits dans ce sens. Par exemple, dans le cadre de la mission SMAP qui vient d'être lancée en janvier 2015, la NASA va produire et rendre accessibles des produits d'humidité du sol, mais à des résolutions de l'ordre du kilomètre (Entekhabi et al., 2010).

L'Agence Spatiale Européenne (ESA) a lancé la mission SMOS le 2 novembre 2009. C'est également le premier capteur à micro-ondes passif en bande L dédiée à la mesure globale de l'humidité du sol proche de la surface de la Terre (jusqu'à 10 cm) (Das et al., 2015). La résolution spatiale de SMOS est suffisamment suffisante pour récupérer l'humidité du sol pour de nombreuses applications mondiales. La combinaison des données SMOS avec les données d'autres résolutions plus élevées d'autres capteurs peut fournir une solution potentielle pour les estimations mondiales de l'humidité du sol (Das et al., 2015).

I.5. Comparaison de différentes techniques de télédétection

Chaque méthode de télédétection a ses avantages et ses inconvénients dans l'évaluation de l'humidité des sols. Les méthodes optiques permettent de surveiller l'humidité du sol à des résolutions plus fines, mais sont souvent influencées par les nuages et les conditions atmosphériques (Anne et al., 2014 ; Filion et al., 2016). En plus, les capteurs optiques ne peuvent pas fonctionner toute la journée et la nuit. Dans le domaine des micro-ondes (actives ou passives), le lien entre l'émission du sol et humidité du sol est plus direct et est basé sur l'écart entre les constantes diélectriques d'un sol sec et d'un sol humide. Outre la faible influence des conditions atmosphériques, la résolution spatiale et temporelle est nettement plus faible que dans le domaine optique (De Jeu et al., 2014 ; Pan et al., 2014 ; Panciera et al., 2014). Par contre, La surveillance de l'humidité du sol par la méthode de télédétection thermique a une bonne précision, mais elle est également vulnérable à l'influence des nuages et peut facilement connaître la perturbation du signal dans des conditions de végétation dense (Minacapilli et al., 2009). Un résumé des techniques de télédétection pour l'estimation de l'humidité du sol est présenté au Tableau 3.

Tableau 3: Techniques de télédétection pour l'estimation de l'humidité de surface du sol (Liang et al., 2019).

Type de Télédétection		Avantages	Limitations
Optique		Résolution spatiale allant de faible à très haute Couverture temporelle et spatiale variée	Pénétration limitée de la surface Contamination par les nuages Plusieurs sources de bruits
Thermique		Résolution spatiale faible à moyenne Couverture variée	Pénétration limitée de la surface Perturbation par les conditions météorologiques et la présence de végétation
Micro-ondes	<i>Passives</i>	Faible bruit atmosphérique Pénétration modérée de la surface Large couverture	Résolution spatiale faible Perturbation la présence de végétation
	<i>Actives (radar)</i>	Faible bruit atmosphérique Pénétration modérée de la surface Haute résolution spatiale	Couverture limitée Perturbation par la rugosité de surface et la présence de végétation

I.6. Généralités sur la zone d'étude

Dans le cadre de cette thèse, l'investigation de l'humidité des sols a concerné deux zones d'étude spécifiques en raison de plusieurs considérations, à savoir le rôle stratégique dans le domaine agricole au Maroc, leur aspect climatique de type aride/semi-aride caractérisé par une irrégularité spatiotemporelle prononcée, et les types d'agriculture soit irrigué ou sous régime pluvial (Bour). Les deux zones d'étude font partie de la région de Beni Mellal-Khénifra (Figure. 7) dont est le centre urbain principal est la ville de Beni Mellal. Cette région, située au centre du Maroc, couvre une superficie de 33208 km² et compte une population de 2520776 habitants, soit 7,4% de la population totale du Maroc (RGPH, 2014). Les principales sources de revenus pour la population sont l'agriculture, l'élevage et des activités minières (HCP, 2017). Le climat de la région est semi-aride à aride avec une saison sèche d'avril à octobre et une saison pluvieuse de novembre à mars. La température annuelle varie de 3,5 °C en hiver à 38 °C en été, avec une moyenne de 17 °C (Barakat et al., 2017). Du point de vue des ressources en eau, la région est l'un des principaux réservoirs d'eau du royaume, comprenant d'énormes réserves d'eau souterraine et les eaux de surface (Barakat et al., 2017).

Géomorphologiquement, la région comprend quatre unités géographiques ; les montagnes de l'Atlas, la zone de contreforts représentant la transition entre la Montagne et la plaine de Tadla, le plateau de phosphate, et le périmètre irrigué de Tadla. La topographie de la zone d'étude varie de 300 m s. n. M. dans la plaine à 3890 m s. n. M. dans la Montagne. Environ la moitié de la région est montagneuse (de 900 à 3890 m) tandis que l'autre moitié est constituée de plaines et de plateaux (environ 600 m).

Le secteur agricole est l'un des secteurs les plus prometteurs de la région et constitue la principale activité économique. La superficie agricole utile de la région est d'environ 948 397 ha dont 212 000 ha irrigués (CRI, 2015). Les principales classes agricoles présentes dans cette région sont le périmètre irrigué, la zone pluviale (non irriguée), et la zone de contreforts (arbres et forêt).

La contribution de la région à la production céréalière nationale demeure importante. Elle était de l'ordre de 68,9% lors de la campagne 2015-2016 (HCP, 2017). La culture céréalière a enregistré une production totale de près de 3,8 millions de quintaux. Elle est constituée du blé dur, du blé tendre, de l'orge et du maïs. Le Blé tendre est de loin la céréale la plus cultivée dans la région. En effet, la culture du blé tendre représente 58% de la production céréalière dans la région. Le blé dur occupe la deuxième place avec 22% de la production, suivi de l'orge avec 20% (Tableau 4) (MAPM, 2016).

Tableau 4: Productions des principales céréales par province dans la région de Béni Mellal-Khénifra.

Production en milliers de quintaux- Campagne 2015-2016	Blé dur	Blé tendre	Orge	Total
Béni Mellal	309,00	330,20	160,80	800
Khouribga	0,25	1,18	18,60	20,03
Azilal	436,2	297,00	413,20	1146,4
Fquih ben Saleh	221,10	1241,20	101,30	1 563,6
Khénifra	65,11	142,02	52,14	259,27
Total	1031,66	2011,6	46,04	3089,3

Source : Annuaire statistique de la région Béni Mellal- Khénifra (2016).

Selon le Ministère de l'Energie, des Mines, de l'Eau et de l'Environnement, l'agriculture considérée comme le secteur le plus consommateur d'eau avec plus de 78% des eaux mobilisées. Face à la situation difficile des ressources hydriques qui ne cesse de s'aggraver, l'économie d'eau est désormais un axe incontournable de la nouvelle politique de l'eau du Maroc (Lionboui et al. 2014). Dans ce contexte, le département de l'Agriculture a élaboré une stratégie pour l'économie d'eau et sa valorisation en agriculture irriguée. Cette stratégie considère l'amélioration du revenu agricole comme une condition sine qua none pour sa réussite (MAPM, 2021). Elle se base sur l'amélioration du service de l'eau d'irrigation. Dans ce contexte, les données de télédétection peuvent fournir des données chronologiques réparties dans l'espace de la surface de la Terre à diverses résolutions et se sont avérées être une source fiable à améliorer la gestion de l'irrigation pour des économies d'eau accrues et une meilleure production agricole (Benabdelouahab et al., 2016).

CHAPITRE II

Estimation et suivi spatio-temporel de l'humidité de surface du sol à l'aide de la télédétection optique. Cas de la zone est du périmètre irrigué de Tadla.

Khellouk, et al. (2020). Spatiotemporal monitoring of surface soil moisture using optical remote sensing data: a case study in a semi-arid area. *Journal of Spatial Science*, 65(3), 481-499, doi:10.1080/14498596.2018.1499559..

Chapitre II : Estimation et suivi spatio-temporel de l'humidité de surface du sol à l'aide de la télédétection optique. Cas de la zone est du périmètre irrigué de Tadla

II.1. Introduction

Les activités agricoles dans les régions arides et semi-arides dépendent largement de la quantité d'eau disponible dans le sol pour les cultures (Shafian et al., 2015, Vicente-Serrano et al., 2004). Dans ces zones, le déficit pluviométrique peut conduire à une réduction significative de la production agricole, ce qui implique l'utilisation de l'irrigation pour répondre aux besoins en eau des cultures (Benabdelouahab et al., 2016). Au Maroc où 40% des terres agricoles reçoivent une précipitation annuelle inférieure à 400 mm, la production agricole, un des principaux secteurs économiques, dépend principalement de l'irrigation, où les céréales sont les plus cultivées. Cependant, dans le contexte de pénurie d'eau au Maroc en raison du changement climatique, la gestion de l'eau d'irrigation est devenue une priorité pour les gestionnaires pour estimer les besoins en eau des cultures et détecter les périodes de stress hydrique. La surveillance de la teneur en humidité du sol (SSMC: *Surface soil moisture content*) est l'un des principaux paramètres aidant les gestionnaires et les parties prenantes d'estimer les besoins en eau des cultures et de planifier efficacement les approvisionnements d'irrigation (Huang et al., 2016, Wang et al., 2007b).

La télédétection spatiale est devenue largement utilisée dans les recherches scientifiques de SSMC (Pan et al., 2014 ; Panciera et al., 2014), en raison de sa caractérisation à grande échelle et de son faible coût par rapport aux méthodes conventionnelles basées sur des observations in situ (mesures de terrain, analyses en laboratoire). Généralement, pour estimer le SSMC à l'aide de données de télédétection, Les trois grandes catégories de données spatiales employées sont les données optiques (micro-ondes passives), les données thermiques et RADAR (micro-ondes passives). Sadeghi et al. (2015) ont démontré que la télédétection optique constitué un outil approprié pour l'estimation de l'humidité de surface du sol, car le rayonnement solaire réfléchi est le signal passif le plus puissant disponible pour les satellites. Par conséquent, les observations à des longueurs d'onde optiques sont capables de fournir des données à haute résolution spatiale.

De nombreux indices spectraux dérivés de données de télédétection optique ont été adoptés pour évaluer la SSMC (Kogan, 1997, Niemeier, 2008, Clark, 1999, Dangwal et al., 2015, Kim, 2006). Ces indices sont des combinaisons mathématiques de différentes bandes spectrales, principalement celles allant du visible (0,4-0,74 μm) à l'infrarouge à ondes courtes (1,3-2,5 μm) en passant par le proche infrarouge (0,74-1,3 μm). Les indices spectraux couramment utilisés sont classés en indices utilisés pour prévoir la teneur en eau de la végétation, et indices pour évaluer l'humidité du sol, et indices à fort potentiel pour surveiller à la fois l'humidité du sol et de la végétation (Benabdelouahab et al., 2015, Zhang et al., 2013). Les indices proposés pour estimer la teneur en eau de la végétation à partir des données de télédétection sont NDWI (*Normalized Difference Water Index*) (Gao, 1996), LSWI feuilles (*Leaf Water Content Index*) (Xiao et al., 2004), NDII (*Normalized Difference Infrared Index*) (Hunt et al., 1989), VegDRI (*Vegetation Drought Response Index*) (Brown et al., 2008) et NDDI (*Normalized Difference Drought Index*) (Gu et al.2007). Tous ces indices ont été développés sur la base de la réflectance spectrale visible, NIR: (*Near InfraRed*) et SWIR (*ShortWave InfraRed*). D'autres indices basés sur l'espace spectral NIR-Red ont été proposés dans la littérature scientifique pour estimer la teneur en humidité du sol. Ghulam et al. (2006) a développé l'indice de sécheresse perpendiculaire (PDI : *Perpendicular Drought Index*), qui est très efficace pour les sols nus, mais pas pour les sols couverts de végétation. La délimitation de la ligne de sol à partir de l'espace NIR-Red dépend de la diversité des catégories de sol. Pour résoudre ce problème, Yang et al. (2008) ont développé l'indice de sécheresse à distance (DDI: *distance drought index*). Également, Du et al. (2007) ont proposé l'indice SWCI (Surface Water Capacity Index) conçu pour la teneur en humidité du sol.

En outre, de nombreux indices ont été utilisés pour l'estimation simultanée de l'humidité du sol et de la teneur en eau de la végétation, à savoir : SIWSI (Short wave Infrared Water Stress Index) (Fensholt et al., 2003), NMDI (Normalized Multiband Drought Index) (Wang et al., 2007a), MPDI (Modified Perpendicular Drought Index) (Ghulam et al., 2007) et VSDI (Visible and Short-wave infrared Drought Index) (Zhang et al., 2013). Le dernier d'indice (VSDI) est plus adapté pour estimer le SSMC dans différentes conditions telles que : sol nu, sol mixte (sol partiellement recouvert) et sol totalement recouvert de végétation. Ceci est particulièrement important dans les zones irriguées pendant la saison agricole en raison de l'hétérogénéité et du changement continu de l'état du couvert de végétale de la zone étudiée dans le temps et dans

l'espace. Dans ce contexte, le présent chapitre visait à proposer une méthode appropriée pour récupérer et cartographier avec précision l'humidité de surface du sol pendant la saison de croissance de la végétation dans la zone Est du périmètre irrigué de Tadla, au Maroc. Pour atteindre cet objectif, les performances des indices VSDI, NMDI et SIWSI pour l'estimation de SSMC ont été explorées à l'aide de bandes de réflectance optique dérivées de Landsat-8 OLI, et un modèle SSMC basé sur la méthode de régression linéaire (stepwise) a été développé. Cette méthode a été utilisée pour la première fois pour récupérer le SSMC.

II.2. Matériels et méthodes

II.2.1. Zone d'étude : Sous-périmètre irrigué de Béni-Moussa

La région d'étude est située à l'est du sous-périmètre irrigué de Beni-Moussa (Figure 8). Elle fait partie du périmètre de Tadla qui est situé au centre du Maroc (32° 21' N and 6° 31' W). Au niveau de ce site irrigué pendant la saison de croissance du blé 2013-2014, 13 parcelles de blé ont été sélectionnées, avec une taille variant de 1,7 à 24,5 ha. La Figure 9 illustre l'emplacement des parcelles qui sont numérotées de I1 à I13. Le suivi régulier de l'humidité de surface du sol a été effectué à chaque parcelle pendant la saison de croissance (du sol nu au sol complètement couvert par la végétation).

Le sous-périmètre irrigué de Béni-Moussa-Est un domaine éminemment agricole en raison de la fertilité du sol, de sa topographie plate et des significatives ressources en eau. L'agriculture dominée par les céréales, couvrant 30% (Ouzemou et al., 2015) irriguée à la fois par les eaux souterraines et les eaux de surface fournies par le barrage de Bine el-Ouidane. La texture du sol est homogène (argileuse et argilo-limoneuse) avec un pourcentage d'argile allant de 29 à 55% (Aghzar et al., 2002). L'agriculture irriguée utilise $\approx 90\%$ de tous les prélèvements d'eau douce (Taleb 2006). Pour faire face à la vulnérabilité à la pénurie d'eau, en particulier dans la zone d'étude, l'un des remèdes est l'économie et la rationalisation de l'eau d'irrigation.

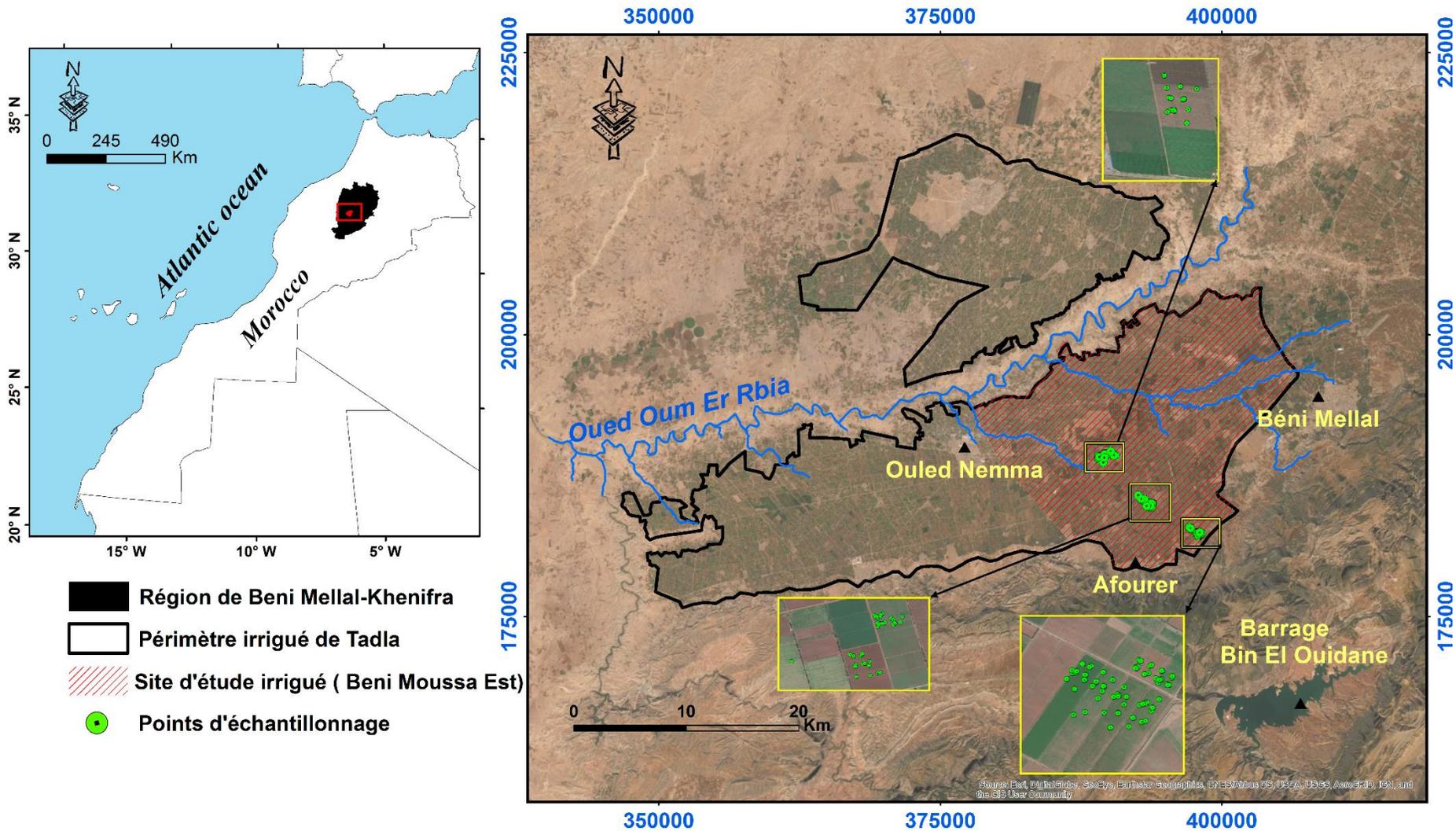


Figure 8. Localisation du périmètre irrigué de Tadla et délimitation de la zone d'étude (hachurée par la couleur rouge), la position des points d'échantillonnages est indiquée par des points verts.

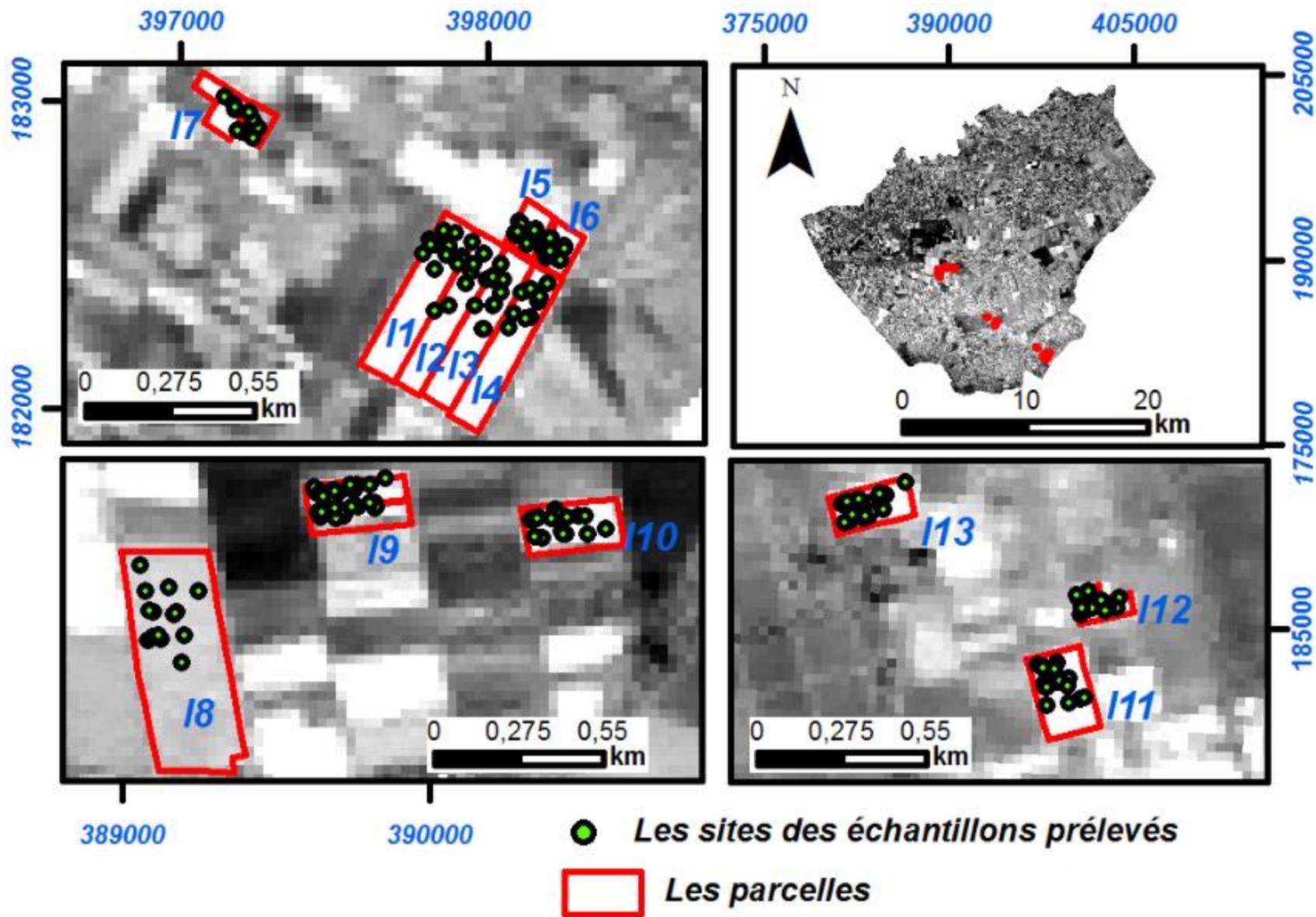


Figure 9. Localisation des parcelles expérimentales dans le site irrigué du Tadla (Sous-périmètre de Béni-Moussa).

Le volume moyen d'eau consommé par la récolte de blé pendant la période 1994-2002 a atteint $136 \text{ mm}^3 \text{ y}^{-1}$ dans le périmètre irrigué de Tadla (Benabdelouahab et al., 2015). Cette quantité correspond à 18% de la totalité de l'irrigation consommée sur le périmètre irrigué (ORMVAT, 2009). Dans cette situation, la connaissance de la teneur en eau de la végétation pourrait être une base intéressante pour améliorer la planification de l'irrigation et prévenir le stress hydrique affectant négativement le rendement (Duchemin et al., 2006). L'étude a été menée dans le but de proposer des méthodes d'estimation de l'humidité du sol, qui est l'un des paramètres importants pris dans les décisions de programmation de l'irrigation.

Les précipitations annuelles sont très hétérogènes dans l'espace et dans le temps, et varient entre 150 et 400 mm (Ouatiki et al., 2017). L'année est partagée en deux saisons : une saison sèche de Mai à Octobre, entrecoupée parfois par des pluies fin Mai et une saison humide de Novembre à Avril (Figure 10). En outre, les seules cultures possibles sans irrigation étaient les céréales. La température sujette à des variations importantes saisonnières, montre pendant la période humide des minima compris entre $-1,8^\circ$ et $2,4^\circ\text{C}$ et pendant l'été des maxima compris entre $39,6^\circ$ et 48°C . Par ailleurs, la moyenne générale mensuelle interannuelle de la température de la zone d'étude dépasse 20°C .

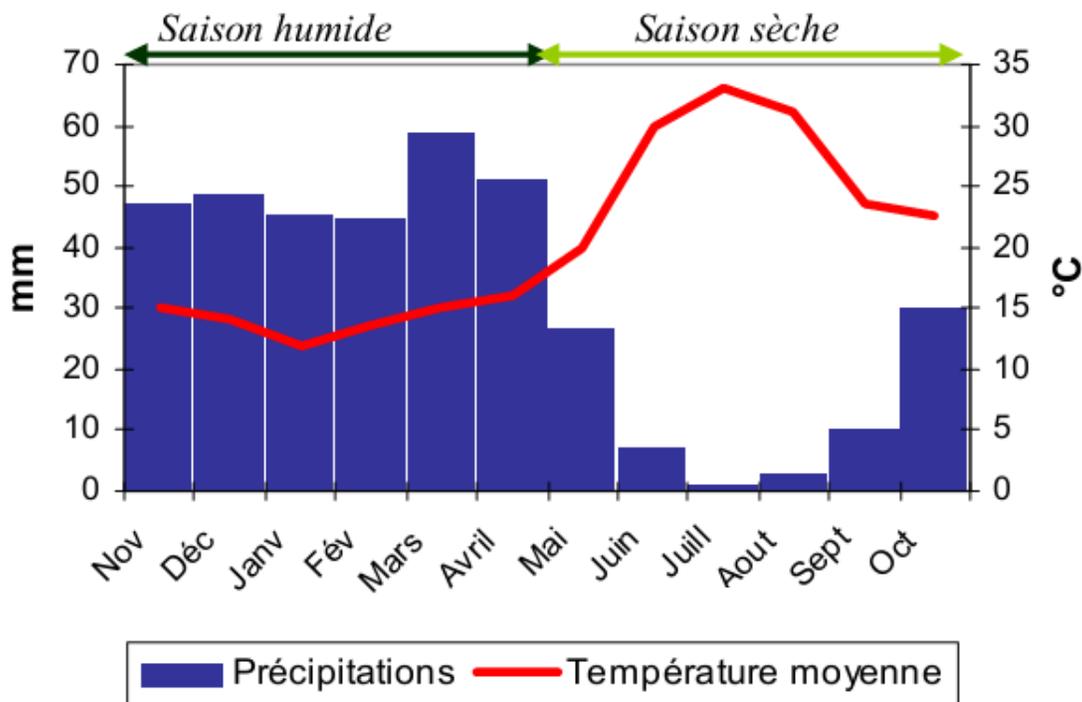


Figure 10. Diagramme ombrothermique de la région de Beni Mellal, 2004 (source: ORMVAT).

II.2.2. Données d'humidité du sol

Les propriétés optiques de surface des sols sont influencées par leurs propriétés physiques et chimiques, parmi lesquelles l'humidité. Dans ce contexte, pour examiner la relation entre l'humidité et la réflectance optique du sol, une base de données de mesures d'humidité obtenue par l'Institut National de la Recherche Agronomique du Tadla (138 échantillons) ont été utilisées pour réaliser la présente étude. Ces mesures de l'humidité du sol ont été prélevées dans des champs de blé à des profondeurs de 0 à 5 cm pendant la saison agricole 2013/14. Ensuite, au laboratoire, les échantillons prélevés ont été pesés, séchés dans une étuve (105 °C pendant 18 heures) pour éliminer toute l'eau par évaporation puis pesés à nouveau. Cette méthode mesure la proportion d'eau dans l'échantillon d'origine (Younis et al., 2015, Mudassar et al., 2016) qui est calculée par l'équation (8), exprimée en pourcentage (%).

$$\text{Humidité du sol (\%)} = \frac{(\text{Poids avant séchage} - \text{Poids après séchage})}{\text{Poids avant séchage}} * 100 \quad (8)$$

L'échantillonnage du sol a été réalisé en même temps que les dates d'acquisition des images satellites (novembre 2013 à juin 2014) pour établir la relation entre le SSMC et les valeurs des indices spectraux dérivées des données de télédétection. La Figure 8 montre l'emplacement géographique des sites d'échantillonnage sur le terrain de la zone d'étude. À l'aide du logiciel Arc GIS, les mesures d'humidité du sol ont été transformées sous forme de points (shapefile). Ces points ont servi à extraire les valeurs de pixels des images qui sont directement liées spatialement et temporellement aux mesures in situ.

II.2.3. Données satellitaires

Sept images Landsat-8 sans nuages dérivés du capteur OLI (Operational Land Imager) ont été utilisées pour calculer les indices spectraux et pour développer le modèle SSMC dans cette recherche (Tableau 5). Ces images sont caractérisées par une résolution spatiale de 30 m, et un chemin (path) et une ligne (row) de 201/038, respectivement (Tableau 6). Ces produits, pré-corrigés géométriquement et radiométriquement, ont été téléchargés gratuitement à partir du centre ESPA (the Science Center Platform Processing Architecture) (<http://espa.cr.usgs.gov/>). Ces images ont été acquises pendant la saison agricole (2013-14) entre novembre et juin.

L'humidité de surface du sol mesuré variait d'un intervalle sec à saturé, ce qui permettait de valider le modèle avec précision, ces images ont été collectées à différentes périodes de la saison de croissance des céréales. Ils ont été acquis le 6 novembre 2013 et le 8 décembre 2013 au début de la saison agricole lorsque le sol était nu, et le 25 janvier 2014, en consistance avec le milieu de la saison de croissance lorsque le sol partiellement couvert. D'autres images ont été acquises le 30 mars 2014, le 15 avril 2014 et le 17 mai 2014 pendant des périodes où le sol était complètement recouvert par la végétation.

Tableau 5: Liste et dates d'acquisition des images Landsat-8-OLI.

Scène	ID de scène Landsat	Date d'acquisition
1	LC82010382013310LGN01	06-Novembre -2013
2	LC82010382013342LGN01	08- Décembre -2013
3	LC82010382014025LGN01	25-Janvier -2014
4	LC82010382014089LGN01	30-Mars-2014
5	LC82010382014105LGN01	15-Avril-2014
6	LC82010382014137LGN01	17-Mai-2014
7	LC82010382014025LGN01	02-Juin-2014

Tableau 6: Gamme de bandes multispectrales et résolution des images Landsat-8.

Landsat-8 OLI		Gamme spectrale (μm)	Résolution spatiale (m)
Coastal aérosol	Bande 1	0,43 - 0,45 μm	30 m
Bleu	Bande 2	0,45 - 0,51 μm	30 m
Vert	Bande 3	0,53 - 0,59 μm	30 m
Rouge	Bande 4	0,63 - 0,67 μm	30 m
NIR	Bande 5	0,85 - 0,87 μm	30 m
SWIR 1	Bande 6	1,56 - 1,65 μm	30 m
SWIR 2	Bande 7	2,10 - 2,29 μm	30 m
Pan	Bande 8	0,50 - 0,67 μm	15 m
Cirrus	Bande 9	1,36 - 1,38 μm	30 m

II.2.4. Méthodologie

La méthodologie de traitement des données s'est déroulée en trois étapes principales (Figure 11) qui sont les suivantes :

- 1) les mesures en laboratoire de l'humidité du sol à partir des échantillons prélevés et transformation de ces mesures en couches vectorielles correspondant spatialement et temporellement aux images satellites acquises ;
- 2) la dérivation et évaluation du potentiel des trois indices d'humidité de surface VSDI, NMDI

et SIWSI dérivés des bandes B2 à B7 des images Landsat ;

- 3) le développement d'un nouveau modèle de SSMC basé sur la méthode stepwise.

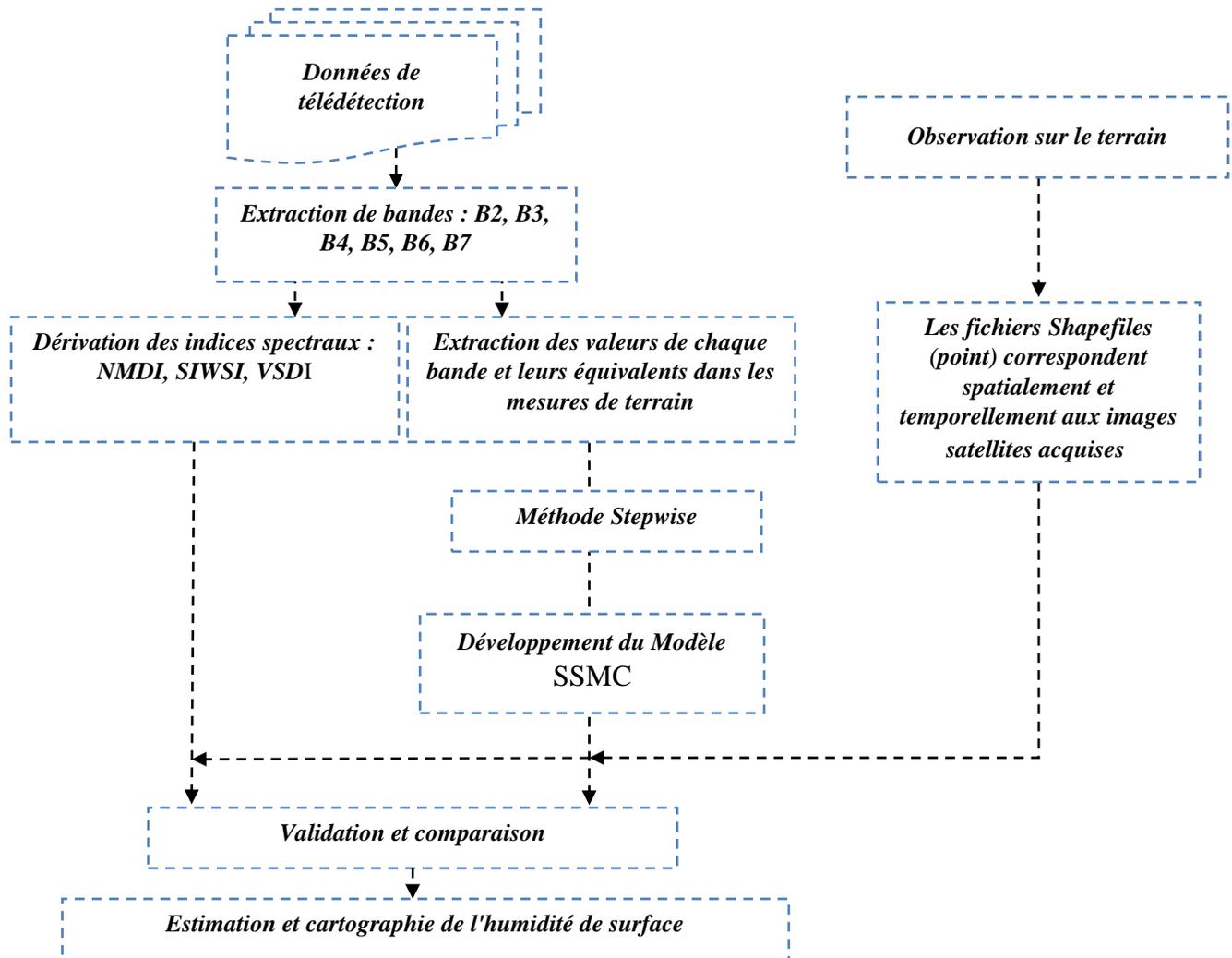


Figure 11. Organigramme de la méthodologie adoptée pour le traitement des données.

Pour extraire l'humidité de surface à partir des données de télédétection, les trois indices spectraux VSDI (Zhang et al., 2013), NMDI (Wang et al., 2007a) et SIWSI (Fensholt et al., 2003) ont été calculés. Sur la base de la littérature de recherche existante, ces indices spectraux ont démontré l'intérêt d'évaluer l'humidité de surface et les conditions de sécheresse agricole. Ces indices sont calculés à l'aide de la fonction "Band Math" du logiciel ENVI, à partir des équations (9) - (11):

$$VSDI = 1 - [(\rho_{SWIR2} - \rho_B) + (\rho_R - \rho_B)] \quad (9)$$

$$NMDI = \frac{\rho_{NIR} - (\rho_{SWIR1} - \rho_{SWIR2})}{\rho_{NIR} + (\rho_{SWIR1} + \rho_{SWIR2})} \quad (10)$$

$$SIWSI = \frac{(\rho_{SWIR1} - \rho_{NIR})}{(\rho_{SWIR1} + \rho_{NIR})} \quad (11)$$

Avec $\rho_B, \rho_R, \rho_{NIR}, \rho_{SWIR1}, \rho_{SWIR2}$ sont des bandes d'images Landsat-8 (Tableau 6).

Dans une seconde étape, les valeurs des indices spectraux calculés et leurs respectives humidités de surface mesurées ont été comparées à l'aide d'une analyse de régression linéaire.

La 3^{ème} étape a consisté à proposer un nouveau modèle SSMC en utilisant la régression pas à pas (stepwise). Cette méthode stepwise a été appliquée auparavant pour générer des modèles de salinité des sols (An et al.2016, Lhissoui et al., 2014), et estimer et cartographier la matière organique (Kerdsueb et al., 2014) des sols. Dans cette étude, l'approche de la régression stepwise est utilisée pour le développement d'un nouveau modèle permettant d'estimer l'humidité de surface. La procédure commence par l'extraction des valeurs de pixels des bandes d'images acquises (B2 à B7) qui correspondent spatialement aux mesures in situ. Ensuite, les valeurs extraites ont été comparées avec l'humidité de surface mesurée ponctuellement pour déterminer les bandes les plus corrélées. En utilisant la fonction stepwise, différentes combinaisons entre les valeurs de bande sélectionnées (variables indépendantes) et les mesures (variable dépendante) ont été testées. À chaque étape, une variable est considérée comme une addition ou une soustraction. Le modèle de régression linéaire a été généré pour chaque combinaison, et celui avec des valeurs R^2 élevées et des valeurs RMSE faibles a été reconnu comme le meilleur modèle. La formule générale du modèle est exprimée par l'équation (12) :

$$Y = C_1 * B_1 + C_2 * B_2 + \dots + C_i * B_i + b \quad (12)$$

avec Y représente la variable dépendante (l'humidité de surface du sol), C_i représente les coefficients de régression, B_i représente les bandes spectrales et b représente l'intersection.

La méthode de seuillage NDVI a été adoptée pour évaluer l'applicabilité des indices étudiés et du modèle proposé dans les différentes catégories de surface du sol (Benabdelouahab et al., 2015, Zhang et al., 2013). Pendant la saison agricole, la couverture terrestre a été classée en trois classes: sol nu au début de la saison de croissance (NDVI <0,2), sol partiellement couvert (0,2 <NDVI <0,5) au milieu de la saison de croissance, et sol totalement couvert par la végétation

(NDVI > 0,5) à la fin de la saison de croissance.

II.2.5. Réponse spectrale optique à l'humidité de surface pour les plantes et le sol

Le comportement de SSMC lié à la réflectance de surface a été explicitement formulé dans de nombreuses études (Sims and Gamon 2003, Sadeghi et al., 2015, Neto et al., 2017, Sadeghi et al., 2017, Zhang et al., 2018, Zhu et al., 2018). Dans notre étude, les informations spectrales extraites des images Landsat-8 OLI ont été comparées aux mesures de SSMC pour un sol végétalisé et un sol nu.

La Figure 12 montre les nuages de points et les corrélations obtenues entre chaque bande de réflectance Landsat-8 OLI (de la bande 2 à la bande 7) et le SSMC mesuré. En général, les corrélations entre la réflectance de surface et le SSMC avaient des valeurs négatives, sauf le cas de la bande NIR pour un sol nu (figure 12d). Des résultats similaires ont également été obtenus par Domiri (2013) en utilisant des images du capteur MODIS.

Les Figures 12a, 12b et 12c montrent les corrélations entre les bandes visibles et le SSMC. Les coefficients de détermination (R^2) des bandes rouge, bleue et verte sont respectivement de 0,74, 0,57 et 0,26 pour le sol nu. Les valeurs correspondantes pour le sol végétalisé étaient de 0,62, 0,43 et 0,52. Les résultats montrent que les bandes rouge et bleue ont la corrélation la plus significative avec SSMC. Cette relation s'expliquerait par la sensibilité de ces bandes au SSMC (Zhang et al., 2013). Comme expérimenté (Figures 12), la réflectance dans la bande verte a une corrélation plus élevée avec le SSMC dans le cas d'un sol végétalisé plutôt que dans le cas d'un sol nu (Figure 12b). Ceci s'explique par le fait que la réflectance de la végétation verte est la plus élevée dans le domaine vert du spectre visible. (Marosvölgyi et van Gorkom 2010).

La meilleure corrélation entre la réflectance et la SSMC a été obtenue pour la réflectance des bandes infrarouges à ondes courtes SWIR1 et SWIR2. Les coefficients de détermination obtenus pour SWIR1 (Figure 12e) et SWIR2 (Figure 12f) sont de 0,83 et 0,85, respectivement pour le sol nu. Les valeurs correspondantes étaient de 0,54 et 0,59 pour le sol végétalisé. On peut donc en déduire que les résultats de la bande SWIR2 décrivent mieux SSMC que le SWIR1. Ce domaine spectral comprend l'absorption d'eau influençant la sensibilité de la réflectance à la teneur en humidité de la végétation et du sol, y compris les bandes d'absorption d'eau (Ceccato et al., 2001 ; Cheng et al., 2013 ; Yilmaz et al., 2008 ; Hunt et al., 2011 ; Liu et al., 2012 ; Hunt et al., 1989). Étant donné le lien évident entre les données Landsat-8, le SSMC in situ et les

réflectances dans les bandes bleues, rouge et SWIR ont été considérées comme un prédicteur principal de SSMC. Ces bandes sélectionnées ont été utilisées pour implémenter un modèle linéaire via la méthode stepwise.

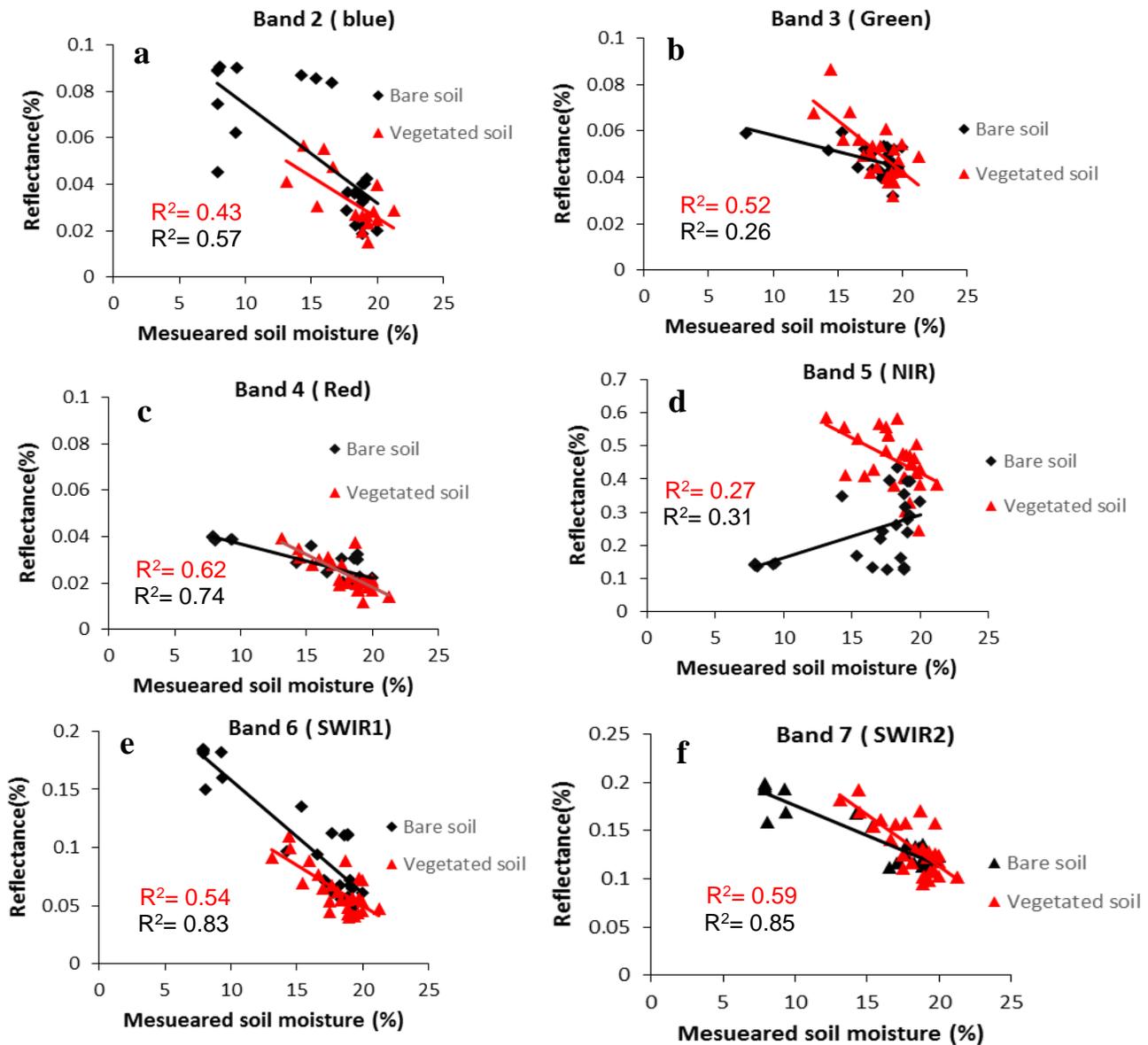


Figure 12. Corrélations entre les bandes de l'image landsat_8 et l'humidité mesurée sur le terrain. Bande 2 (0,45 - 0,51 μm), Bande 3 (0,53 - 0,59 μm), Bande 4 (0,636 - 0,673 μm), Bande 5 (0,851 - 0,879 μm), Bande 6 (1,566 - 1,651 μm), Bande 7 (2 107 - 2 294 μm).

II.2.6. Calibration et validation des approches

La performance des indices appliqués et du modèle a été validée en les comparant aux mesures d'humidité du sol effectuées au laboratoire sur 138 échantillons. Les données d'humidité du sol enregistrées à 96 points d'échantillonnage ont été utilisées pour la calibration et les données des 42 autres sites d'échantillonnage restants ont été utilisées pour les indices (VSDI, NMDI et SIWSI) et l'évaluation du modèle proposé et approprié pour prédire l'humidité du sol. L'évaluation a été effectuée à l'aide d'une analyse statistique basée le coefficient de détermination (R^2) employé pour évaluer la relation linéaire entre les données mesurées et estimées (Equation. (13)), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour évaluer l'ampleur moyenne des erreurs entre les valeurs mesurées et estimées (équation (14)), et l'erreur quadratique moyenne normalisée (nRMSE) pour indiquer la précision du modèle et la dispersion autour de la moyenne des valeurs mesurées (Richter et al., 2012). Les formulations de ces coefficients et indicateurs d'écart, exprimés en pourcentage et permettant de valider le modèle de prédiction, sont ci-dessous.

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \right)^2 \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (14)$$

$$nRMSE = \left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \right) * 100 / M \quad (15)$$

avec :

x_i et y_i désignent respectivement les valeurs mesurées et estimées ;

\bar{x} et \bar{y} se réfèrent respectivement à la moyenne des valeurs mesurées et estimées de la variable étudiée ;

i est un identifiant variant de 1 à n ; n est le nombre de valeurs mesurées;

M est la moyenne de la variable mesurée.

II.3. Résultats et discussions

II.3.1. Évaluation des indices spectraux

Les trois indices spectraux VSDI, NMDI et SIWSI utilisés dans cette étude, pour estimer l'humidité du sol. Ils ont été testés sur trois types de couverture du sol et ont été évalués par une analyse de leurs relations avec l'humidité mesurée. Le Tableau 7 récapitule les résultats de cette analyse exprimés par les coefficients de corrélation. Tous les indices ont montré des corrélations positives avec l'humidité du sol mesurée, mais les corrélations les plus élevées obtenues pour tous les types de couverture par le VSDI avec des valeurs R^2 de 0,79, 0,78, 0,47 et RMSE de 1,76%, 1,59%, 1,36%, pour le sol nu ($NDVI < 0,2$), le sol partiellement couvert ($0,2 < NDVI < 0,5$) et le sol complètement recouvert ($NDVI > 0,5$), respectivement. Ces résultats sont similaires à ceux obtenus par Amani et al. (2016) en utilisant l'indice TSMI avec R^2 de 0,85, 0,63, 0,56, respectivement pour un sol nu, un sol partiellement couvert et un sol complètement couvert.

Le NMDI a montré une corrélation significative par rapport aux mesures d'humidité lorsque le sol est nu et complètement couvert avec des valeurs de R^2 de 0,86 et 0,43, respectivement. En revanche, il a donné une corrélation plus faible pour une couverture mixte avec R^2 de 0,38. Les mêmes résultats ont été obtenus pour l'indice spectral SIWSI. Ces résultats sont en bonne concordance avec ceux rapportés par Zhang et al. (2013) pour l'indice NMDI et par Hunt et Rock (1989) pour l'indice MSI.

L'estimation de l'humidité de surface du sol est plus compliquée dans les zones mixtes (un mélange de sols nus et de végétation) (Sánchez et al., 2015 ; Zhang et al., 2016), car la réflectance NIR de la végétation est plus élevée que celle du sol nu (Benabdelouahab et al., 2015 ; Zhang et al., 2013). Comme NMDI et SIWSI utilisaient la bande NIR, leurs valeurs ne représenteront plus la vraie réflectance de surface, ce qui suggère que ces indices sont moins appropriés pour estimer l'humidité de surface d'une couverture mixte. Le VSDI donnant une corrélation plus élevée avec l'humidité de surface du sol ($R^2 = 0,78$) par rapport aux autres indices ($R^2 < 0,38$), il a montré une meilleure capacité d'estimation et de suivi de l'humidité de surface pendant toute la saison agricole des cultures.

Tableau 7: *Corrélation entre l'humidité de surface mesurée et les indices spectraux à différents types de couverture du sol.*

	Sol nu (NDVI<0.2)			Sol partiellement couvert (0.2<NDVI<0.5)			Sol complètement recouvert (NDVI > 0.5)		
	R ²	RMSE	nRMSE	R ²	RMSE	nRMSE	R ²	RMSE	nRMSE
VSDI	0.79	1.76	9.46	0.78	1.59	10.03	0.47	1.36	6.44
NMDI	0.86	1.34	7.20	0.38	2.56	16.15	0.43	1.40	6.63
SIWSI	0.60	2.25	12.09	0.21	3.02	19.02	0.42	1.37	6.49

D'après le Tableau 7, nous remarquons que la précision de la corrélation entre les indices spectraux et l'humidité de surface diminue avec une augmentation de la densité de la végétation (une augmentation du NDVI). Ceci est lié à l'utilisation de la bande proche infrarouge (NIR). Pour ces raisons, le domaine proche infrarouge n'est pas utile pour l'étude de l'humidité de surface, car il est facilement influencé par la structure foliaire et la densité de la végétation (Zhang et al. 2008).

Les indices spectraux basés sur le visible et l'infrarouge à ondes courtes (SWIR) sont plus sensibles aux changements de teneur en eau de surface (Kim, 2006, Tucker, 1980). Ceci explique la forte corrélation entre l'indice VSDI et l'humidité de surface pour différents types de couverture du sol.

II.3.2. Résultats de la modélisation et de la validation de l'humidité du sol

II.3.2.1. Sélection de bandes spectrales sensibles à l'humidité de surface du sol

À partir de la comparaison entre l'humidité de surface du sol mesurée et toutes les bandes multispectrales des images Landsat-8 OLI (Figure 13), quatre bandes, B2 (bleu), B4 (rouge), B6 (SWIR1), B7 (SWIR2) ayant un coefficient de corrélation élevé, ont été sélectionnés. Par conséquent, les bandes spectrales sensibles et plus informatives pour l'analyse quantitative de l'humidité de surface du sol sont principalement dans le visible et le SWIR.

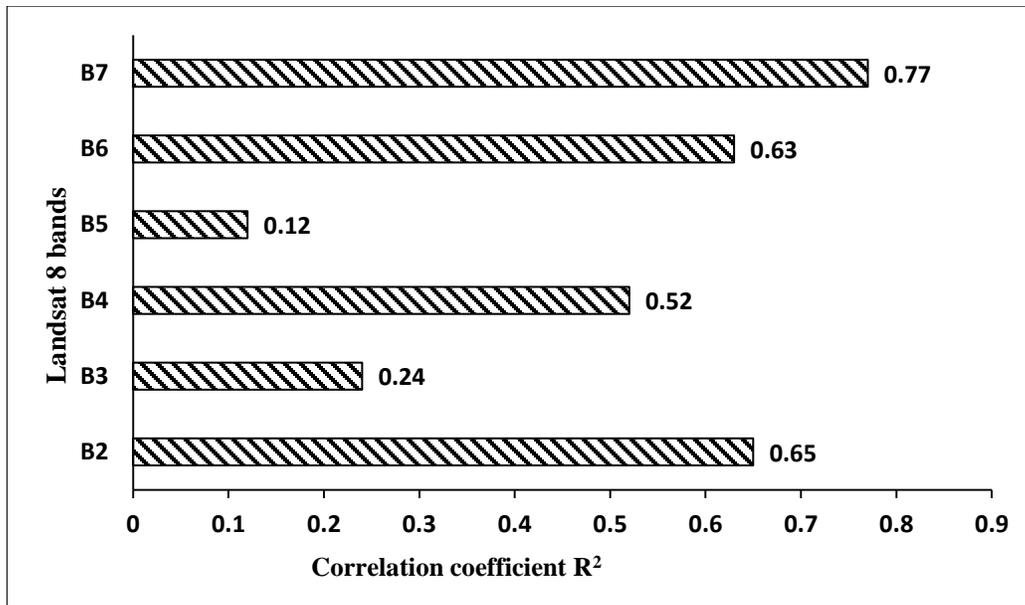


Figure 13. Corrélations entre les bandes de l'image landsat_8 et l'humidité mesurée sur le terrain.

II.3.2.2. Établissement d'un modèle d'humidité de surface du sol par la régression stepwise

La méthode de régression stepwise a été menée pour l'humidité de 70% des échantillons de sol (variable dépendante) avec les nombres numériques (DN) des quatre bandes sélectionnées (bandes B2, B4, B6 et B7) de l'image Landsat-8 OLI (variables indépendantes) pour déterminer les variables les plus significatives pour l'estimation de l'humidité de surface du sol. Toutes les combinaisons de ces variables ont été testées et le modèle de régression linéaire a été généré pour chacune d'elles.

La fonction stepwise du logiciel Matlab2013a est utilisée pour effectuer cette analyse. Il a automatiquement permis de classer les différentes combinaisons, par ordre d'importance, en utilisant les indicateurs statistiques appropriés (R², RMSE).

La Figure 14 présente l'interface graphique interactive de la régression stepwise sous logiciel Matlab :

- La partie supérieure de l'interface affiche les variables qui vont servir à estimer l'humidité de surface du sol.
- X1, X2, X3, X4 sont B2, B4, B6 et B7 respectivement.
- La partie centrale affiche les statistiques liées à chaque modèle construit.
- La partie inférieure de l'interface affiche l'erreur standard quadratique de chaque modèle construit.

- La couleur rouge indique que les variables ne sont pas intégrées dans le modèle. Une fois une variable est intégrée dans modèle elle s'affiche en bleu.

Dans notre cas, les différentes combinaisons entre les 4 variables (bandes B2, B4, B6 et B7) choisies pour sortir le modèle le plus adéquat pour estimer l'humidité de surface du sol en se basant sur deux critères (Tableau 8):

- ✓ R^2 élevé ;
- ✓ RMSE faible.

Le modèle qui respecte ces critères est celui jugé le plus convenable pour l'estimation de l'humidité de surface du sol.

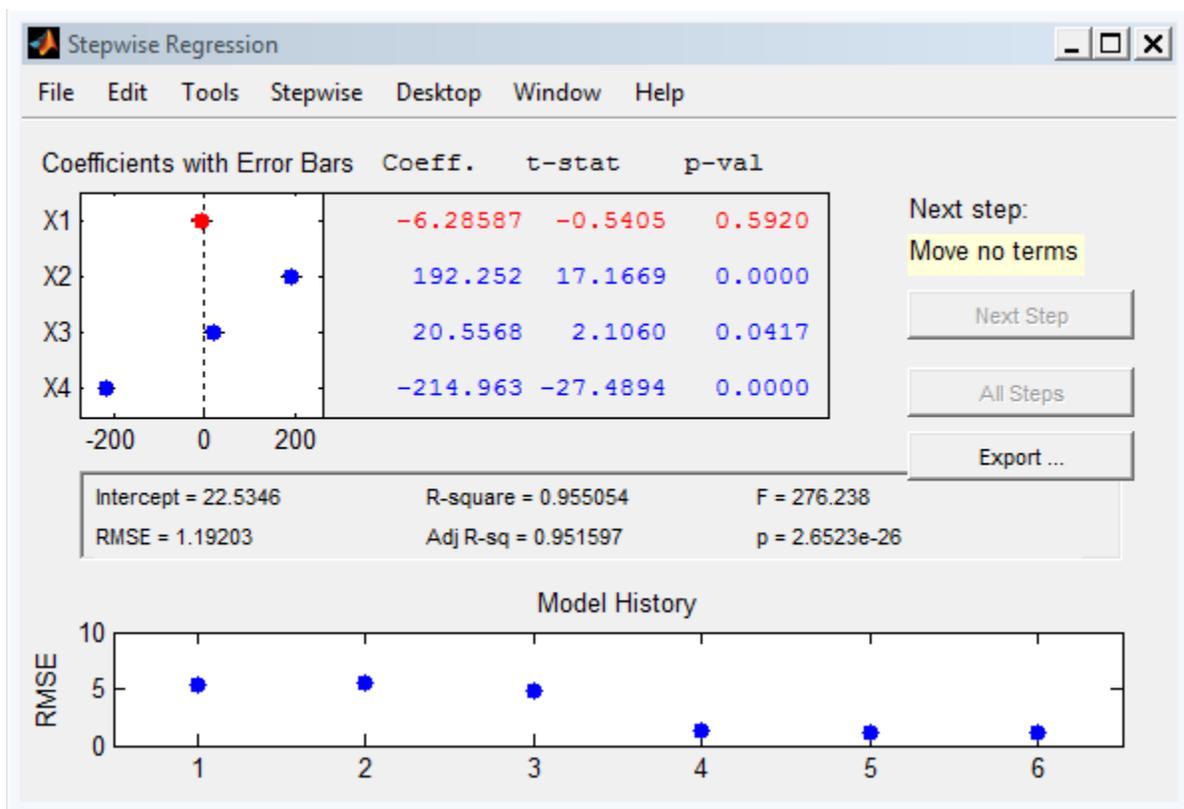


Figure 14. L'interface graphique interactive de la régression stepwise sous logiciel Matlab.

D'après le Tableau 8, le modèle le plus adéquat pour estimer l'humidité de surface du sol et qui respecte les critères cités auparavant c'est le modèle 12. Ce modèle obtenu est exprimé par :

$$y = 192.25 * B_4 + 20.55 * B_6 - 214.96 * B_7 + 22.53 \quad (16)$$

Où y représente l'humidité de surface du sol, B₄, 6, 7 représente les réflectances des bandes.

Ce modèle est indépendant des mesures in situ, il suffit de remplacer les bandes intégrées pour estimer l'humidité de surface du sol.

Tableau 8: Les modèles de régression linéaire générés par la fonction stepwise a la base de toutes les combinaisons entre les variables dépendante et indépendantes.

Model	Equation	R²	RMSE
M1	Y= -6.87*B ₂ +17.43	0.001	5.47
M2	Y= 30.03*B ₄ +14.15	0.07	5.26
M3	Y=24.19*B ₆ +12.20	0.05	5.33
M4	Y= -23.21*B ₇ +20.16	0.04	5.36
M5	Y= -102.72*B ₂ +75.24*B ₄ +14.73	0.21	4.91
M6	Y= -120.97*B ₂ +80.12*B ₆ +6.80	0.20	4.95
M7	Y= 61.42*B ₂ -52.58*B ₇ +21.05	0.08	5.30
M8	Y= 50.74*B ₄ -21.57*B ₆ +16.48	0.08	5.31
M9	Y= 209.8*B ₄ -212.37*B ₇ +24.62	0.90	1.24
M10	Y= 145.22*B ₆ -153.26*B ₇ +8.01	0.61	3.44
M11	Y= -119.49*B ₂ +47.46*B ₄ +36.62*B ₆ +10.87	0.23	4.93
M12	Y= 192.25*B ₄ +20.55*B ₆ -214.96*B ₇ +22.53	0.95	1.19
M13	Y= 4.80*B ₂ +209.08*B ₄ -214.02*B ₇ +24.68	0.45	1.25
M14	Y= -48.17*B ₂ +159.16*B ₆ -142.70*B ₇ +6.15	0.63	3.83
M15	Y= -6.28*B ₂ +190.88*B ₄ +23.26*B ₆ - 213.14*B ₇ +22.18	0.85	1.20

II.3.2.3. Validation du modèle d'humidité de surface du sol

Les performances du modèle proposé ont été évaluées sur la base des données de test restantes (30%). Les résultats de la validation sont présentés dans le Tableau 9. Les indicateurs statistiques d'évaluation du modèle obtenu pour l'estimation de SSMC dans le sol nu étaient de 0,87, 1,53% et 13,15% pour R^2 , RMSE et nRMSE, respectivement (Figure 15a). Pour les sols partiellement couverts, ces valeurs étaient de 0,85, 1,05% et 6,42% pour R^2 , RMSE et nRMSE, respectivement (Figure 15b). Pour le sol complètement recouvert, ces valeurs étaient de 0,89, 1,13% et 4,99% pour R^2 , RMSE et nRMSE, respectivement (Figure 15c). Par ailleurs, pour tous les types de couvertures, ces valeurs étaient respectivement de 0,95, 1,13% et 6,30% pour R^2 , RMSE et nRMSE (Figure 15d). Ces valeurs de coefficient de corrélation les plus élevées entre l'humidité mesurée et estimée attestent la capacité du modèle développé à récupérer la teneur en eau de différents types de couverture du sol. La capacité pourrait également être expliquée par la sensibilité élevée des bandes spectrales (réflectance de bande rouge et SWIR) utilisées dans le modèle. Le spectre visible (0,4–0,7 μm) est sensible à la teneur en eau de la végétation (Zheng et al. 2014), avec un changement de réflectance plus important dans la bande rouge, tandis que la bande spectrale infrarouge courte (SWIR) est sensible à la teneur en eau de la végétation et l'humidité du sol (Xiao et al.2006, Xiao et al.2005).

Tableau 9: *Corrélation entre l'humidité du sol mesurée in situ et l'humidité du sol estimée par le modèle développé pour différents types de couverture du sol.*

	R^2	RMSE	nRMSE
Sol nu (NDVI<0.2)	0.87	1.53	13.15
Sol partiellement couvert (0.2<NDVI<0.5)	0.85	1.05	6.42
Sol complètement recouvert (NDVI > 0.5)	0.89	1.13	4.99
Tous les types de couvertures	0.95	1.13	6.30

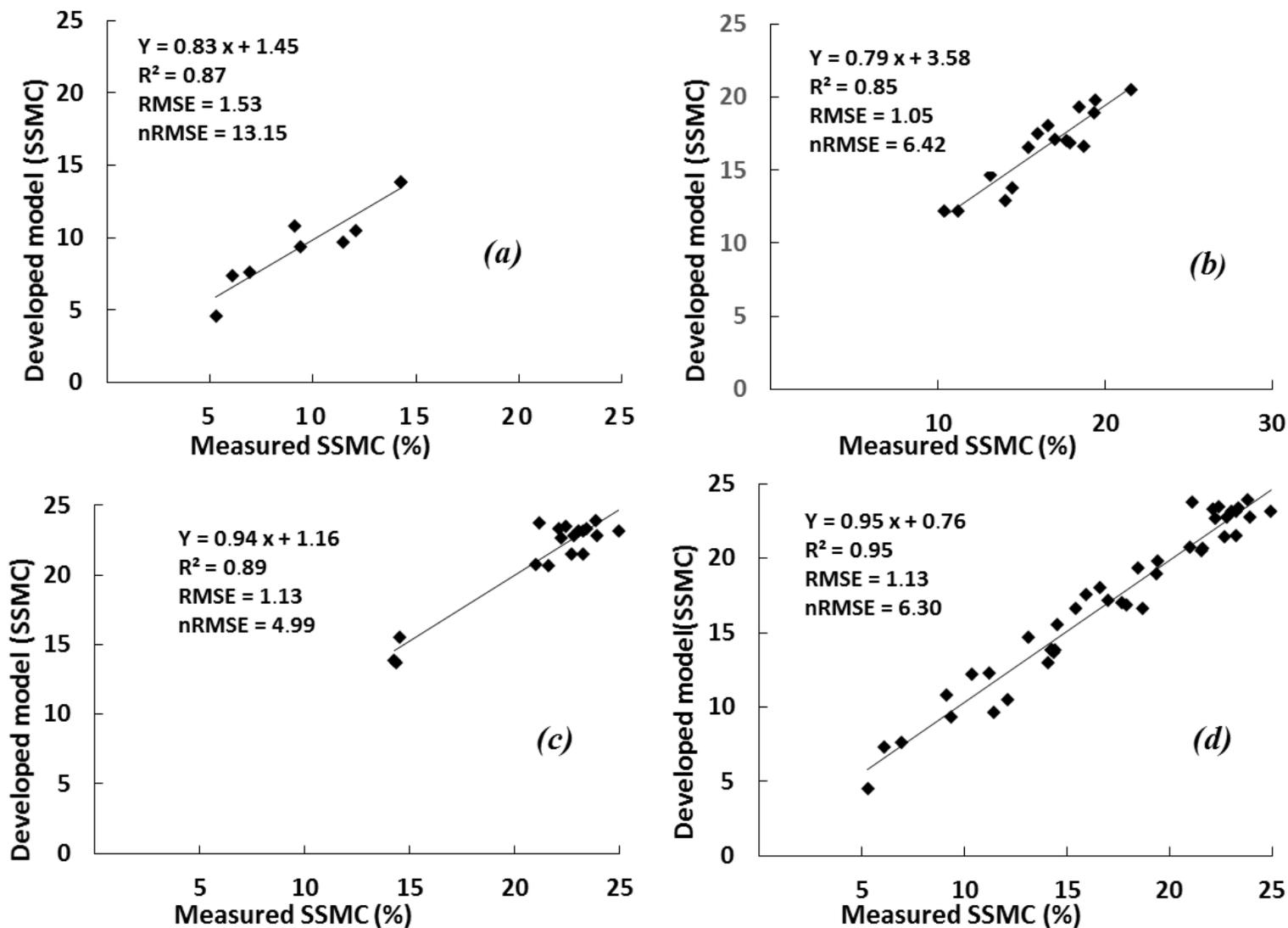


Figure 15. Les résultats de l'humidité du sol estimée par le modèle développé par rapport aux données mesurées in situ. a) Sol nu; (b) Sol partiellement couvert; (c) Sol complètement couvert; (d) Tous les types de couvertures.

II.3.1. Cartographie de l'humidité de surface du sol

L'analyse de la variabilité spatio-temporelle de SSMC dans la zone d'étude nécessite une cartographie à l'aide de données de télédétection. Les Figures 16, 17, 18,19, 20, 21 et 22 montrent des cartes d'humidité du sol dérivées des sept dates Landsat-8 pour la saison agricole 2013/2014 de novembre à juin. Ces cartes ont été générées à partir du modèle proposé obtenu par la méthode de régression stepwise présentée dans la section précédente.

Les champs expérimentaux ont été étiquetés avec des codes de I 1 à I 13. Les chiffres ont montré que l'humidité du sol variait entre 4% (couleur rouge) et 25% (couleur bleue) démontrant le changement spatial et la forte variabilité de l'humidité du sol dans la zone étudiée. De tels résultats pourraient être très utiles pour détecter et surveiller les approvisionnements d'irrigation à grande échelle pour les zones irriguées.

Dans la Figure 16, les champs I9 et I10 ont une humidité du sol inférieure à celle des autres champs, car ils sont irrigués cinq jours avant l'acquisition de l'image satellite (6 novembre 2013). Il est important de noter que la parcelle I8 est partiellement irriguée, donc elle est caractérisée par deux parties l'une humide et l'autre sèche. C'est une parcelle de grande surface.

Dans différents domaines (Figure 17), la variabilité spatiale de l'humidité de surface est hétérogène et variée entre les conditions sèches et humides ; ceci est principalement dû à la différence des dates d'irrigation. En effet, des valeurs d'humidité élevées sont observées dans les champs où la date d'irrigation est proche de la date d'acquisition de l'image. Par exemple, la Figure 18 montre un taux d'humidité du sol élevé (supérieur à 18%), des champs I1 à I13, ce qui se justifie par le fait que l'événement d'irrigation s'est produit seulement deux jours avant la date d'acquisition de l'image satellite du 25 janvier 2014.

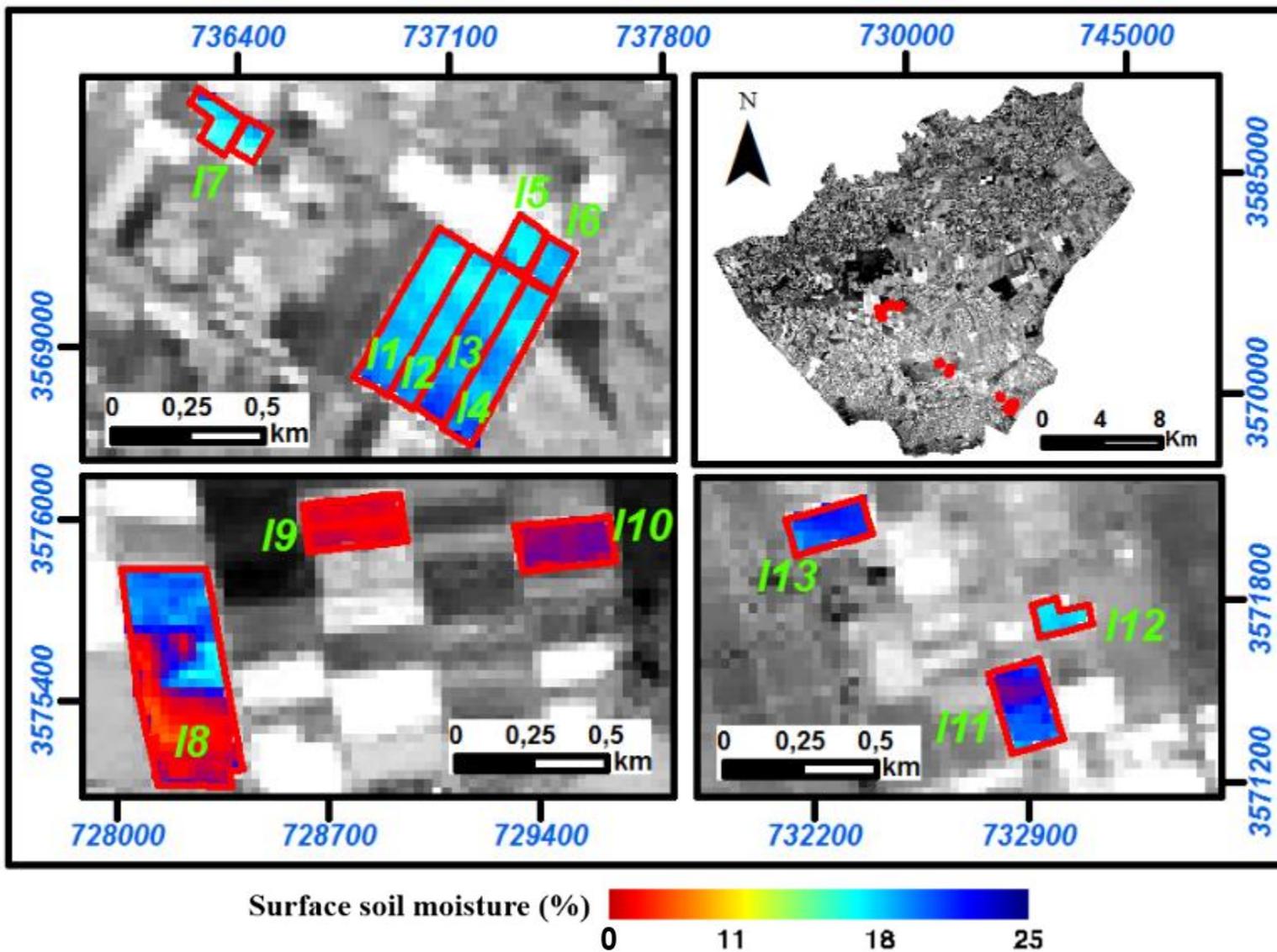


Figure 16. Cartes de l'humidité du sol dérivées du modèle développé : 6 Novembre 2013.

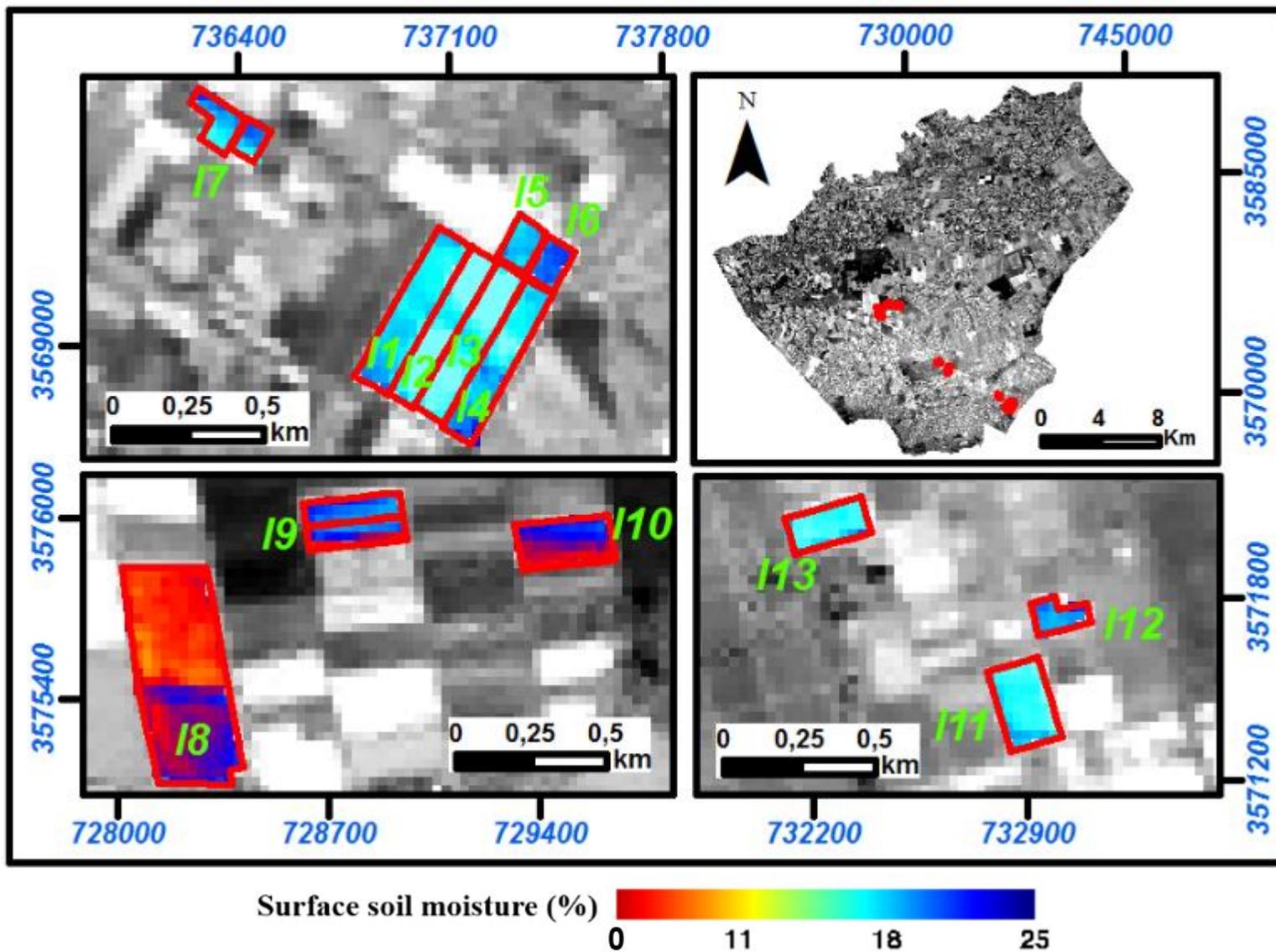


Figure 17. Cartes de l'humidité du sol dérivées du modèle développé : 8 Décembre 2013.

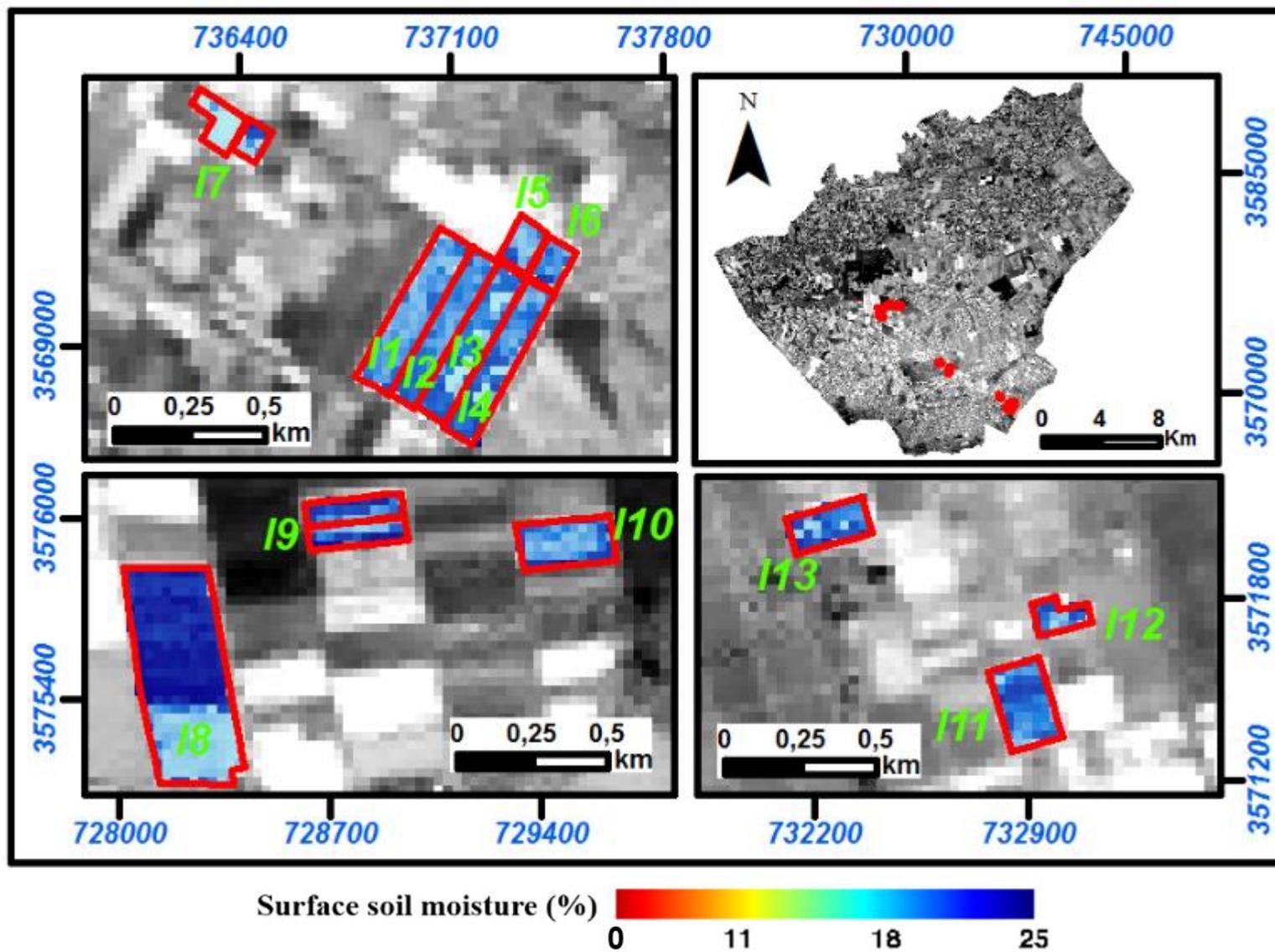


Figure 18. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé: 25 Janvier 2014.

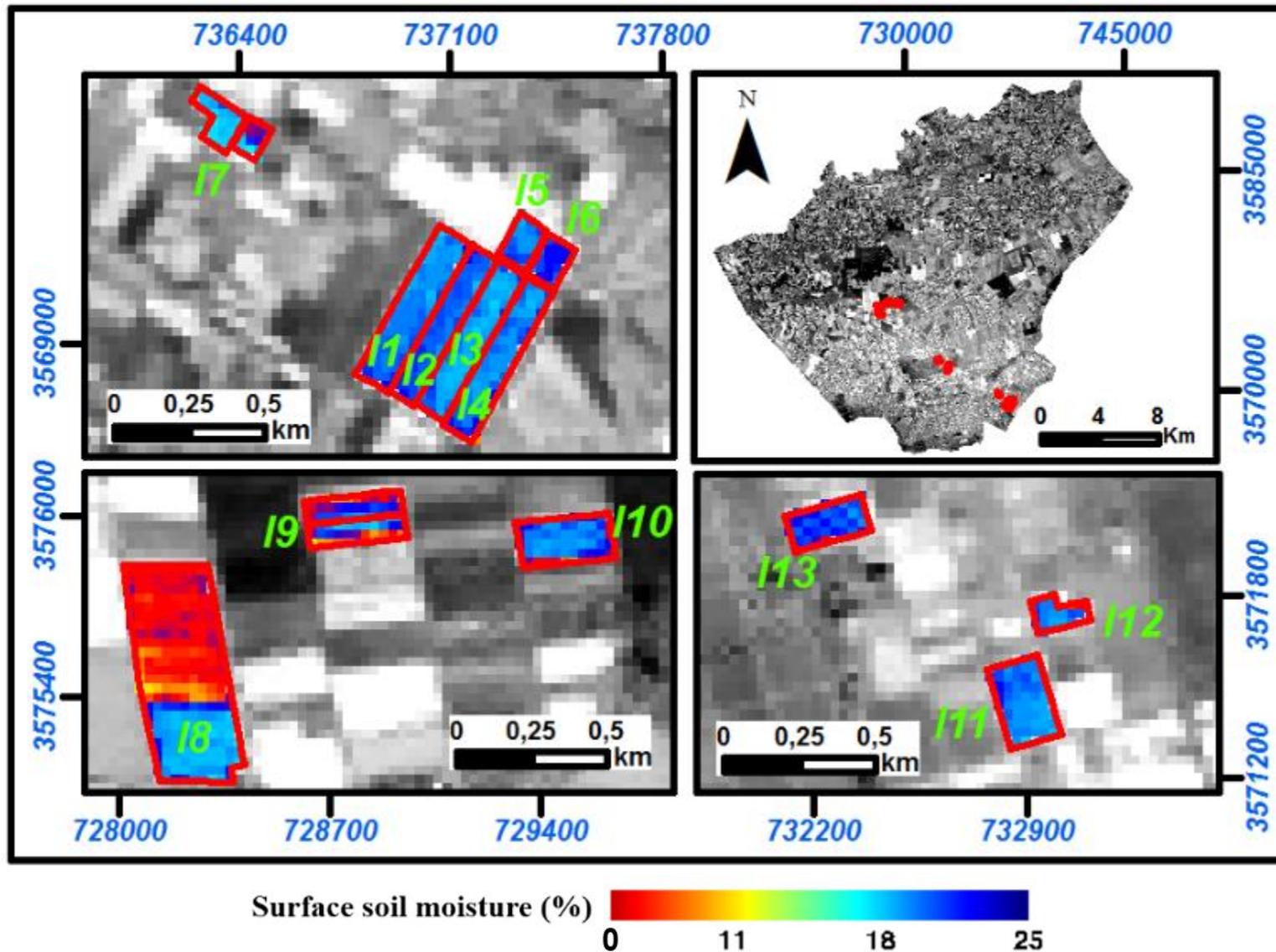


Figure 19. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé: 30 Mars 2014.

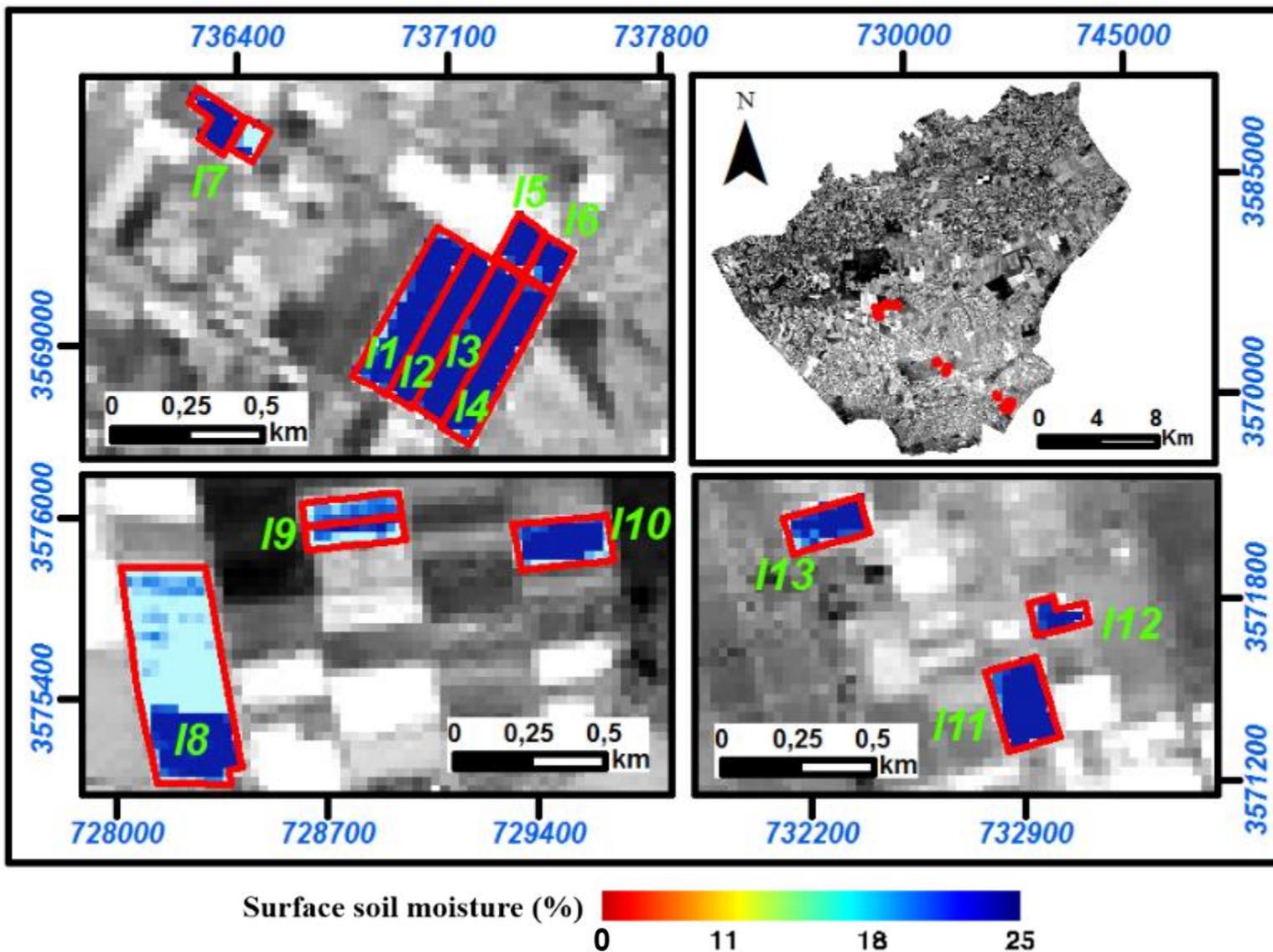


Figure 20. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé : 15 avril 2014.

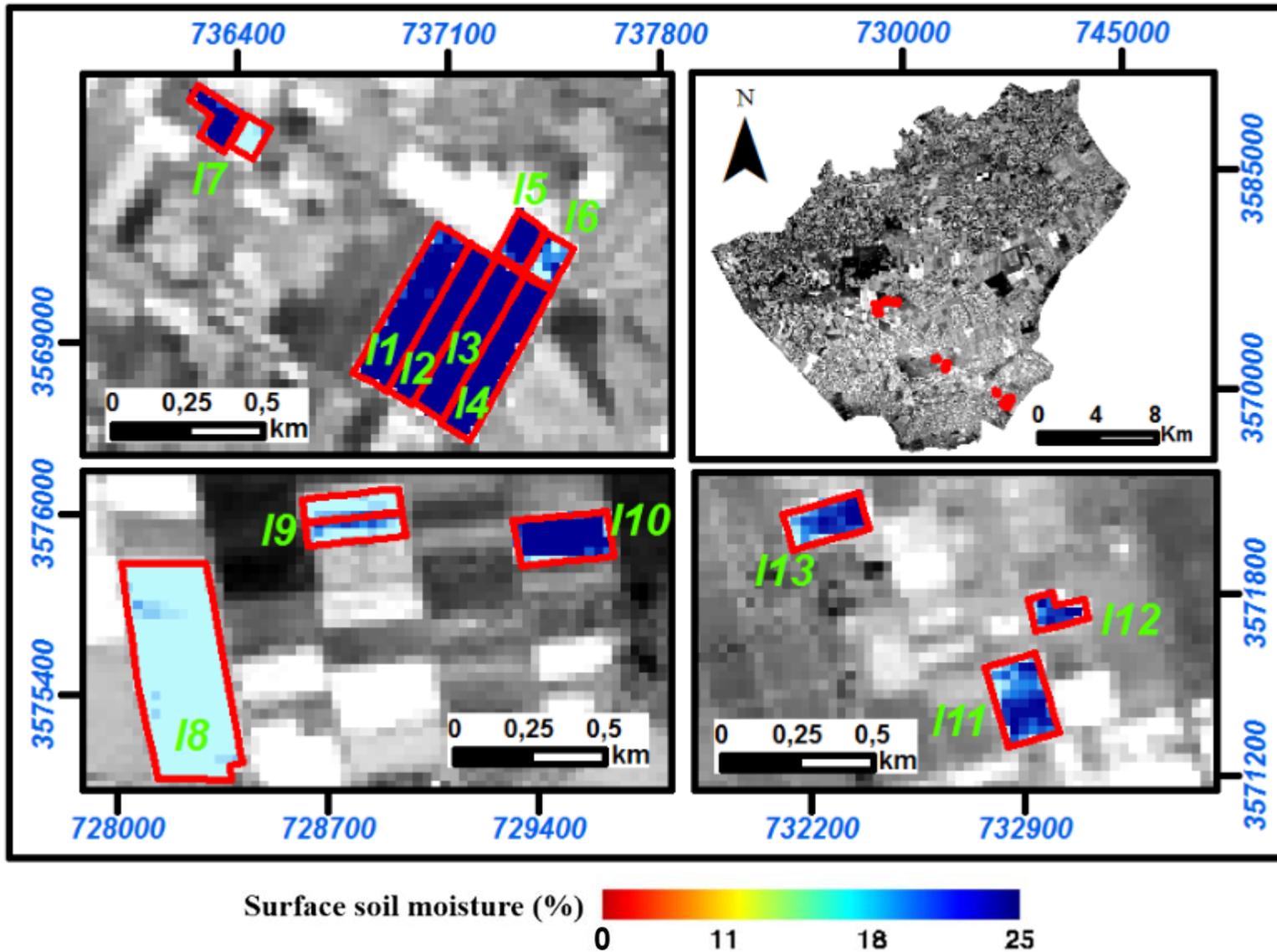


Figure 21. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé : 17 Mai 2014.

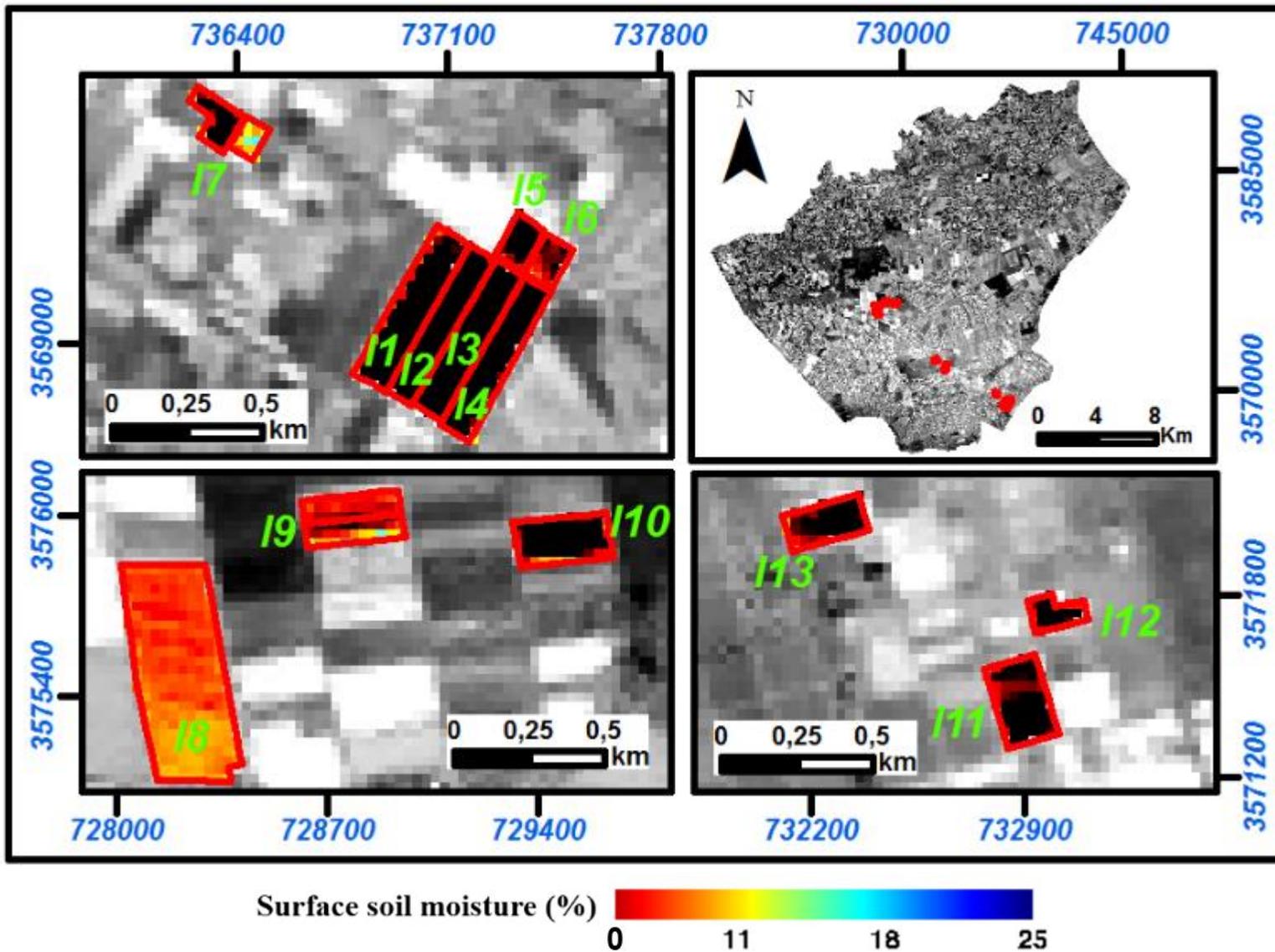


Figure 22. Cartes d'humidité du sol dérivées du modèle développé: 2 juin 2014.

Les résultats présentés à la Figure 19 révèlent une variabilité spatiale modérée (11 à 18%) de l'humidité de surface dans tous les champs à l'exception de certains pixels dans la partie nord des parcelles I8 et I9, qui ont des valeurs faibles (4%). Cette distribution modérée de l'humidité de surface était liée à l'irrigation le 24 mars 2014 (6 jours avant l'acquisition de l'image satellite).

Les Figures 20 et 21 correspondant aux images satellites acquises respectivement le 15 avril et le 17 mai 2014 ont montré des champs similaires avec une dominance de couleur bleue indiquant que la teneur en humidité du sol était très élevée (20-25%) ; ceci s'explique par l'irrigation de ces parcelles les 14 avril et 15 mai 2014.

La Figure 22, dérivée de l'image acquise à la fin de la saison agricole (2 juin 2014) montre un faible pourcentage d'humidité de surface du sol variant entre 4 et 10%. Ce résultat peut s'expliquer par les conditions sèches de cette période (température élevée d'environ 35 C °) et par le fait que l'irrigation a été arrêtée par les agriculteurs puisque ce mois correspondait au stade de sénescence du blé.

La méthode proposée peut être utilisée pour estimer et suivre l'évolution de la teneur en eau de surface à l'échelle du terrain dans les zones irriguées. Elle peut être explorée comme un outil opérationnel pour aider les décideurs à améliorer le suivi de l'irrigation et à atténuer le stress hydrique des cultures à l'échelle des périmètres irrigués des régions arides et semi-arides.

II.4. Conclusion

Dans cette étude, la capacité des deux approches de télédétection optique a été évaluée pour surveiller les SSMC du sol nu au sol complètement couvert tout au long de la saison agricole dans une zone irriguée semi-aride (périmètre irrigué de Tadla, Maroc). La première approche visait à comparer et évaluer la capacité de trois indices spectraux (VSDI, SIWSI et NMDI) pour la surveillance de l'humidité de surface des sols. La deuxième approche était le développement d'un nouveau modèle SSMC utilisant la régression pas à pas basée sur les bandes multispectrales Landsat-8.

L'analyse comparative des indices dérivés et du modèle développé à partir des données, a montré que le VSDI et le modèle développé étaient plus précis pour l'estimation SSMC avec des valeurs R^2 , RMSE et nRMSE de 0,79, 0,78 et 0,47, pour le sol nu, sol partiellement couvert et sol complètement couvert, respectivement. Pour le modèle développé, les valeurs

Chapitre II : Estimation et suivi spatio-temporel de l'humidité de surface du sol à l'aide de la télédétection optique.
Cas de la zone est du périmètre irrigué de Tadla

correspondantes sont 0,87, 0,85 et 0,89. Ces résultats ont montré que le modèle établi est plus précis et constitue un bon indicateur de l'estimation de la SSMC à différents stades de la couverture végétale. Il démontre le potentiel d'amélioration de la surveillance opérationnelle de l'irrigation, de la gestion du stress hydrique, de la compréhension des changements dans la teneur en eau de surface et de la cartographie des conditions d'humidité dans la zone d'étude. Le modèle produit dans cette étude pourrait être appliqué dans des zones agricoles similaires. Leur performance dans d'autres domaines différents doit être vérifiée avant de juger de leur pertinence.

CHAPITRE III

Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection

Khellouk, R., et al. (2019). An integrated methodology for surface soil moisture estimating using remote sensing data approach. *Geocarto International*, 1-16, doi:10.1080/10106049.2019.1655797.

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection

III.1. Introduction

La teneur en humidité de surface du sol (SSMC : *Surface Soil Moisture Content*) est une variable clé du cycle de l'eau, en particulier dans les zones arides et semi-arides. Dans ces zones, la croissance et le développement des cultures dépendent de la quantité d'humidité du sol disponible grâce aux précipitations ou à l'irrigation (Vicente-Serrano et al., 2004 ; Shafian et al., 2015). Dans les conditions, où la rareté de l'eau et les taux d'évapotranspiration élevés peuvent conduire à une réduction significative de la production agricole. Par conséquent, l'évaluation et la surveillance spatiales et temporelles des SSMC sont essentielles pour la gestion des ressources agricoles, hydriques, pédologiques et l'amélioration de la production agricole (Yang et al., 2008 ; Parida et al., 2013), sachant qu'il est pour l'approvisionnement en eau d'irrigation (Wang, 2017). Malheureusement, l'extrême variabilité de ses valeurs, tant dans l'espace que dans le temps, la rend difficile à mesurer. La distribution SSMC dépend de nombreux facteurs tels que les propriétés du sol, la topographie (altitude, pente, exposition) et les types de couvert végétal (Korres et al. 2013). Afin de compenser cet écart, la synergie entre les produits de télédétection et les mesures in situ est particulièrement utile pour fournir des informations spatialement détaillées de SSMC. Pour fournir des informations précises sur l'humidité du sol et la disponibilité en eau des plantes (Klemas et al., 2014), les techniques de télédétection ont été largement utilisées. Elle est plus appropriée et moins coûteuse par rapport aux méthodes conventionnelles basées sur des observations in situ (mesures de terrain, analyses en laboratoire). De nombreuses méthodes de télédétection telles que les données de télédétection optique, thermique et micro-ondes ont été utilisées pour fournir une estimation de la teneur en humidité (Wang et al., 2009 ; Yang et al., 2015 ; Zhang et al., 2016). Des recherches récentes ont confirmé le potentiel de l'utilisation combinée de la température de surface (Ts) et des indices de végétation dérivés de la télédétection optique pour récupérer la teneur en humidité de surface et fournir des informations précieuses sur le stress de la végétation (Cao et al., 2017 ; Mao et al., 2017 ; Wang et al., 2005 ; Han et al., 2006 ; Cao et al., 2017 ; Mao et al., 2017 ; Liu et al., 2018).

Diverses études ont exploré la relation entre la température de surface (Ts) et l'indice de végétation (NDVI) (Goward et al., 2002 ; Yan et al., 2018 ; Zhao et al., 2018). L'indice SMI (Soil Moisture Index) fait partie des indices efficaces qui combinent Ts et NDVI pour l'estimation de l'humidité de surface du sol (Vani et al., 2019). En plus des paramètres Ts et NDVI, l'humidité de surface du sol dépend d'autres variables environnementales (topographiques, climatologiques) (Vicente-Serrano et al., 2004 ; Natsagdorj et al., 2017). En raison des variations des régimes de précipitations, des propriétés et du terrain (altitude, pente, exposition) et de la température de surface, la dérivation et l'estimation de l'humidité de surface sur les sites d'études sont très complexes.

Au Maroc, la majorité des régions sont caractérisées par une forte variabilité climatique, topographique, édaphique et lithologique. Dans ces conditions, l'humidité de surface du sol est répartie de manière hétérogène. En conséquence, il influence directement des zones naturelles et agricoles. Face à l'importance du SSMC, comme nouveauté le présent travail visait à proposer une méthodologie intégrative combinant des paramètres environnementaux non pris en compte dans les études précédentes comme l'indice SMI dérivé de l'espace Ts-NDVI, les paramètres topographiques (élévation, exposition) et climatologiques (évapotranspiration) pour l'estimation de la teneur en humidité de surface du sol. La zone choisie est stressée par la sécheresse et l'irrégularité des précipitations, et dont les résultats de ce travail pourraient être utilisés pour une meilleure planification de l'utilisation des terres, des sols, des types de cultures et de la conservation de l'eau. L'approche développée a été validée par des mesures d'humidité du sol in situ.

III.2. Matériels et méthodes

III.2.1. Zone d'étude

La zone d'étude située dans le territoire des provinces de Khouribga et Fquih Ben-Salah qui s'étend sur une superficie de 1541 km² (Figure 23). Elle s'agit d'une région Bour, située au centre de la région de Beni-Mellal-Khénifra, dont l'économie repose principalement sur l'agriculture en raison de ses sols fertiles (Barakat et al., 2017 ; Ennaji et al., 2018 ; Oumenskou et al., 2018) et de ses réserves d'eau.

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection.

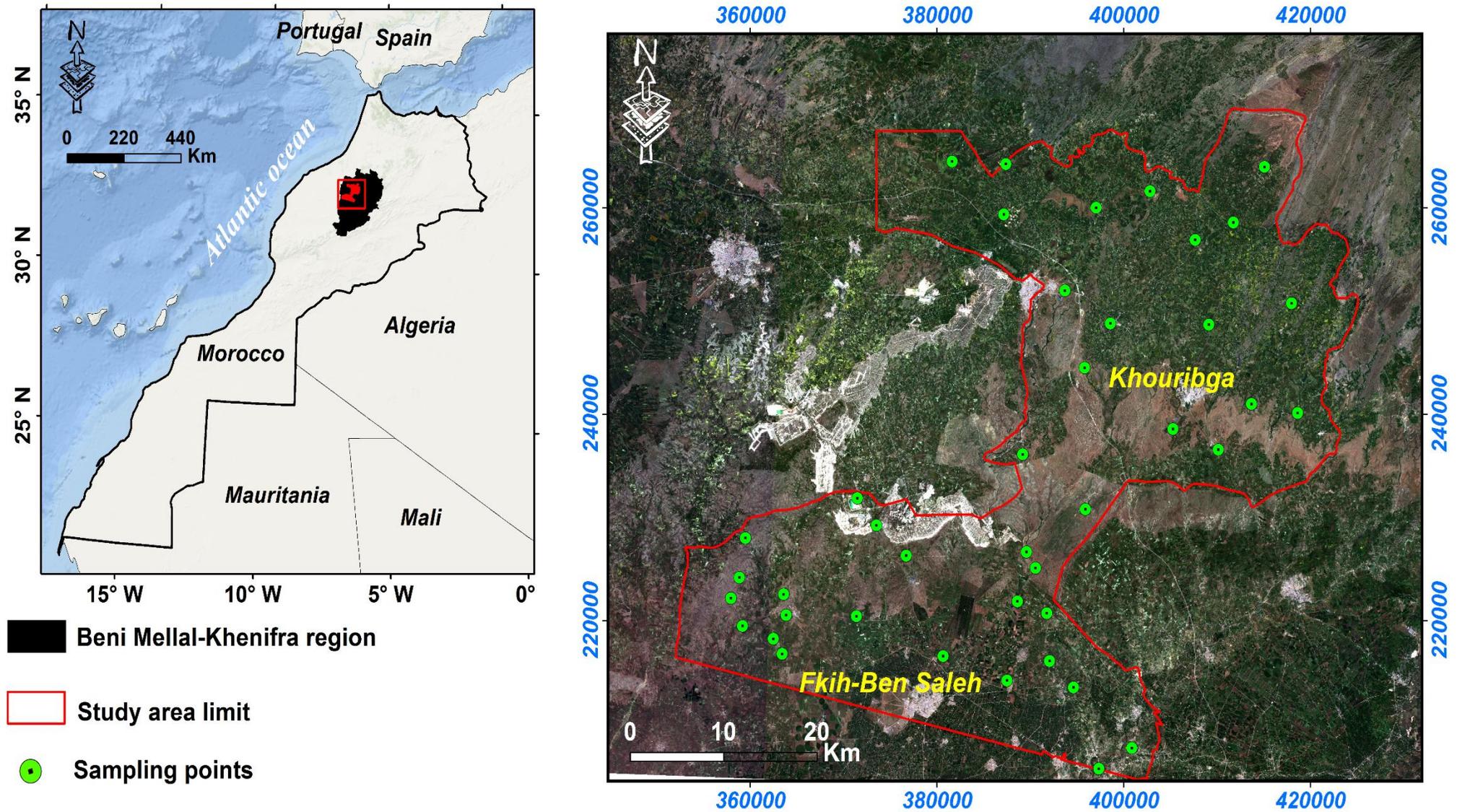


Figure 23. Localisation du site d'étude Bour : provinces de Fkih Ben Saleh et de Khouribga.

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection.

La zone d'étude couvre une superficie totale de 2157 ha entre les latitudes de 32° 25 'N à 33° 01' N et les longitudes de 7°26 'W - à 7° 15' W. L'élévation globale varie entre environ 440 et 882 m au-dessus du niveau de la mer. Cette zone d'étude comprend 70% des terres cultivées de la superficie totale, qui est dominée par les céréales, couvrant 42,7%. La région a un climat semi-aride à aride avec une saison sèche d'avril à octobre et une saison des pluies de novembre à mars. La pluviométrie annuelle moyenne est de 350 mm, avec une évaporation annuelle d'environ 1800 mm. La zone d'étude est principalement caractérisée par la terre agricole sèche. Ainsi, dans cette région, l'humidité du sol présente l'un des principaux facteurs de production agricole et peut affecter directement la productivité des cultures.

III.2.2. Données d'humidité du sol

Au total, quarante échantillons de sol répartis sur la zone d'étude ont été collectés en plusieurs sites à des profondeurs comprises entre 0 et 5 cm (Figure 23). Le système de positionnement global portable (GPS) a été utilisé pour fournir l'emplacement de chaque échantillon de sol collecté. Chaque échantillon de sol a été placé dans un sac en plastique, étiqueté et transporté au laboratoire (Figure 24). La SSMC de tous les échantillons collectés a été déterminée en laboratoire par séchage à l'étuve et comparaison des poids avant et après séchage en utilisant l'équation (8).



Figure 24. Photographies de terrain des échantillons du sol dans la zone d'étude et mesures de l'humidité du sol les échantillons prélevés au laboratoire.

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection.

Les caractéristiques du sol, notamment agricole, sont sujettes à des changements temporels. Par conséquent, une date d'acquisition des échantillons et des images de télédétection doit être très proche. L'échantillonnage du sol a été réalisé en même temps que les dates d'acquisition des images pour établir au mieux la relation entre SSMC et le modèle développé à partir des données de télédétection. Les mesures d'humidité du sol ont été vectorisées sous forme de points, ce qui a servi à extraire les valeurs des pixels directement liées spatialement et temporellement aux mesures au sol.

Les sols dans le site d'étude sont diversifiés en raison de la nature des roches-mères et aux processus de la pédogenèse (Figure 25) (Tableau 10). Ils sont généralement peu profonds et peu humifères. Leurs réserves hydriques sont parfois limitées. Les classes dominantes sont les sols minéraux bruts, les sols peu évolués, les sols calcimagnésiques, les sols isohumiques, les sols brunifiés et les sols à sesquioxydes de fer (Direction provinciale d'agriculture de Kouribga).

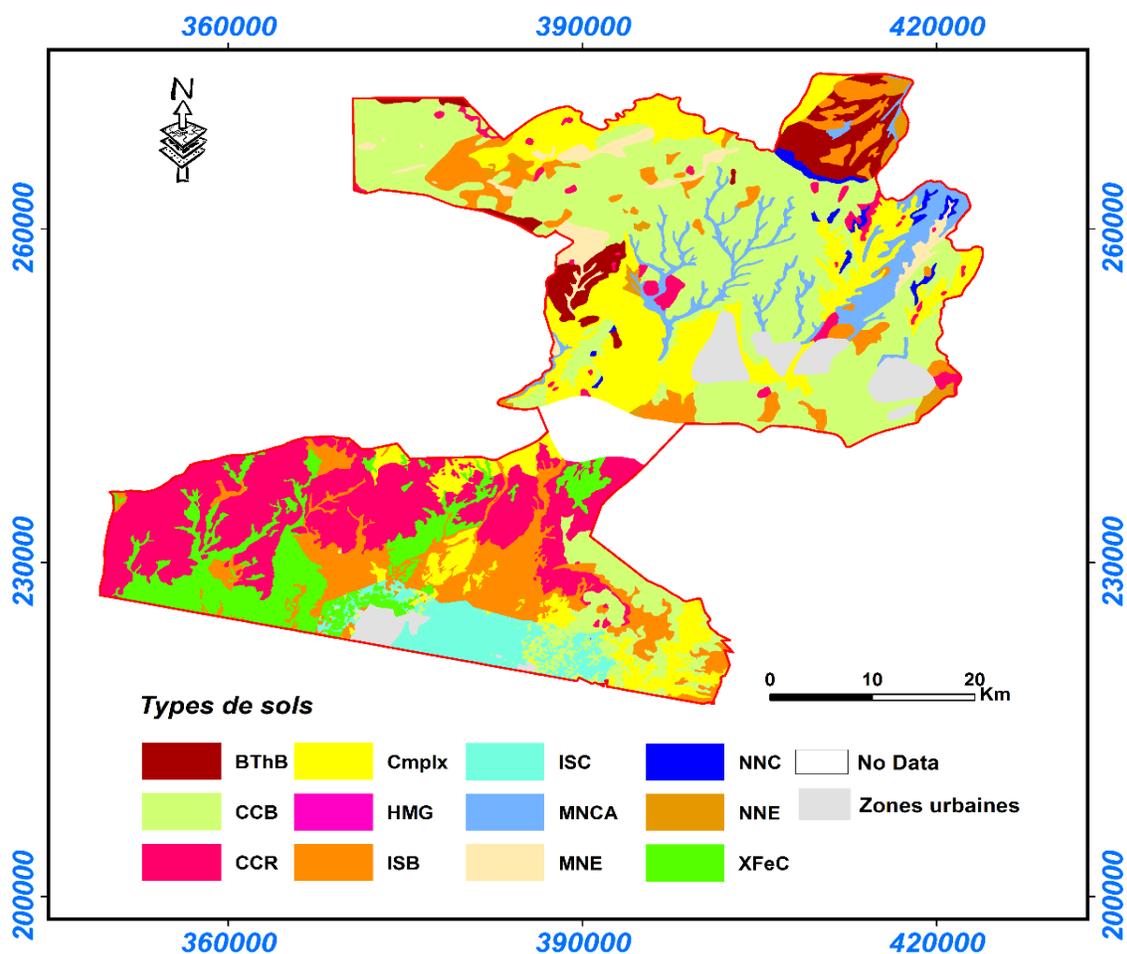


Figure 25: Carte des types de sols dans la zone d'étude.

Tableau 10: Code pédologique des sols.

Classes	Sous-Classes	Groupes	Codes
sols minéraux bruts	non climatiques	d'érosion	MNE
sols peu évolués	non climatiques	d'érosion	NNE
sols peu évolués	non climatiques	d'apport colluvial	NNC
sols calcimagnésiques	carbonatés	rendzines	CCR
sols calcimagnésiques	carbonatés	bruns calcaires	CCB
sols isohumiques	à pédoclimat frais pendant la saison pluvieuse	bruns subtropicaux	ISB
les sols brunifiés	des climats tempérés humides	bruns	BThB
sols à sesquioxydes de fer	fersiallitiques	peu lessivés à réserve calcique	XFeC
sols peu évolués	non climatiques	d'apport collu-alluvial	MNCA

III.2.3. Texture du sol

La texture du sol est un paramètre physique important qui définit le taux de rétention d'humidité (Pan et al., 2012). La partie nord de la zone d'étude est caractérisée par un pourcentage en argile plus élevée dépassant 45%, en revanche, les parties centrales et ouest sont dominées par le limon (> 50%) et le sable (> 30%). Dans cette étude, la carte de texture du sol obtenue auprès du Département des ressources naturelles et de l'environnement, Institut national de la recherche agronomique, Rabat, Maroc (Figure.26), a été utilisée comme paramètres de modélisation de l'humidité de surface. Pour avoir une correspondance spatiale entre ces cartes et les autres paramètres de modélisation, ils ont été transformés d'un format shapefile à un format raster avec une résolution de 1 km.

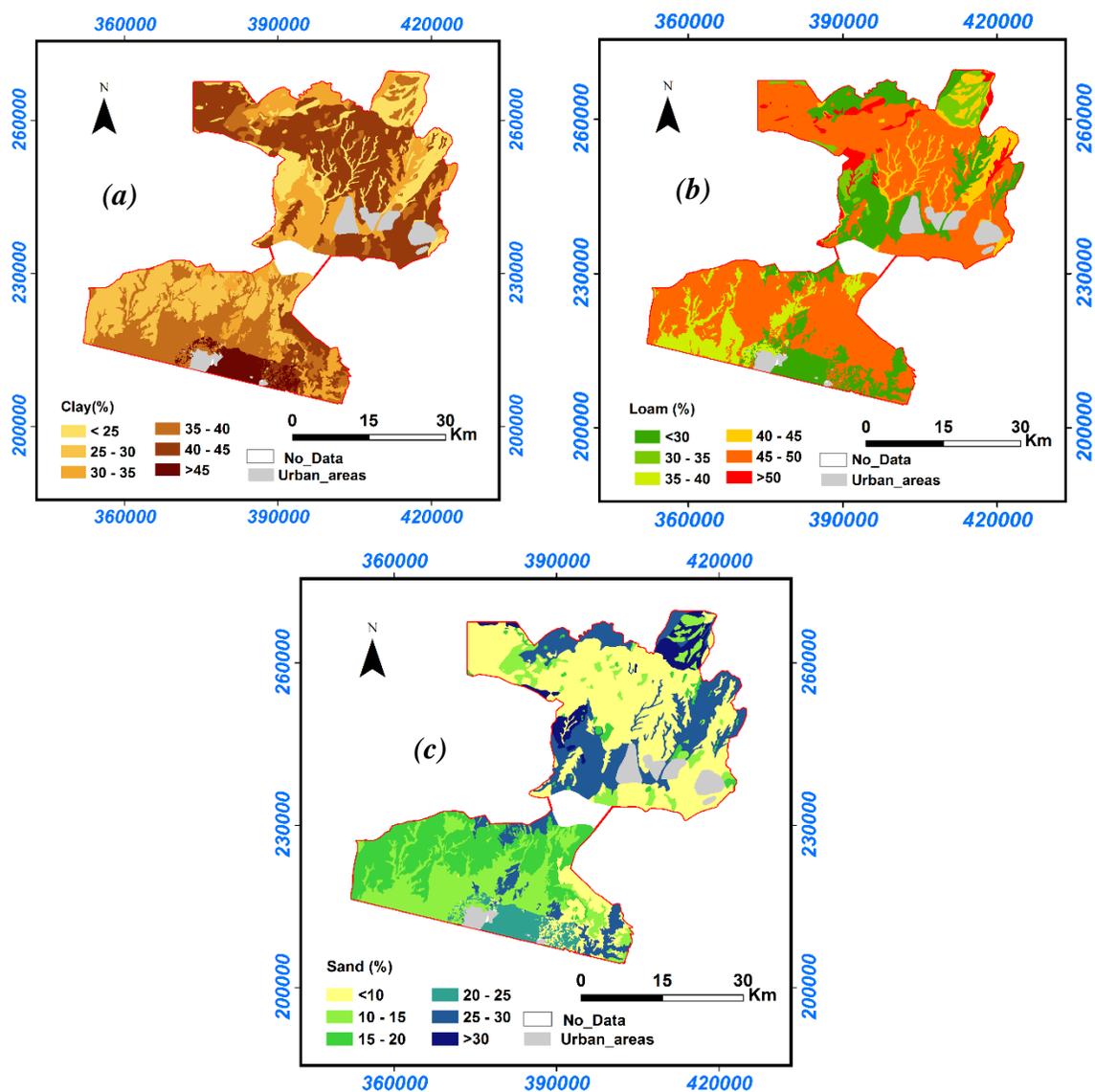


Figure 26. Texture des sols étudiés : (a) Carte d'argile (%), (b) Carte de limon (%), (c) Carte de sable (%).

Dans ce travail, les paramètres topographiques extraits d'un modèle numérique d'élévation avec une résolution de 1 km pour développer un modèle d'humidité du sol. La Figure 27a montre le paramètre exposition de la zone d'étude. Il a été calculé à l'aide de l'outil d'analyse spatiale dans ArcGIS et il a été mesuré dans le sens des aiguilles d'une montre. En définissant neuf classes d'orientation pour simplifier l'analyse spatiale des variations d'exposition, huit classes allant de 0 à 360 degrés et la valeur -1 est affectée à une autre classe qui représente les zones planes qui n'ont pas de pente descendante. La Figure 27b montre les paramètres topographiques d'élévation, elle diminue progressivement du nord au sud (varie entre 402 et 1030 m d'altitude). En outre, comme paramètre métrologique, nous avons utilisé l'évapotranspiration. Ce paramètre

est dérivé du produit MOD16A2 avec une résolution de 500 m échantillonné à 1 km pour avoir une correspondance avec la résolution des autres paramètres.

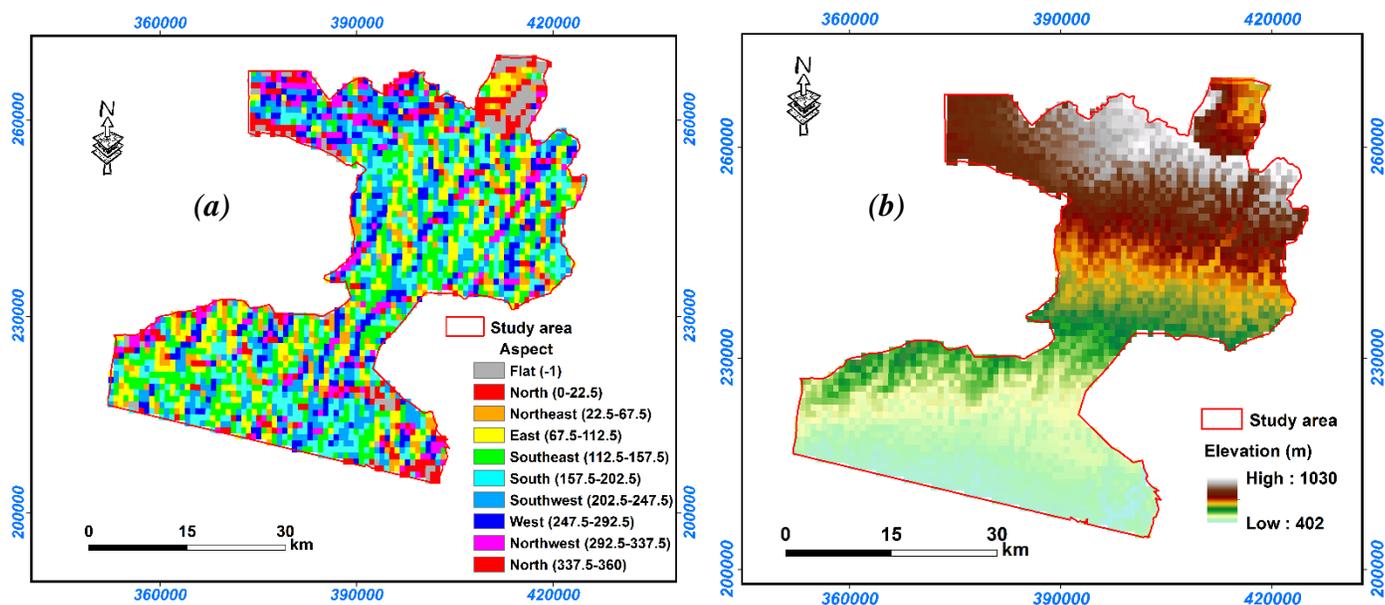


Figure 27. (a) Carte d'expositions, (b) élévation de la zone d'étude; source: Modèle numérique d'élévation avec une résolution de 1 km.

III.2.5. Données climatiques

Les données climatiques (pluviométrie et température) observées ont été obtenues auprès de l'Institut Nationale de la Recherche Agronomique (INRA) (Maroc) ont été utilisées pour l'analyse de la distribution de l'humidité du sol. Ces données ont mesuré au niveau de deux stations météorologiques (stations météorologiques de Fkih Ben Saleh et de Khouribga) dans le site bour couvrent la période (2017-2018) de septembre à juin.

III. 2.6 Données satellitaires

Cette étude été basée sur des séries chronologiques de données MODIS / Terra NDVI (MOD13A2) avec une résolution spatiale de 1 km et un temps de revisite de 16 jours (résolution temporelle). En outre, les produits MODIS / Terra de température de surface (MOD11A2) avec une résolution spatiale de 1 km et un temps de revisite de 8 jours et des produits MODIS / Terra d'Évapotranspiration avec un temps de visite de 8 jours, ont été utilisés. Toutes ces données, acquises gratuitement via le site : <https://search.earthdata.nasa.gov/> couvrent la période de septembre 2017 à juin 2018.

En addition, le modèle numérique d'élévation (DEM) de la NASA Shuttle Radar

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection.

Topography Mission (SRTM) à une résolution de 1 km a été utilisé pour dériver l'élévation et l'exposition. Le produit DEM a été téléchargé à partir de l'explorateur géologique des États-Unis (<https://earthexplorer.usgs.gov/>). Le Tableau 11 résume les caractéristiques de chaque produit.

Tableau 11: Types et caractéristiques des produits de données de télédétection utilisés.

Données	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Source
MOD11A2 (Ts)	1 km	8-jours	https://search.earthdata.nasa.gov/
MOD13A2 (NDVI)		16-jours	
MOD16A(ET)	1 km	8-jours	
DEM	1 km	-----	https://earthexplorer.usgs.gov/

III.2.7.Méthodologie

La méthodologie suivie dans cette étude pour récupérer l'humidité de surface du sol est présentée à la Figure 28. Le traitement des données s'est déroulé en cinq étapes : 1) Dérivation et évaluation de l'indice d'humidité du sol (SMI) calculé à partir de l'espace Ts-NDVI des produits MODIS. 2) Dérivation des paramètres topographiques (élévation et exposition) à partir du modèle numérique d'élévation (DEM) et préparation des couches de texture du sol. 3) Développement d'une approche intégrée basée sur la régression linéaire stepwise. 4) Validation et évaluation du modèle obtenu sur la base de mesures in situ et la comparaison avec un autre modèle d'humidité du sol SMMC introduit par Khellouk et al. (2018) ; et 5) Cartographie de l'humidité du sol et analyse des résultats en fonction des propriétés du sol et de la distribution des précipitations dans le site d'étude.

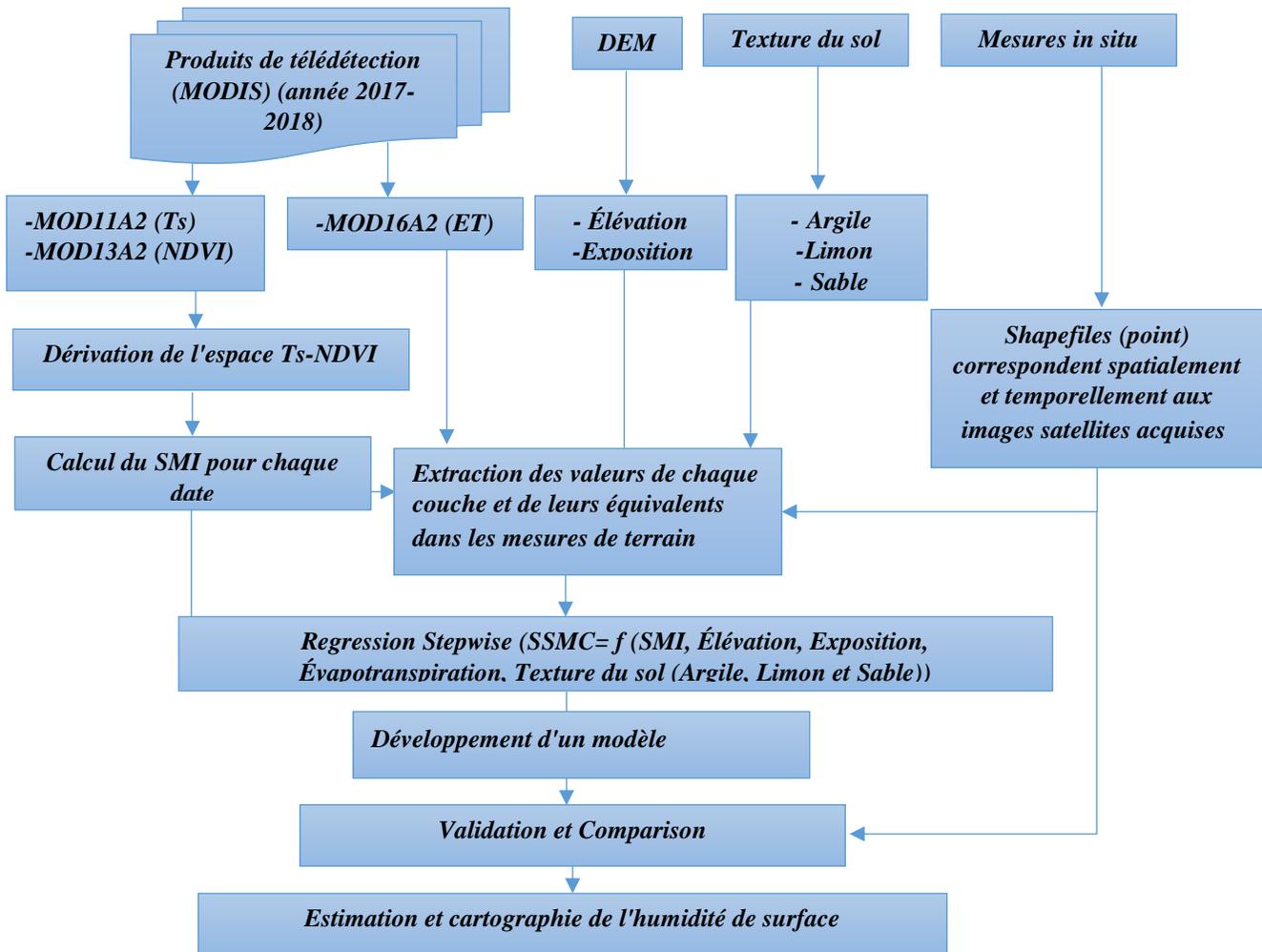


Figure 27. Organigramme de la méthodologie suivie dans cette étude.

III.2.7.1. Indice d'humidité du sol (SMI)

Dans un premier temps, nous avons calculé l'indice SMI en nous basant sur l'espace Ts-NDVI dérivé des produits MODIS durant la saison agricole 2017/2018 (de septembre à juin). Le nuage de points de l'espace Ts / NDVI peut se comporter comme une forme triangulaire (Carlson 1994) ou trapézoïdale (Lambin et al., 1996). Cet espace Ts-NDVI est délimité par deux lignes A-C et , comme présenté sur la Figure 29. La ligne A-C représente les conditions les plus sèches (bord sec), sous différentes couvertures végétales. La ligne B-D est définie comme les conditions les plus humides (bord mouillé), sous différentes couvertures végétales. Ts est corrélé positivement avec NDVI le long du bord humide (ligne B-D) et négativement corrélé avec NDVI le long du bord sec (ligne A-C). Le SMI est exprimé comme suit:

$$SMI = \frac{T_{S_{max}} - T_s}{T_{S_{max}} - T_{S_{min}}} \quad (17)$$

Où : T_s est la température de surface d'un pixel pour un NDVI donné. $T_{s_{max}}$ et $T_{s_{min}}$ sont les températures de surface maximale et minimale pour un NDVI donné. En d'autres termes, SMI est le rapport de deux différences de température ($T_{s_{max}} - T_s$) et ($T_{s_{max}} - T_{s_{min}}$) à un pixel donné pour un NDVI donné.

$T_{s_{max}}$ et $T_{s_{min}}$ ont été calculés à l'aide des équations suivantes :

$$T_{s_{max}} = a_1 * NDVI + b_1 \quad (18)$$

$$T_{s_{min}} = a_2 * NDVI + b_2 \quad (19)$$

Où : a_1 et a_2 représentent les pentes pour les bords humides et secs, respectivement ; b_1 et b_2 représentent les interceptes pour les bords humides et secs, respectivement.

La température de surface (T_s) dérivée du produit MODIS (MOD11A2) est significative. Leur incertitude a été évaluée par Gand et al. (2019) sur la base des données mesurées in situ, ils ont trouvé un biais absolu moyen de 0,37 K pour la journée. Aussi Ghahremanloo et al. (2019) ont obtenu une bonne corrélation ($r = 0,79$) entre la température de surface mesurée in situ et celle issue du produit MODIS.

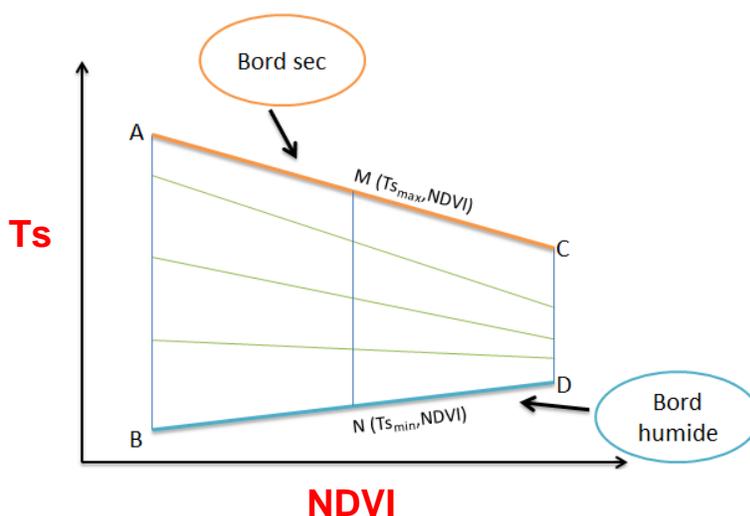


Figure 28. L'espace T_s -NDVI.

Afin de calculer l'indice SMI pour chaque image acquise, les pixels de deux bandes rasters T_s (produit MOD11A2) et NDVI (produit MOD13A2) ont été projetés dans un espace 2D en utilisant le logiciel ENVI, et la distribution des pixels obtenus est présentée sous forme d'un nuage de points (Figure 30). Les pixels qui représentent le bord sec et le bord humide de ce nuage ont été sélectionnés et ensuite exportés sous format ASCII vers le logiciel Excel pour générer l'équation de régression $T_{s_{max}}$ et $T_{s_{min}}$ de chaque bord (équation 18 et 19). Après les

avoir déterminées, l'outil band-Math sous ENVI a été utilisé pour le calcul de l'équation de l'indice d'humidité SMI (équation 17). Les résultats obtenus sont présentés sous forme de cartes d'humidité du sol ayant des valeurs de pixels comprises entre 0 et 1. Ces étapes ont été appliquées sur l'ensemble des images acquises afin d'avoir des couches rasters représentant l'indice d'humidité du sol (SMI).

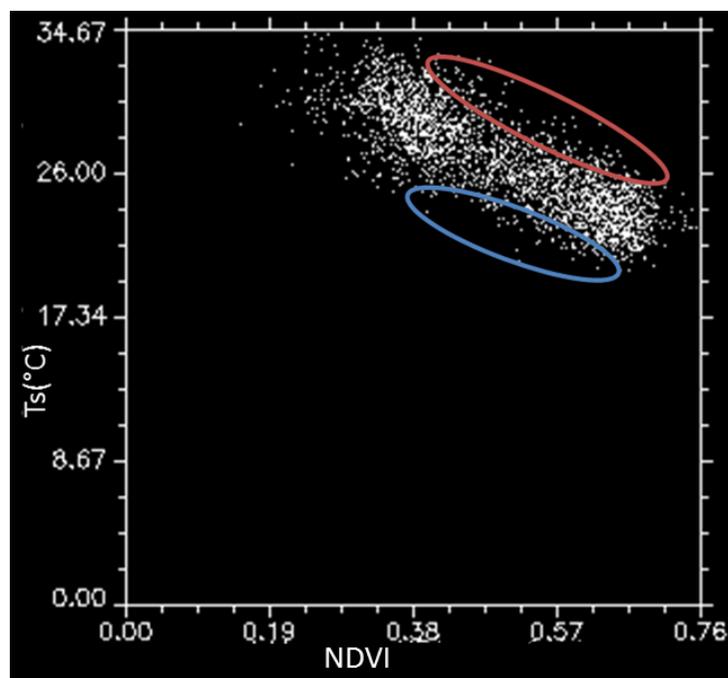


Figure 30. Identification du bord sec (trait rouge) et humide (trait bleu) dans l'espace NDVI-TS sous ENVI.

III.2.7.2. Modèle d'humidité du sol

Dans cette étude, le modèle d'humidité du sol a été développé en utilisant la méthode de régression pas-à-pas (stepwise) basée sur la fonction stepwise du logiciel Matlab2013a (Xuerui et al., 2011 ; Khellouk et al., 2018). La procédure commence par l'extraction des valeurs des pixels à partir des variables raster préparées (NDVI, Ts, évapotranspiration, paramètres topographiques (élévation et aspect) et texture du sol (argile, limon et sable)) qui correspondent spatialement aux mesures in situ. Ensuite, en utilisant la fonction stepwise, différentes combinaisons entre les valeurs des variables sélectionnées (variables indépendantes) et les mesures in situ (variables dépendantes) ont été testées. À chaque étape, une variable est considérée comme une addition ou une soustraction. Le modèle de régression linéaire a été

généralisé pour chaque combinaison, et celui avec des valeurs R^2 élevées et des valeurs RMSE faibles a été considéré comme le meilleur modèle. L'équation générale du modèle est représentée par l'équation (20).

$$Y = a_0 + \sum_1^n C_i * B_i \quad (20)$$

Où Y , C_i , B_i , et a_0 représentent la variable dépendante (SSMC), les coefficients de régression, les variables et l'interception, respectivement.

III.2.7.3. Validation du modèle développé

La précision du modèle de régression obtenu a été évaluée à l'aide de la méthode de validation croisée (« k-fold cross-validation ») (Cassel 2007) qui est une méthode d'estimation de fiabilité d'un modèle fondé sur une technique d'échantillonnage. Dans la validation croisée de k fois, l'échantillon d'origine est partitionné aléatoirement en k sous-échantillons de taille égale. Parmi les k sous-échantillons, un seul sous-échantillon est conservé comme données de validation pour tester le modèle, et les k -1 sous-échantillons restants sont utilisés comme données d'apprentissage. Le processus de validation croisée est ensuite répété k fois, chacun des k sous-échantillons étant utilisé exactement une fois comme données de validation. Les résultats peuvent ensuite être moyennés pour produire une seule estimation.

Dans la présente étude, 33,3% des observations ont été considérées comme données de validation, et les 66,6% restants comme données d'apprentissage, avec un nombre de répétitions de 10 ($N = 10$).

L'évaluation a été réalisée en utilisant le coefficient R^2 pour évaluer la relation linéaire entre les données mesurées (équation. (13)), la RMSE pour évaluer l'ampleur moyenne des erreurs entre les valeurs mesurées (équation (14)), et l'unRMSE exprimée en pourcentage pour indiquer la variance de l'erreur (Entekhabi et al.2010) (équation (21)).

$$unRMSE = \sqrt{RMSE^2 - Biais^2} \quad (21)$$

Avec : Biais = moyenne (Humidité estimée – Humidité mesurée).

Après l'évaluation, le modèle développé a été utilisé pour cartographier la variabilité spatio-temporelle de la teneur en eau de surface du sol. Les cartes d'humidité du sol en surface ont été produites pour chaque image satellite acquise.

III.3. Résultats et discussions

III.3.1. Indice d'humidité du sol (SMI)

III.3.1.1. Espace Ts – NDVI

Les diagrammes de dispersion des pixels NDVI en fonction Ts correspondants à la saison agricole étudiée (2017-2018) de septembre à juin, sont illustrés sur la Figure 31. Nous avons remarqué que la valeur maximale de Ts diminuait avec l'augmentation de celle du NDVI et qu'il y avait une relation linéaire entre elles. Chen et al. (2011) ont obtenu de similaires résultats pendant la campagne agricole 2004 (avril à octobre) dans la plaine de Huang-huai-hai (HHH). Le NDVI est sensible au couvert végétal qui reflète l'humidité du sol, et par conséquent, il est sensible aux changements d'humidité du sol.

Les résultats illustrés sur la Figure 31 montrent que les formes des bords secs (points bleus) et des bords humides (points bruns) varient dans l'espace NDVI-Ts en fonction de la date d'acquisition des images satellites. Au début de la saison agricole (30 septembre, 1er octobre, 17 octobre), la limite des bords correspondant au Ts est très élevée et NDVI ne dépasse pas 0,6 cela s'explique par la diminution de couverture végétale et climat chaud. Au milieu de la période de croissance (18 février, 22 mars, 07 avril, 23 avril), la limite des bords correspondant au NDVI est très élevée et proche de 1, et Ts est faible, ne dépassant pas 30 °C pour le bord sec ($T_{s_{max}}$) et 12 C ° pour le bord humide ($T_{s_{min}}$). Ceci s'expliquerait par l'augmentation et la croissance du couvert végétal et par le climat froid. Les résultats obtenus pour la fin de la saison agricole sont parfaitement similaires à ceux du début de la campagne agricole, ce qui serait justifié par les augmentations de température et diminutions du NDVI.

Les équations de régression linéaire résultantes ont été appliquées pour déterminer le SMI. Les valeurs de SMI variaient entre 0 et 1, avec la valeur «0» représentant le sol sec ou l'absence d'humidité du sol et la valeur «1» représentant la surface de l'humidité de surface du sol.

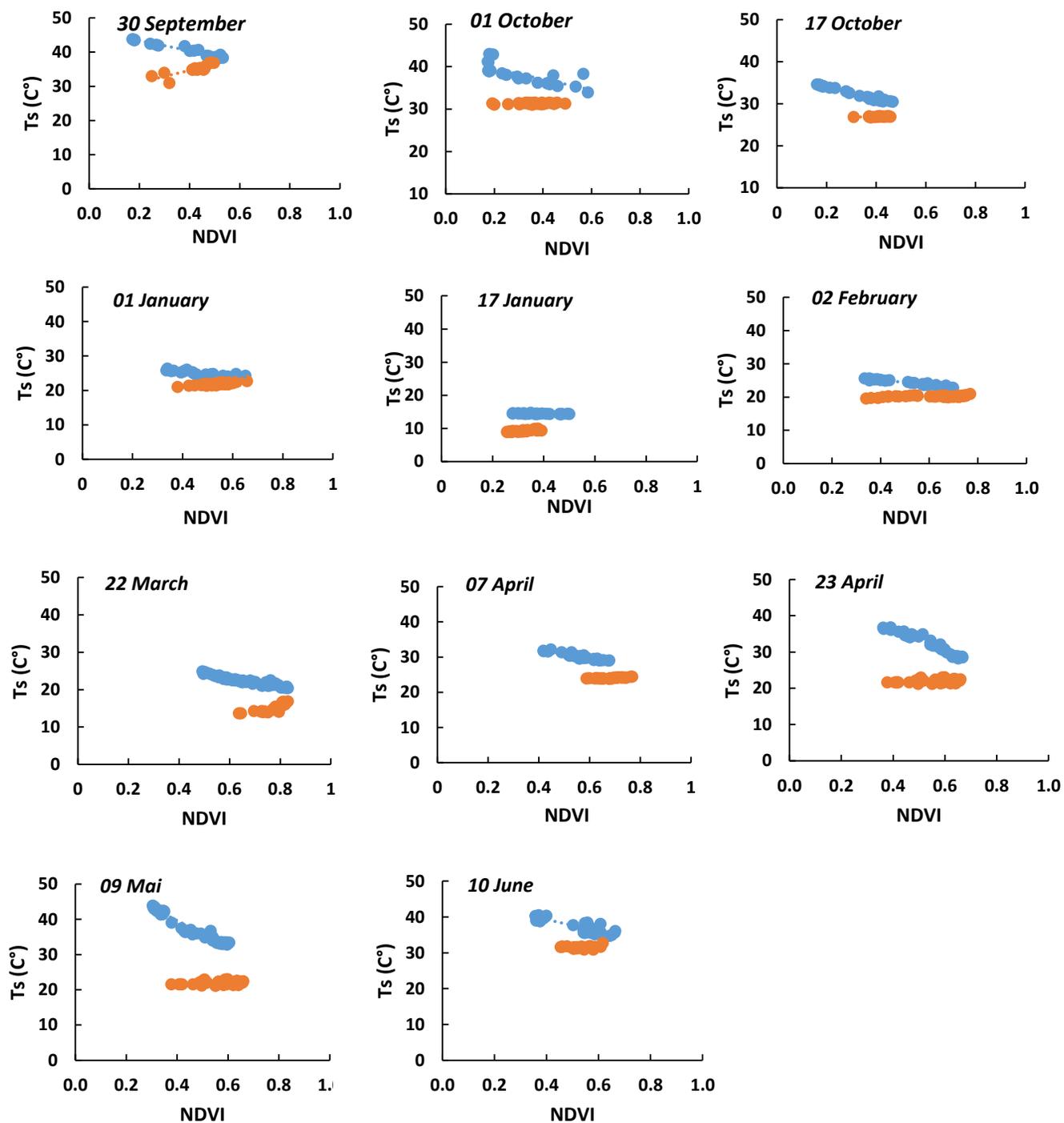


Figure 29. Espace NDVI – Ts de septembre 2017 à juin 2018 dans la zone d'étude.

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection.

La régression des moindres carrés a été appliquée pour obtenir des isolignes représentant le bord sec ($T_{s_{max}}$) et le bord humide ($T_{s_{min}}$), qui sont extraites lorsque la limite NDVI est comprise entre 0,20 et 0,80 (Mao et al., 2017). Dans toutes les images, le bord sec montrait une pente négative tandis que le bord humide présentait une pente positive (Tableau 12).

Tableau 12: L'espace NDVI – T_s : Bords secs et humides.

Date	Bord sec	R ²	Bord humide	R ²
30-09-2017	$y = -14.699x + 46.305$	R ² =0.95	$y = 17.744x + 27.569$	R ² = 0.70
01-11-2017	$y = -14,789x + 23,756$	R ² =0.59	$y = 0.4963x + 31.167$	R ² = 0.05
17-11-2017	$y = -14.221x + 36.833$	R ² =0.98	$y = 1.0869x + 26.486$	R ² = 0.24
01-01-2018	$y = -5.980 + 27.836$	R ² =0.73	$y = 5.5068x + 18.949$	R ² = 0.67
17-01-2018	$y = -0.9888 + 14.847$	R ² =0.41	$y = 6.5654x + 7.2507$	R ² = 0.75
18-02-2018	$y = -8.260x + 28.501$	R ² =0.93	$y = 0.9907x + 19.626$	R ² = 0.24
22-03-2018	$y = -10.634 + 29.298$	R ² =0.88	$y = 16.221x + 2.6539$	R ² = 0.67
07-04-2018	$y = -12.182x + 36.926$	R ² =0.87	$y = 2.6893x + 22.204$	R ² = 0.60
23-04-2018	$y = -29.866 + 48.325$	R ² =0.95	$y = 1.6628x + 21.103$	R ² = 0.05
09-05-2018	$y = -36.499 + 54.267$	R ² =0.96	$y = 1.6628x + 21.103$	R ² = 0.05
10-06-2018	$y = -16.237x + 45.775$	R ² =0.74	$y = 1.9015x + 30.539$	R ² = 0.05

III.3.1.2. Relation spatio-temporelle entre l'humidité du sol et le NDVI

Les résultats présentés à la Figure 32 montrent que la variation du NDVI moyen dans la zone d'étude pour chaque date dépend fortement de la moyenne d'humidité du sol de dix jours avant. Cette relation explique l'influence de la végétation par l'état d'humidité du sol de quelques périodes avant. Des résultats similaires ont été obtenus par d'autres chercheurs dans d'autres régions (Jamali et al., 2011, Jiao et al., 2016).

On observe que du mois de janvier à juin, lorsque l'humidité du sol augmente, le NDVI augmente également et vice versa. Par exemple, le 22 mars, le NDVI moyen atteint son maximum ($\approx 0,6$), cela s'explique par les augmentations d'humidité moyenne du sol ($0,10 \text{ cm}^3 \text{ cm}^{-3}$) en raison des précipitations de cette période pluvieuse. Depuis le mois de juillet, on

observe que la moyenne du NDVI est très faible et stable, ce résultat peut s'expliquer par les conditions sèches de cette période (température élevée d'environ 40°C) et parce que ces mois correspondent aux stades de sénescence de l'agriculture (l'été).

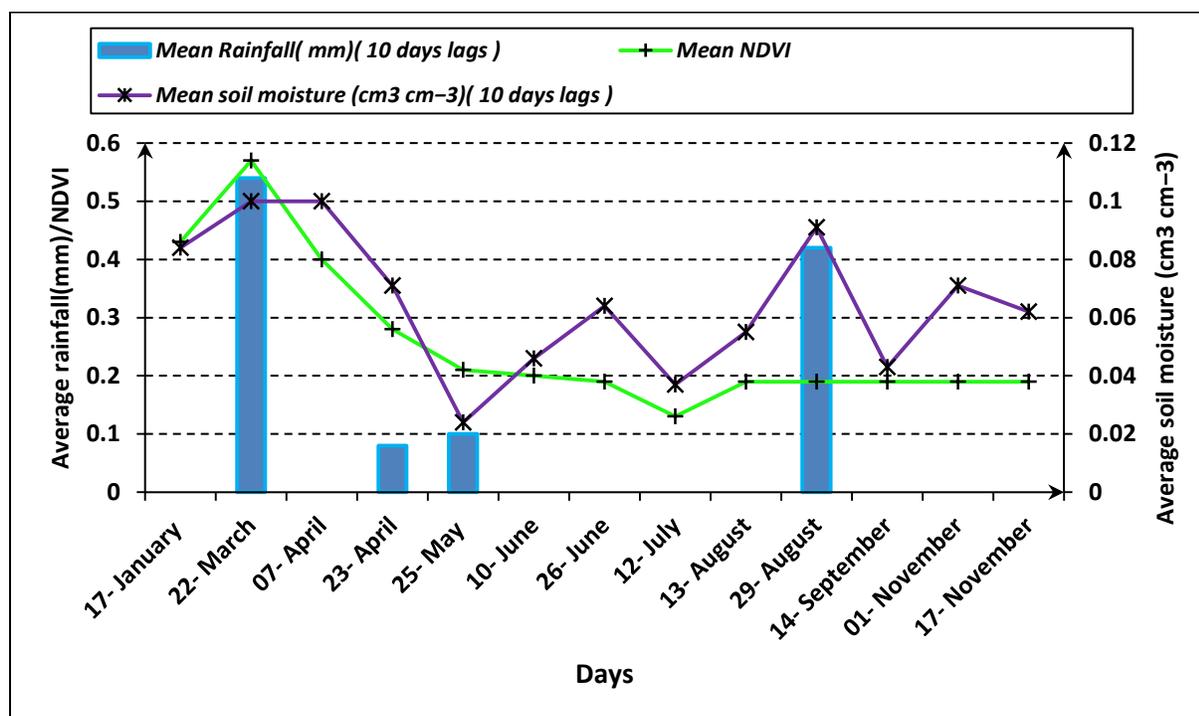


Figure 30. Relation temporelle entre l'humidité du sol, précipitations et le NDVI de janvier à novembre (2017-2018).

III.3.2. Méthode d'intégration pour l'analyse de l'humidité du sol et les résultats de validation

III.3.2.1. Établissement d'un modèle d'humidité de surface du sol

En se basant sur les paramètres des résultats obtenus dans les sous-sections 3.1 et 3.2, un nouveau modèle a été proposé pour l'estimation des SSMC. Le SMI, l'évapotranspiration, la texture du sol (argile, limon et sable), l'élévation et l'exposition ont été utilisés comme variables dépendantes et les mesures SSM in situ comme variable indépendante. Ces paramètres sont considérés comme les variables d'entrée du modèle développé. Ce modèle a été développé à l'aide de la méthode de régression stepwise (Xuerui et al., 2011 ; Khellouk et al., 2018) basée sur la fonction stepwise sous logiciel Matlab2013a (Figure 14). Il a automatiquement permis de classer différentes combinaisons entre les paramètres, par ordre d'importance, tout en utilisant les indicateurs statistiques appropriés (R^2 , RMSE). Sur la base de cette analyse, un nouveau modèle a été développé et exprimé par l'équation (22):

$$SSMC = 13.09 * SMI + 0.005 * ELEV - 0.008 * Asp - 1.75 * ETP + 3.52 * Clay + 3.48 * Loam + 3.53 * Sand - 343 \quad (22)$$

Où, SSMC représente la teneur en humidité de la surface du sol, SMI est l'indice d'humidité du sol, ELEV est le paramètre d'élévation (km), Asp est le paramètre exposition, ET est l'évapotranspiration (en 0,01 mm / jour), l'argile, le sable et le limon sont la texture du sol (%).

Ce modèle est indépendant des mesures sur le terrain ; il suffit de remplacer les variables intégrées pour estimer le SSMC. La méthode développée peut être utilisée comme un outil opérationnel pour suivre l'évolution de la teneur en eau de surface à plus grande échelle, ainsi qu'à l'échelle d'une parcelle.

III.3.2.2. Comparaison du modèle développé avec les valeurs d'humidité du sol in situ

L'efficacité du modèle proposé pour évaluer l'état d'humidité du sol est évaluée en comparant les résultats du modèle à l'humidité du sol mesurée sur le terrain. Une partie de 50% des mesures d'humidité du sol in situ (échantillons) dans la zone d'étude a été utilisée. La relation entre les valeurs du modèle estimé et les valeurs d'humidité du sol observées est illustrée sur la Figure 33 qui montre une corrélation significative ($R^2 = 0,68$). Les paramètres statistiques obtenus pour le SSMC estimé étaient respectivement de 1,5% et 0,4 pour RMSE et unRMSE.

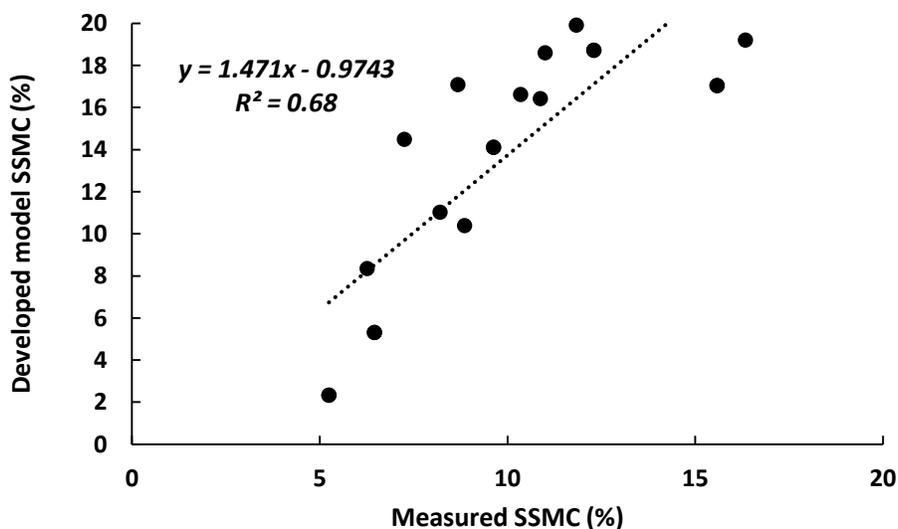


Figure 31. Relation entre l'humidité du sol estimé par le modèle proposé et les valeurs d'humidité Mesurées sur le terrain.

Afin de valider ces résultats, les valeurs mesurées d'humidité de surface du sol ont été comparées à celles prédites à l'aide de la méthode de validation croisée (Figure 34).

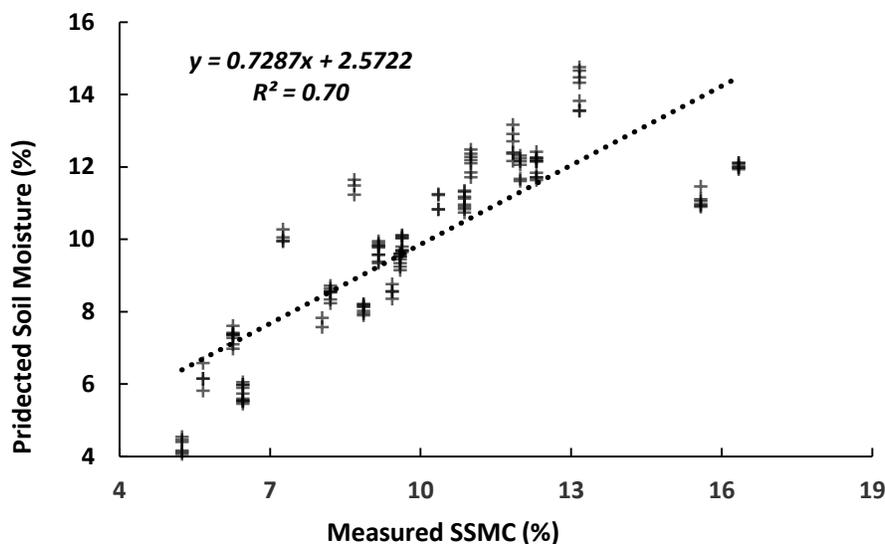


Figure 32. Comparaison entre l'humidité du sol observée et prédite (%) en utilisant la validation croisée pour toutes les images acquises.

Les indicateurs statistiques obtenus pour l'évaluation du modèle d'humidité de surface du sol proposé (SSMC) étaient : RMSE de 1,58% et R^2 de 0,70. Ces résultats ont confirmé l'aptitude du modèle obtenu d'estimer la teneur en eau de surface et de surveiller l'humidité de surface du sol dans la zone d'étude.

III.3.2.3. Comparaison entre le modèle développé et un autre modèle d'humidité du sol (SMM)

Pour faire une comparaison entre le modèle développé (SSMC) avec un autre modèle d'humidité du sol ($SMM = [192,25 * B4 + 20,55 * B6 - 214,96 * B7] + 22,53$ (Khellouk et al., 2018)) que nous avons développé à partir de bandes multispectrales de Landsat-8, ils ont été comparés aux données mesurées in situ. L'analyse de corrélation entre les données estimées à l'aide du modèle SMM, ont montré respectivement 0,63, 4,5% et 1,6 pour R^2 , RMSE et unRMSE (Figure 35).

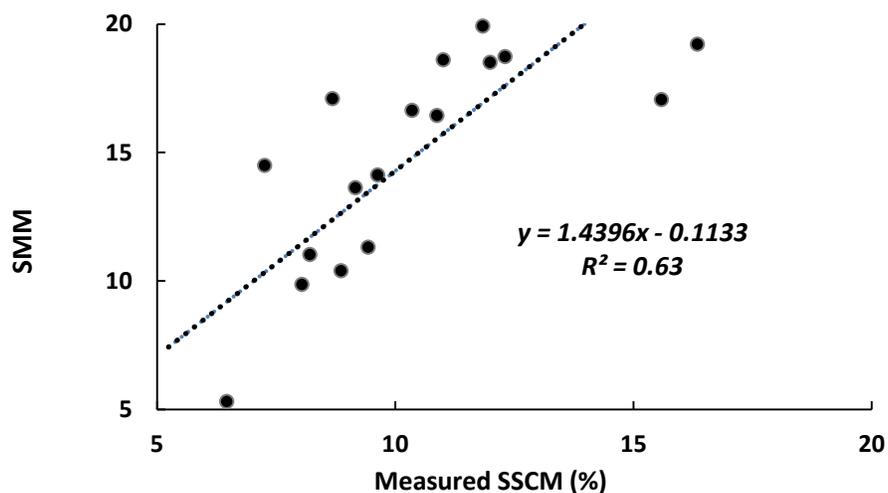


Figure 33. Comparaison entre l'humidité du sol estimé par le modèle SMM et l'humidité de surface du sol mesurée in situ.

Ces résultats ont montré que le modèle développé est plus efficace que le modèle SMM. Leur corrélation avec les mesures in situ est statistiquement significative avec respectivement 0,68, 1,8% et 0,5 pour R^2 , RMSE et unRMSE (section 3.3.2.). L'efficacité du modèle développé est liée à l'intégration d'un ensemble de variables environnementales qui affectent le paramètre d'humidité du sol. Ces résultats sont en bonne concordance avec celles rapportées par Natsagdorj et al. (2017) pour le développement du SMI prédit (PSMI).

De plus, une analyse de corrélation a été effectuée entre le modèle développé et le modèle d'humidité du sol (SMM) est illustré à la Figure 36.

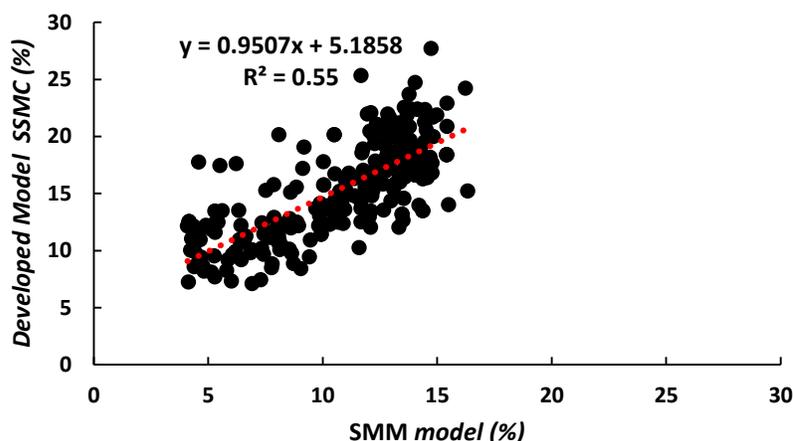


Figure 34. Corrélation entre l'humidité de surface du sol estimée par le modèle développé et celle du modèle SMM (Khellouk et al., 2018)

III.3.3. Cartographie et suivi spatio-temporel de l'humidité du sol

La cartographie de l'humidité du sol à l'aide de données de télédétection est très importante pour l'analyse de la variabilité spatio-temporelle de la teneur en eau du sol. (Ambika et al., 2016). Les Figures 37 et 38 montrent des cartes d'humidité de la surface du sol générées de dix images couvrant la saison agricole 2017/2018, de septembre à juin. Ces cartes ont été générées sur la base du modèle développé. Les résultats obtenus ont clairement montré que les différentes classes de variation de l'humidité de surface du sol sur l'ensemble du territoire de notre zone d'étude.

L'analyse cartographique a montré que les zones à faibles valeurs d'humidité (2-9%) sont souvent situées au milieu et au sud de la zone d'étude, couvrant notamment une grande zone au début (septembre) et à la fin (juin) de la saison agricole, c'est le cas des 30 septembre, 1er octobre, 1er janvier, 22 mars, 23 avril et 10 juin. Cette répartition de l'humidité dans ces zones pourrait s'expliquer par la faible topographie (400-500 m d'altitude), la diminution des précipitations et la prédominance des sols limoneux et limono-argileux (Figure 26). Dans la partie nord de la zone d'étude, nous avons observé une augmentation de la teneur en humidité du sol qui variait entre la classe d'humidité du sol modérée (13-19%), c'est le cas de 18 février, 22 mars, 7 avril et 25 mai. Ce taux important d'humidité de surface du sol s'explique par la dominance des sols à texture argileuse. Ces propriétés physiques ont permis le stockage de la teneur en eau et minimisé sa variation dans le temps. De plus, cette partie nord-est caractérisée par une zone de haute altitude (1000 m) dont le taux de précipitations augmente et la température diminue. En conséquence, l'évaporation de la teneur en eau de la surface est diminuée.

Chapitre III : Une méthodologie intégrée pour l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide d'une approche de données de terrain et de télédétection.

Dans la plupart zones de la région d'étude, la principale source d'humidité de surface est les précipitations. Dans les différentes cartes obtenues, le taux de teneur en eau est lié à la différence entre la date d'acquisition des images et la date des précipitations. Plus que l'écart est petit, plus l'humidité du sol augmente et vice versa. Par exemple dans l'image de la date du 1er octobre, une humidité élevée du sol a été observée, elle est justifiée par le taux de précipitations avant cette période (6 mm). Le deuxième exemple est le cas du 17 janvier, le taux total de précipitations qui est été enregistré avant la date d'acquisition de l'image est de 12 mm (entre le 01 et le 17 janvier 2018) ce qui montre un taux d'humidité du sol élevé notamment dans les parties nord de la zone d'étude.

À côté de la limite de la zone d'étude dans la partie sud-ouest, une petite zone (occupant environ 2% de la superficie totale des terres) est caractérisée par de légères variations d'humidité du sol. Cette stabilité de variation est justifiée par une irrigation régulière, car elle fait partie du périmètre irrigué de Tadla (Maroc). Par conséquent, comme il s'agit d'une zone irriguée, les agriculteurs doivent assurer un certain niveau d'humidité du sol pour maintenir leurs activités agricoles tout au long de l'année.

L'avantage de cette méthode développée est l'utilisation de produits satellites gratuits et leur application est très simple. La méthode proposée peut être utilisée comme un outil opérationnel pour estimer, cartographier et suivre l'évolution de la teneur en eau de surface dans les zones semi-arides. Il peut être utilisé par les décideurs pour déclencher des informations utiles à la gestion des cultures. L'opérationnalisation de cette méthode est peut-être limitée par les conditions de ciel nuageux, car les entrées du modèle sont des produits dérivés d'images satellites optiques (MODIS / Terra).

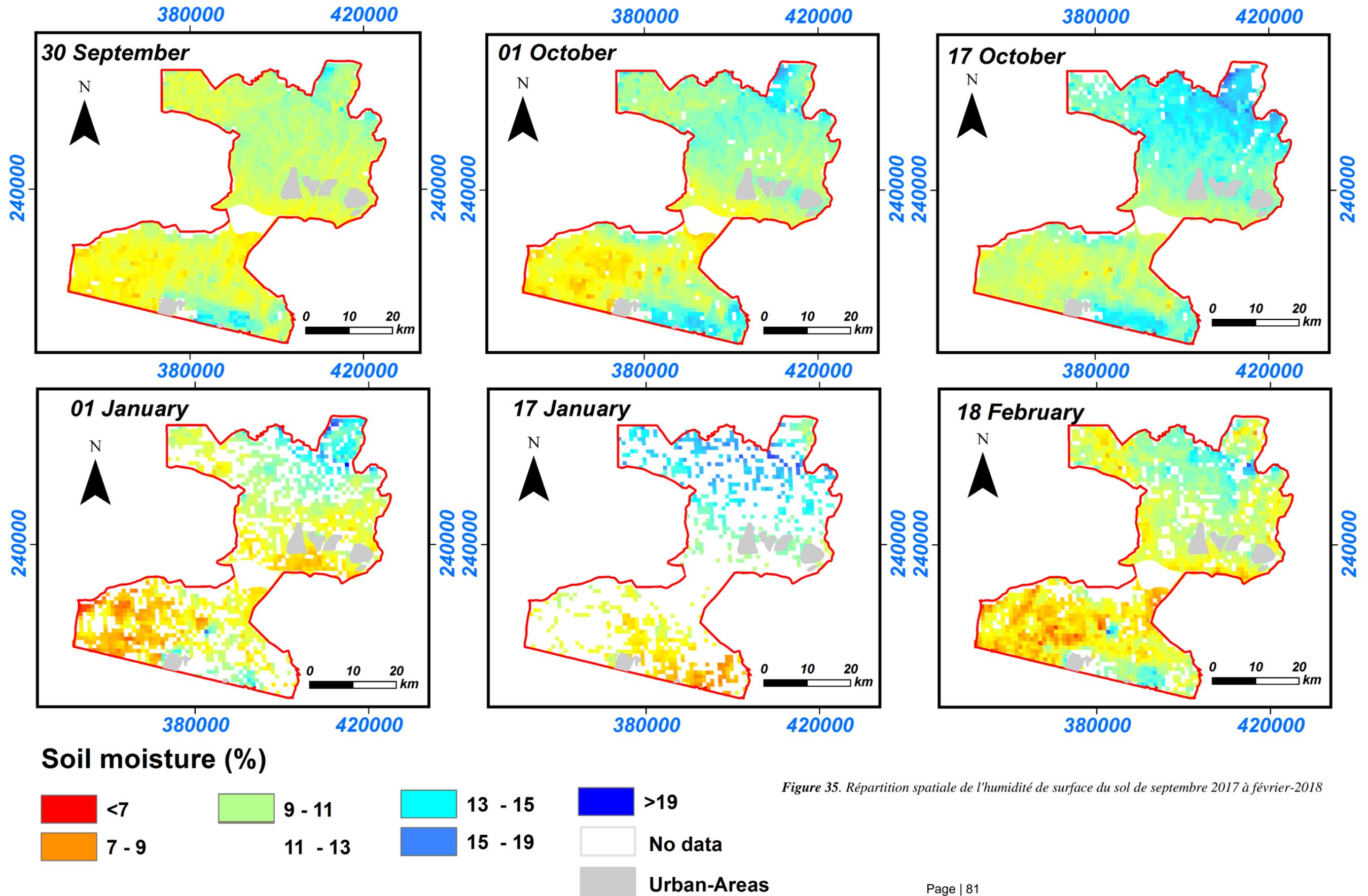


Figure 35. Répartition spatiale de l'humidité de surface du sol de septembre 2017 à février-2018

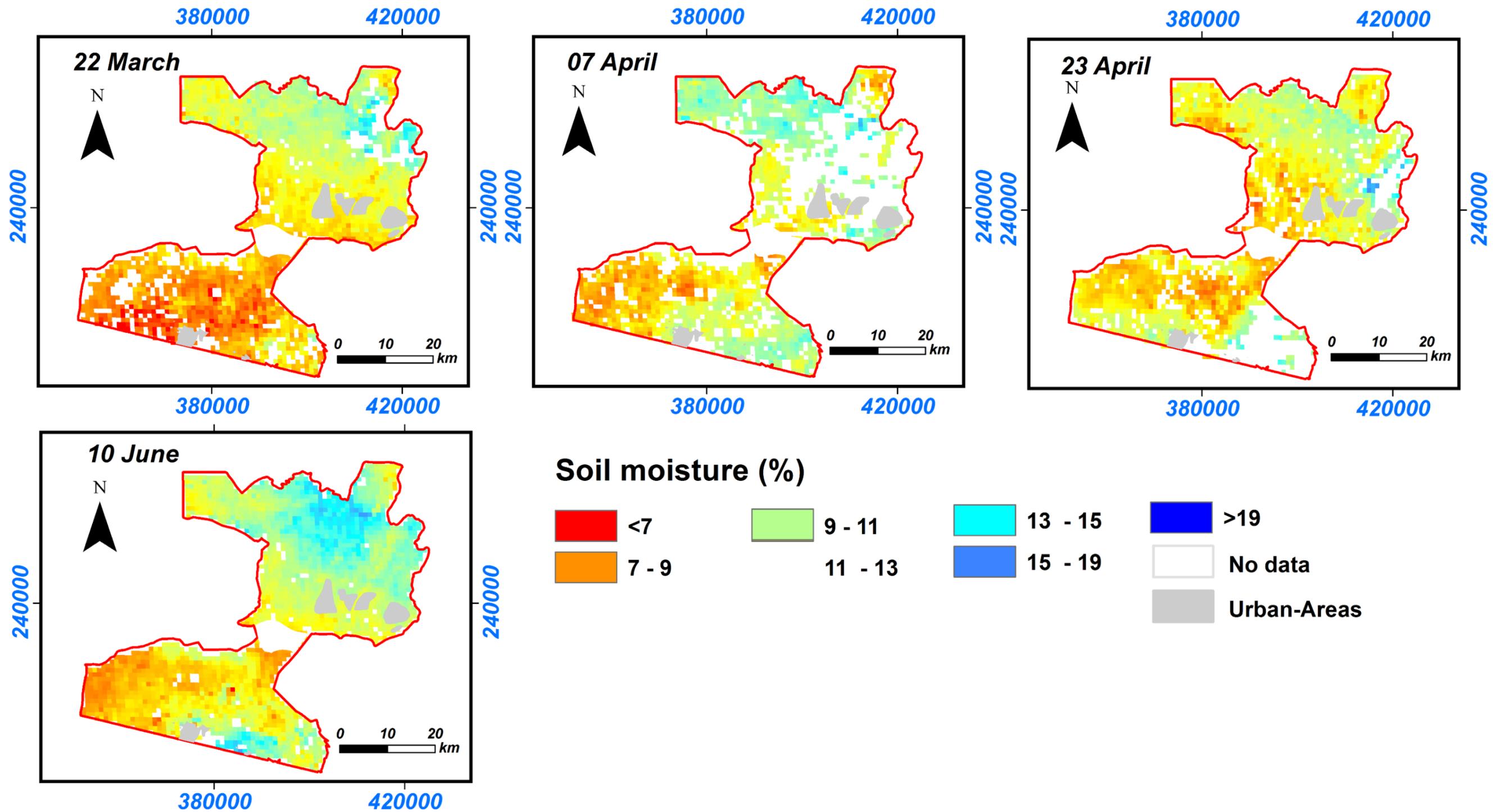


Figure 38. Répartition spatiale de l'humidité de surface du sol de septembre 2017 à juin-2018 dans la zone d'étude.

III.4. Conclusion

Dans les régions arides et semi-arides, l'évaluation de la teneur en eau de surface peut éviter de nombreux problèmes socio-économiques en aidant les agriculteurs à prendre des décisions éclairées et améliorées afin d'éviter le stress hydrique pour maintenir leurs niveaux de production. Ainsi, le but de cette étude était d'évaluer le potentiel de la méthodologie intégrative de télédétection pour estimer la teneur en eau de surface pendant la saison de croissance (2017/2018) dans la zone d'étude. Cette méthode a été développée à la base de l'espace Ts-NDVI, de l'évapotranspiration, de la texture du sol (argile, limon et limon), de l'élévation et des paramètres d'exposition en utilisant la méthode stepwise. La performance de ce modèle a été évaluée à l'aide de données mesurées sur le terrain. La précision a été réalisée par la méthode de validation croisée, elle a montré un R^2 de 0,70, RMSE de 1,58% et unRMSE de 0,5%. L'approche développée peut être utilisée comme un outil de surveillance, de compréhension des changements dans la teneur en eau de surface et de cartographie des conditions d'humidité dans la zone d'étude. Cette méthodologie intégrative produite dans cette recherche pourrait être appliquée dans des zones agricoles similaires.

CHAPITRE IV

Évaluation du modèle de nuage d'eau à l'aide de données de télédétection SAR et optiques pour la prédiction de l'humidité du sol

Khellouk, R., et al. (2021). Assessment of Water Cloud Model based on SAR and optical satellite data for surface soil moisture retrievals over agricultural area. *Eurasian Journal of Soil Science*, doi:

10.18393/ejss.926813.

Chapitre IV: Évaluation du modèle du nuage d'eau à l'aide de données de télédétection SAR et optiques pour la prédiction de l'humidité du sol

IV.1. Introduction

Les changements climatiques observés à l'échelle mondiale peuvent occasionner des impacts négatifs sur les activités agricoles. Surtout que ces activités dans les régions arides et semi-arides dépendent entièrement de la disponibilité de l'eau (Alderfasi et al., 2001). Au Maroc, la disponibilité de l'eau est le principal facteur limitant pour la croissance et le rendement des cultures. L'humidité du sol, qui est associée à la disponibilité de l'eau, est considérée comme une des variables agricoles les plus importantes (Sun et al., 2012 ; Jawson et al., 2007 ; Benabdelouahab et al.2015 ; Khellouk et al., 2019). Une estimation précise de la teneur en humidité de surface du sol fournit des informations importantes pour la prévision du rendement des cultures et le suivi de la sécheresse (Zhao et al., 2014 ; Yang et al., 2015 ; Pablos et al., 2017 ; Whyte et al., 2018). Face à l'importance de l'humidité du sol, son évaluation spatiale et temporelle est difficile. Les méthodes conventionnelles basées sur des observations in situ fournissent des résultats ponctuels très précis (Chu, 2018). Cependant, ces mesures d'humidité du sol sont laborieuses pour un suivi in situ et en continu en raison de son coût élevé et de la grande hétérogénéité spatiale des propriétés du sol, du couvert végétal et de la topographie (Benabdelouahab et al., 2015), ce qui rend incapable de les réaliser, les étendre et les généraliser sur une grande superficie.

Contrairement aux méthodes de mesures directes, les techniques de télédétection constituent des approches efficaces pour évaluer de l'humidité du sol à grande échelle avec une résolution temporelle et spatiale élevée et un faible coût (Benabdelouahab et al., 2019). Les trois principales méthodes de télédétection utilisées pour l'évaluation de l'humidité du sol à partir des informations spectrales sont les domaines optiques, infrarouge thermique et micro-ondes (MW) du spectre électromagnétique (Sadeghi et al., 2015). Les méthodes optiques sont basées sur les comportements des indices spectraux liés aux changements de teneur en eau du sol. Ces méthodes sont simples à appliquer, mais peuvent être facilement affectées par les conditions météorologiques (Sadeghi et al., 2015). Concernant les méthodes thermiques infrarouges, l'humidité du sol est estimée à partir des caractéristiques thermiques (Verstraeten et al., 2006).

Cependant, les informations sur le rayonnement de surface du sol dans les zones ayant un couvert végétale dense, sont obscurcies, ce qui affecte la précision de l'estimation de l'humidité du sol. Par conséquent, ces méthodes sont applicables pour surveiller l'humidité des sols nus ou avec une végétation moins dense dans des conditions sans nuages (Khellouk et al., 2018). Cependant, la télédétection par micro-ondes (Radar à synthèse d'ouverture (SAR)) avec des longueurs d'onde plus longues, a une capacité de pénétration plus forte, et n'est pas affectée par les conditions météorologiques. Elle pourrait donc être utilisée pour surveiller différents paramètres de surface, tels que l'humidité de surface du sol, sur les régions agricoles (Benabdelouahab et al., 2019).

De nombreux modèles basés sur la télédétection SAR ont été proposés pour prédire l'humidité du sol, à savoir le modèle Oh (Oh et al., 1992), le modèle IEM (Fung et al., 1992), le modèle Dubois (Dubois et al., 1995) et le modèle de Baghdadi (Baghdadi et al., 1916). Ces modèles sont moins adaptés pour estimer l'humidité de surface du sol couvert de végétation en raison des effets de speckle causés par la structure des feuilles des végétaux (Prakash et al., 2012). Pour remédier à ce problème, Attema et Ulaby (1978) ont pu développer le modèle semi-empirique des nuages d'eau (WCM) permettant de supprimer l'effet du couvert végétal afin d'estimer l'humidité du sol. Ce modèle a été appliqué dans plusieurs domaines pour différentes satellites SAR, comme les données ASAR en bande C et SPOT/HRV (Zribi et al., 2014), la plateforme ENVironment SATellite (ENVISAT) de l'ESA (Kumar et al., 2012), les données SAR en bande X (El Hajj et al., 2016), TERRASAR-X (Gorrab et al., 2015). En outre, plusieurs recherches ont recommandé pour l'amélioration de la précision de l'estimation de l'humidité du sol l'intégration simultanée des données optiques et SAR/micro-ondes sont intégrées plutôt que de les utiliser séparément (Hosseini et al., 2011 ; Notarnicola et al., 2006). Dans ce contexte, l'objectif de ce travail est d'envisager une synergie des données Sentinel-1B Synthetic Aperture Radar (SAR) et optiques Sentinel-2B pour évaluer le potentiel du modèle de nuage d'eau (WCM) pour récupérer l'humidité du sol dans des conditions de couverture végétale dans les provinces de Fkih-Ben Saleh et Khouribga (Maroc). En outre, le modèle a été utilisé pour cartographier l'humidité du sol. L'analyse des cartes d'humidité du sol indique avec une grande précision la variabilité spatio-temporelle de la teneur en eau du sol dans la zone d'étude. La zone choisie est sujette à des sécheresses récurrentes et à des irrégularités pluviométriques, et dont les résultats obtenus à l'issue de la présente étude pourraient aider à améliorer la planification de l'utilisation des terres, les choix des cultures et la gestion de l'eau.

IV.2. Matériels et méthodes

IV.2.1. Données d'humidité du sol

L'échantillonnage du sol a été collecté en même temps que les dates d'acquisition d'images satellitaires pour obtenir une bonne concordance entre l'humidité du sol mesurée et estimée à partir des données de télédétection. Les échantillons d'humidité du sol ont été convertis en points shapefile, ce qui permet d'extraire des valeurs de pixels de chaque image satellite liée spatialement et temporellement aux mesures au sol.

IV.2.2. Données satellitaires

IV.2.2.1. Données SAR Sentinel-1B

Les satellites Sentinel-1 (S1) constituent une partie importante du programme européen Copernicus (Global Monitoring for Environment and Security-GMES). Le Sentinel-1 fonctionne dans un capteur SAR en bande C (fréquence 5,4 GHz) et fournit une double polarisation : imagerie verticale-verticale (VV) et verticale-horizontale (VH) avec une résolution spatiale de 10 m.

IV.2.2.2. Données optiques Sentinel-2B

Dans cette étude, cinq images SAR Sentinel-1 couvrant la zone étudiée du 21 janvier au 26 juin 2018 ont été acquises (Tableau 13). Ces images satellites acquises à différentes périodes de la saison agricole 2018, ont été téléchargées depuis le site Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>). Les images SAR acquises ont été ensuite traitées à l'aide du logiciel SNAP (Sentinel Application Platform) (<http://step.esa.int/main/toolboxes/snap>). La correction géométrique a été effectuée au moyen de l'algorithme de correction Range-Doppler terrain. Ensuite, le filtrage des images a été réalisé à l'aide de refined lee filter. De plus, l'étalonnage radiométrique (radiometric calibration) a été utilisé pour dériver les données de coefficient de rétrodiffusion. Enfin, le coefficient de rétrodiffusion (format linéaire) est converti en décibels (dB) à l'aide du logiciel SNAP.

Les images optiques Sentinel-2B du site d'étude corrigées géométriquement et atmosphériquement ont été acquises à partir du site du Centre d'expertise scientifique Theia (<https://www.theia-land.fr/>) (Tableau 13). Elles sont caractérisées par une résolution spatiale élevée de 10 m et une résolution temporelle de 5 jours. Ensuite, le NDVI a été calculé pour chaque image en utilisant les bandes R (rouge) (bande 4) et NIR (proche infrarouge) (bande 8),

au moyen de l'équation suivante:

$$NDVI = (NIR - RED)/(NIR + RED) \quad (23)$$

Les dates d'acquisition de certaines images Sentinel-2B et SAR Sentinel-1B; sont différentes ; les différences maximales entre ces données Sentinel-2B et SAR sont de quatre jours, dont les valeurs NDVI montrent une faible variation.

Les résultats de la relation linéaire entre le signal radar et le NDVI montrent que le signal radar est plus sensible au NDVI pour la polarisation VV que pour VH en raison de la diffusion volumique importante pour cette dernière polarisation ($R^2 = 0,001$ pour la polarisation VH). Bousbih et al. (2017) ont également montré que le signal dans la polarisation VV est plus sensible aux paramètres de surface du sol.

Tableau 13: Liste des données satellitaires acquises couvrant la zone d'étude.

Type de données	Date d'acquisition	Type de données	Date d'acquisition
Sentinel-1 B	21 Janvier 2018	Sentinel-2 B	19 Janvier 2018
	26 Février 2018		23 Février 2018
	22 Mars 2018		23 Mars 2018
	24 Avril 2018		20 Avril 2018
	26 Juin 2018		26 Juin 2018

IV.2.3.Méthodes

La méthodologie appliquée dans cette étude pour estimer l'humidité du sol est représentée schématiquement à la Figure 39. Dans un premier temps, les données radar Sentinel 1 acquises ont été prétraitées afin de calculer les coefficients de rétrodiffusion. Ensuite, les valeurs des coefficients de rétrodiffusion correspondant spatialement à chaque mesure au sol ont été extraites pour chaque pixel en fonction des coordonnées (X, Y). Et puis, les images NDVI ont été calculées sur la base des bandes 4 et 8 des images Sentinel-2B couvrant la zone d'étude. Ensuite, les valeurs NDVI de chaque échantillon ont été extraites en fonction des coordonnées (X, Y).

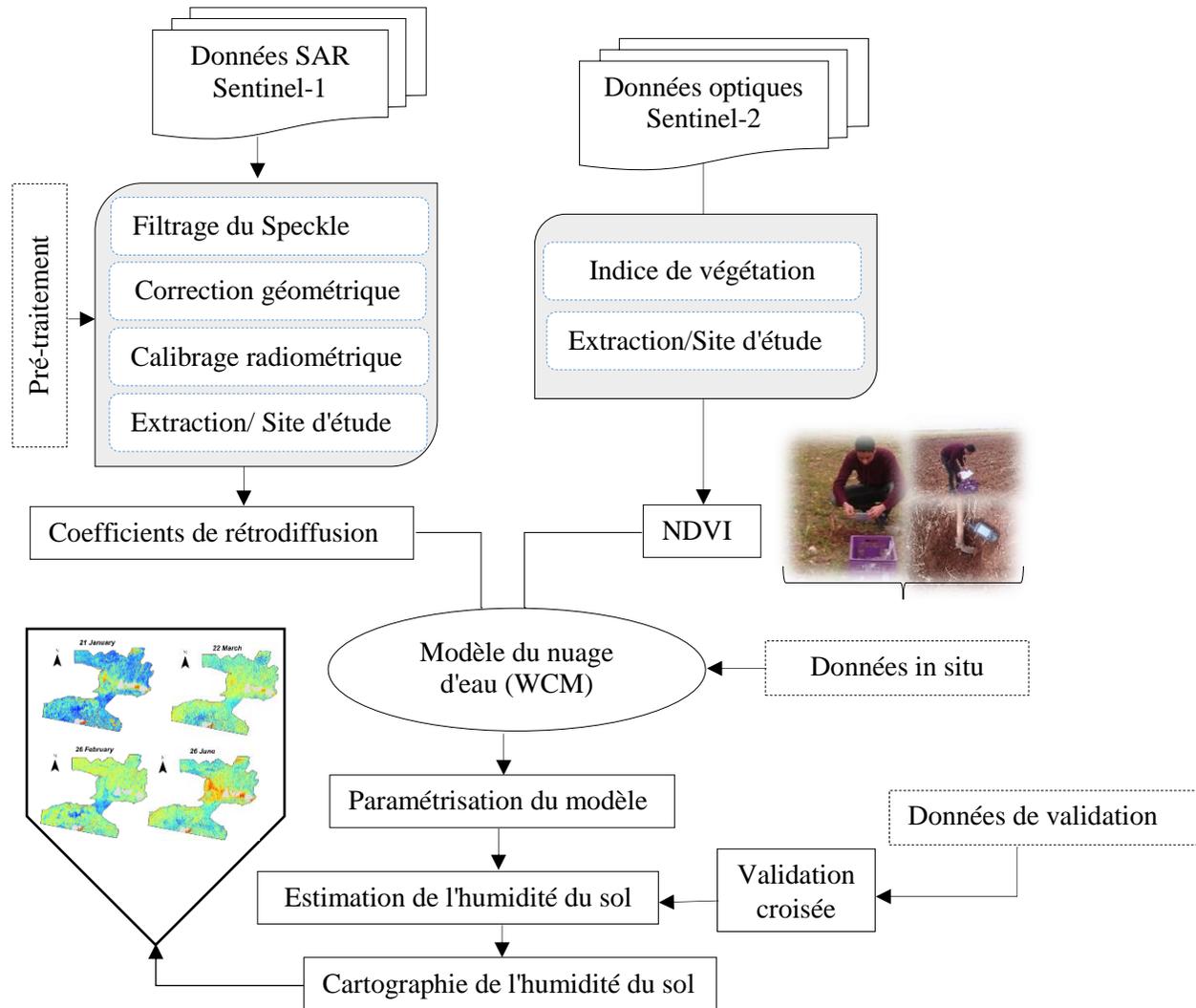


Figure 39. Organigramme de la méthodologie suivie dans cette étude.

Et après, les valeurs NDVI extraites ont été utilisées pour la paramétrisation et le calcul des composants du modèle du nuage d'eau (WCM). Ce modèle WCM relie le coefficient de rétrodiffusion (σ^0) à l'humidité de surface du sol (Kumar et al., 2015). Il combine les coefficients de rétrodiffusion dus à la végétation (σ^0_{veg}) et au sol (σ^0_{soil}). Le (σ^0_{veg}) de WCM dépend des caractéristiques de la végétation (Bala et al., 2015 ; Bousbih et al., 2017). Dans ce modèle, le coefficient de rétrodiffusion total (σ^0) est exprimé par les formules suivantes :

$$\sigma^0(dB) = \sigma^0_{veg} + T^2 \sigma^0_{soil} \quad (24)$$

T^2 est un paramètre d'atténuation bidirectionnel pour les ondes radar traversant la végétation.

$$T^2 = \exp(-2BV_1 \sec(\theta)) \quad (25)$$

$$\sigma^0_{veg} = A V_1 \cos(\theta) (1 - T^2) \quad (26)$$

Avec :

- V_1 est le NDVI ;
- A et B sont des coefficients empiriques qui dépendent du paramètre de végétation. Dans la présente étude, nous avons utilisé celui défini par Bousbih et al. (2018) ayant travaillé sur une zone avec une couverture terrestre similaire à notre zone d'étude ;
- θ est l'angle d'incidence ($^\circ$) de l'image Sentinel-1, il a été dérivé du fichier de métadonnées pour chaque image satellite acquise.

La contribution du sol σ^0_{soil} est exprimée par une équation de régression linéaire en fonction de l'humidité de surface du sol :

$$\sigma^0_{soil} = C + D \times SM \quad (27)$$

C et D sont les coefficients des sols nus, qui caractérisent la relation entre l'humidité de surface du sol et le signal radar. Ces paramètres ont été définis sur la base d'une simple corrélation linéaire entre le coefficient de rétrodiffusion du sol et les mesures in situ (humidité du sol).

La substitution des paramètres conduit à obtenir la formule du modèle de nuage d'eau (WCM) :

$$\sigma^0 \text{ (dB)} = A \text{ NDVI} \cos(\theta) (1 - \exp(-2B\text{NDVI} \sec(\theta))) + (C + D \times SM) \quad (28)$$

L'humidité du sol obtenue par l'équation 28 est exprimée en unité dB. Par conséquent, pour avoir l'humidité du sol en unité quantitative, nous avons dérivé le paramètre SM de l'équation 28 pour obtenir la formule de l'humidité du sol SM :

$$SM = \frac{(\sigma^0 - (A V_1 \cos(\theta) (1 - \exp(-2BV_1 \sec(\theta))))}{\frac{\exp(-2BV_1 \sec(\theta))}{D}} - C \quad (29)$$

Les résultats estimés par le modèle ont été évalués à l'aide de données terrain. Ensuite, le modèle a été appliqué pour cartographier la variabilité spatio-temporelle de l'humidité de surface

du sol. Les cartes d'humidité ont été générées pour toutes les images satellites pluri-dates utilisées.

IV.2.3.1. Évaluation et validation du modèle de récupération de l'humidité du sol

L'évaluation a été réalisée en comparant les résultats du modèle appliqué et les mesures observées. Les données d'humidité du sol mesurées sur 41 sites d'échantillonnage ont été utilisées pour l'évaluation du modèle. Cette évaluation a été réalisée à l'aide de deux paramètres statistiques tels que le coefficient de détermination (R^2) pour analyser la relation linéaire entre l'humidité du sol mesurée et l'humidité estimée du sol (équation 13) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour évaluer les différences entre les valeurs estimées par un modèle et les valeurs mesurées (équation 14).

La précision prédictive du modèle a été évaluée à l'aide de l'approche de validation croisée (Cassel, 2007). Dans cette étude, nous avons utilisé 33,3% des données pour la validation, les 66,6% restants ont été utilisés comme données d'entraînement, avec $N = 10$ répétitions.

IV.3. Résultats et discussions

IV.3.1. Paramétrisation du modèle de nuage d'eau

Le WCM est caractérisé par deux composantes importantes, à savoir : (i) le coefficient de rétrodiffusion du sol (σ_{soil}^0), qui peut être déterminé en utilisant une régression linéaire avec mesure de l'humidité du sol, et (ii) la teneur en eau de la végétation (σ_{veg}^0) qui peut être traitée par l'indice de végétation (NDVI) (Bala et al., 2015 ; Bousbih et al., 2017). L'application de ce modèle a été paramétrée sur la base du NDVI comme indicateur de végétation, de l'humidité du sol observée au sol (0-5 cm) et des données SAR. La première composante concerne la contribution du sol σ_{soil}^0 (équation 27) qui est définie en fonction de la corrélation entre le coefficient de rétrodiffusion du sol et les mesures d'humidité de surface du sol. Les résultats obtenus sont $\sigma_{\text{soil}}^0 = -0,16 * SM - 17,90$ avec $D = -0,16$ et $C = -17,90$. La deuxième composante est le coefficient de rétrodiffusion de la végétation (σ_{veg}^0) qui est caractérisé par deux coefficients A et B (équation 25 et 26). Dans cette recherche, nous avons utilisé celui défini par Bousbih et al. (2018) dans une zone d'étude avec une couverture terrestre similaire à notre zone d'étude [$A = 0,18$ et $B = 0,25$]. Le NDVI récupéré par les données optiques a été utilisé comme indice de végétation. C'est l'indice le plus efficace et le plus utilisé dans plusieurs études (Rawat et al., 2019 ; El Hajj et al., 2018) pour l'estimation de l'humidité du sol sur la base du modèle de nuage

d'eau.

L'ensemble des résultats dérivés pour chaque paramètre a été intégré dans le modèle afin de générer le modèle de nuage d'eau (WCM) en (dB). Ensuite, une approche d'inversion (Zhuo et al., 2019) de ce modèle a été appliquée pour transformer les valeurs WCM en une unité de pourcentage, comme exprimé par l'équation 29.

IV.3.2.Évaluation du modèle de nuage d'eau (WCM)

La relation entre l'humidité du sol mesurée et celle estimée à l'aide du modèle WCM a été évaluée en calculant le R^2 et le RMSE (Figure 40). Le diagramme de dispersion montre une corrélation linéaire entre l'humidité du mesurée et celle estimée, ce qui révèle que l'approche adoptée serait efficace et pourrait être utilisée avec succès pour estimer l'humidité de surface du sol dans notre site d'étude. L'analyse statistique des résultats a montré que le niveau de concordance du modèle d'humidité du sol dérivé avec l'humidité du sol mesurée est significatif. Les indicateurs statistiques d'évaluation du modèle obtenus R^2 et RMSE étaient de l'ordre 0,70 et 1,30%, respectivement.

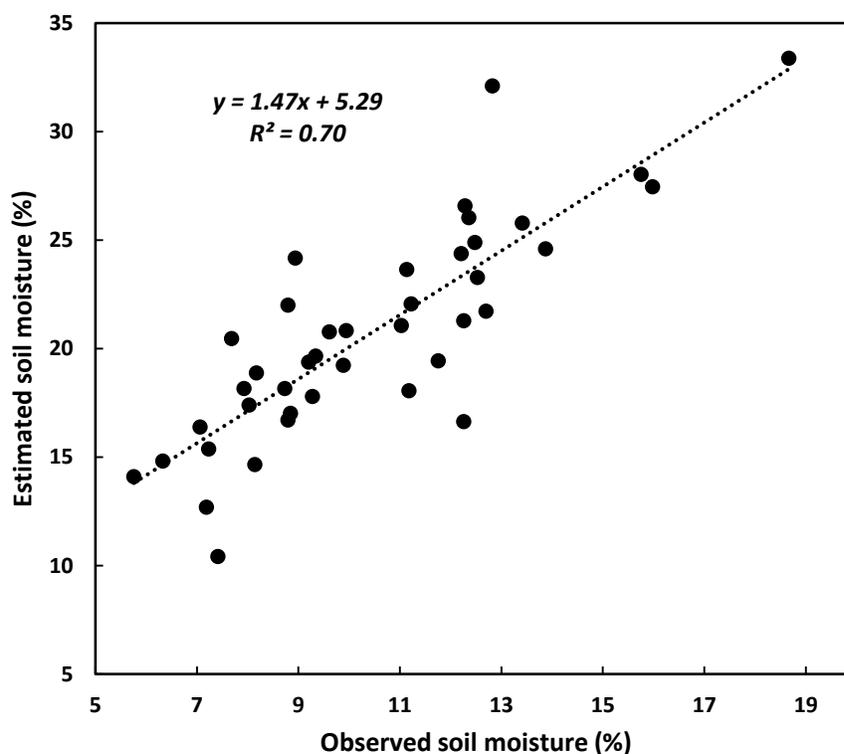


Figure 40. Relation linéaire entre l'humidité du sol observée et l'humidité du sol estimée par le WCM.

Afin de valider les résultats obtenus, nous avons comparé les valeurs de l'humidité de surface du sol, mesurée et prédite, en utilisant la méthode de validation croisée (Figure 41). Les paramètres statistiques de la validation du modèle obtenus pour l'humidité du sol prédit dans la zone d'étude étaient de 0,65 et 1,45% pour R^2 et RMSE, respectivement.

Ces résultats sont en bon accord avec ceux rapportés par Bao et al. (2018) ayant obtenu un R^2 de 0,62. De plus, Rawat et al. (2019) ont rapporté des résultats similaires en utilisant le WCM pour l'estimation de l'humidité du sol d'une zone agricole à l'aide des données satellitaires Landsat-8 et Sentinel-1 dans le pays Punjab (Inde). Ce modèle donne des résultats encourageants pour une estimation précise de l'humidité du sol. Il peut être appliqué pour surveiller l'état d'humidité du sol dans les zones régionales.

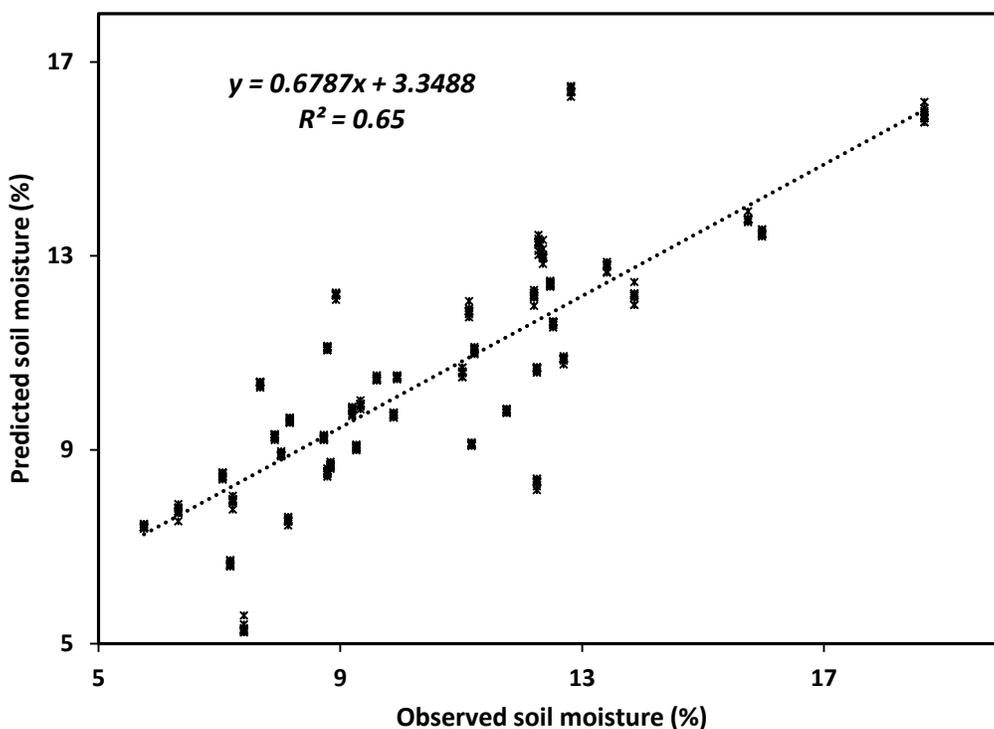


Figure 41. Comparaison entre l'humidité du sol observée et prédite (%) à l'aide de la validation croisée.

Dans le présent travail, l'évaluation du modèle de nuage d'eau basé sur des données SAR et des données satellitaires optiques pour la récupération de l'humidité du sol de surface sur une zone agricole a donné des résultats significatifs. Le principal avantage de notre méthodologie est la possibilité de récupérer l'humidité du sol à l'aide de données SAR et de télédétection optique disponibles gratuitement. Il peut offrir de nombreux avantages pour un certain nombre

d'applications de recherche et d'environnement.

IV.3.3. Cartographie de l'humidité du sol

La cartographie de l'humidité du sol est une technique importante pour analyser la variabilité spatiale des niveaux de teneur en eau de la surface du sol. Dans cette étude, la cartographie de l'humidité du sol a été réalisée à l'aide du modèle WCM et des données Sentinel-1B et Sentinel-2B sur le site d'étude. La Figure 42 représente les cartes d'humidité du sol couvrant la zone d'étude pendant la saison agricole 2018 (de janvier à juin). Les cartes obtenues montrent clairement que les différentes classes de distribution de l'humidité de la surface du sol varient de 0% (couleur rouge) à >23% (couleur bleue). L'analyse spatiale des cartes a montré que les zones à faible taux d'humidité du sol (0-11%) sont situées au milieu et au sud-est du site d'étude, elles couvrent une grande superficie début janvier et à la fin juin, c'est le cas de 21 janvier, 22 mars, 24 avril et 26 juin. Cette répartition spatiale dans ces zones peut s'expliquer par les types de texture du sol (sols limono argileux, sols limoneux) et les faibles niveaux de précipitations. Au contraire, la partie nord-est caractérisée par une augmentation significative des niveaux d'humidité du sol (21 janvier, 22 mars et 24 avril), ces niveaux d'humidité du sol s'expliquent par les paramètres topographiques (haute altitude : 700-1000 m), l'augmentation des taux de précipitations et de la prédominance des sols argileux. Les précipitations sont la principale source de teneur en eau du sol dans toutes les parties de la zone d'étude. Dans toutes les cartes dérivées, le pourcentage d'humidité du sol dépend de la date d'acquisition des données satellitaires et de la date des précipitations. Plus que l'écart est plus long, plus que le taux d'humidité du sol est diminué et vice versa. Par exemple sur la carte du 21 janvier, une forte humidité du sol a été notée ce qui s'explique par le taux de précipitations avant cette date (12 mm). Cependant, au 26 juin, la distribution de l'humidité du sol est inférieure à celle des autres dates. La distribution de l'humidité du sol à cette période (été) peut être justifiée par la diminution des précipitations et la diminution de l'évaporation liée à la baisse moyenne de la température (38 °C).

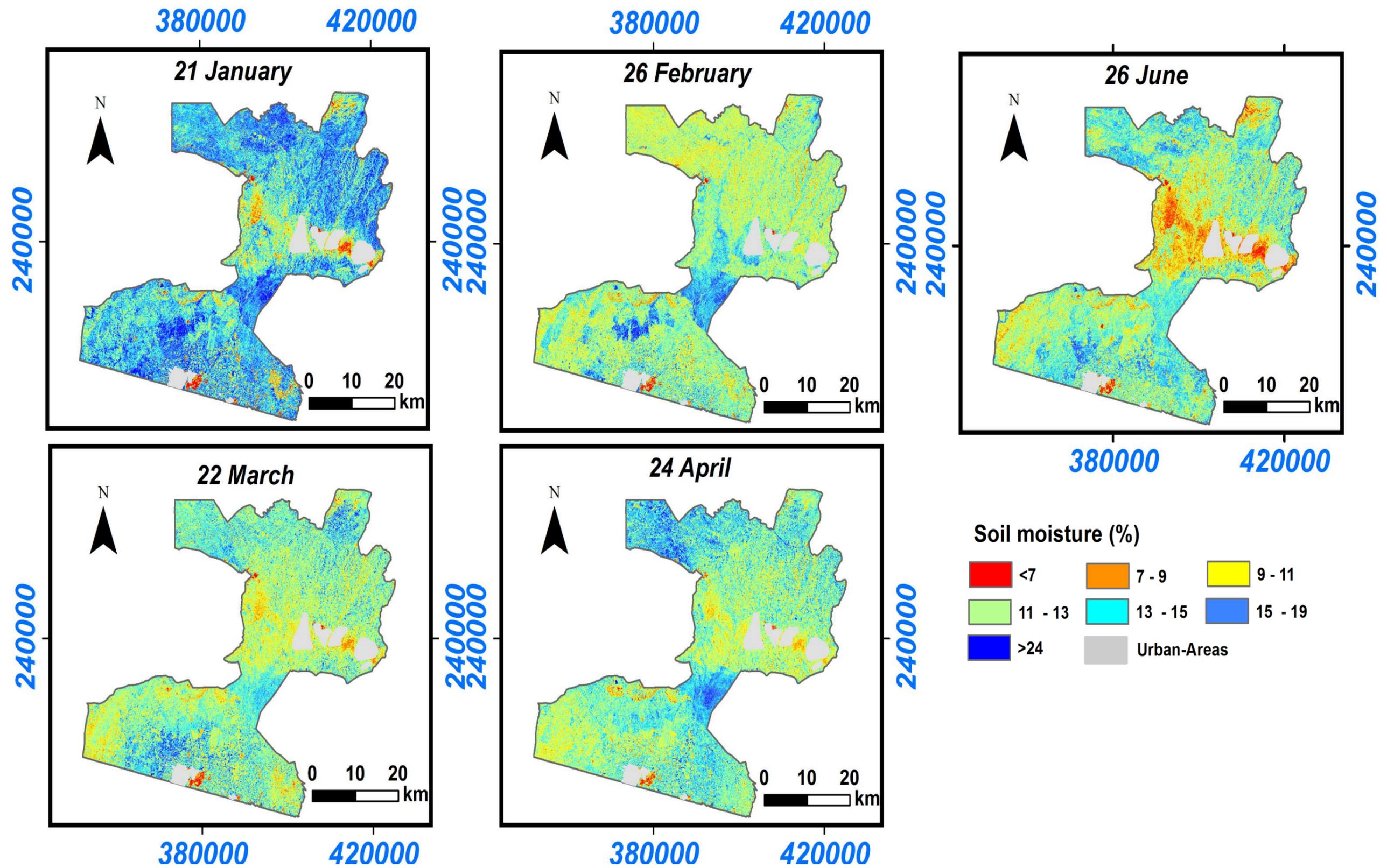


Figure 42. Répartition spatiale de l'humidité de surface du sol du 21 janvier au 26 juin -2018 dans la zone d'étude.

IV.4. Conclusion

Dans les régions arides et semi-arides caractérisées par des précipitations faibles, une évaporation forte et des écosystèmes extrêmement fragiles, l'estimation de l'humidité du sol aide les agriculteurs et les gestionnaires à la fois à prévenir les dommages causés par le stress de la sécheresse sur les cultures et à prendre les décisions éclairées pour améliorer leur production agricole. Sur cette base, nous avons choisi tenté d'évaluer le potentiel du WCM pour estimer l'humidité de surface du sol à l'aide des données SAR et satellitaires optiques. La précision du modèle de l'humidité du sol a été testée, les résultats obtenus ont montré un bon accord avec l'humidité du sol observée avec un R^2 de 0,65 et un RMSE de 1.45%. Le modèle a été utilisé ensuite pour cartographier dans la zone d'étude la variation spatio-temporelle de l'humidité du sol pendant la saison agricole 2018. Les résultats de la cartographie ont montré la distribution et les différentes variations de la teneur en eau de surface sur l'ensemble de la zone d'étude. Nous avons conclu que l'approche testée pouvait être utilisée comme un outil efficace pour estimer, surveiller et cartographier la variation de l'humidité de surface du sol dans les zones sèches. Il peut être appliqué par les agriculteurs pour la gestion optimisée de l'irrigation et le suivi des cultures et la stabilité économique dans les régions arides.

Chapitre V

Discussion générale

Chapitre V : Discussion générale

Dans ce chapitre nous allons discuter les résultats de la présente étude comparativement aux autres études.

Dans cette étude, nous avons testé trois méthodes différentes d'estimation de l'humidité du sol sur deux sites, un irrigué qui est le sous-périmètre de Béni-Moussa, et un autre Bour. Cette étude est basée sur deux types de données satellitaires : Les données satellites optique et RADAR.

Les trois méthodologies sont évaluées à l'aide des paramètres statistiques tels que le coefficient de détermination R^2 , l'erreur quadratique moyenne normalisée (nRMSE) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Une seule sorte de comparaison est possible à faire entre les différentes méthodologies utilisées, c'est la comparaison entre les résultats obtenus par les trois modèles et les mesures in situ d'humidité de surface du sol. Parcontre la comparaison entre les différents modèles n'est pas possible, car chaque modèle est caractérisé par des paramètres inputs différents de l'autre.

La première méthodologie (chapitre 2) est basée sur une relation physique existante entre les bandes spectrales dérivées des images Landsat-8 et l'humidité du sol mesurée in situ. Les résultats obtenus durant tous les stades de croissance des cultures montrent des meilleurs scores avec une corrélation varie de 0.85, à 0,89 et un RMSE de 1,05% à 1,53%. Ces résultats sont justifiées par l'exploitation de bandes spectrales sensibles à l'humidité de surface du sol tel que la bande bleu (B2), rouge (B4), SWIR1 et SWIR2 (Xiao et al., 2006 ; Xiao et al., 2005 ; Zheng et al., 2014). Ce domaine spectral comprend l'absorption d'eau influençant la sensibilité de la réflectance à la teneur en humidité de la végétation et du sol, y compris les bandes d'absorption d'eau (Ceccato et al., 2001 ; Cheng et al., 2013 ; Yilmaz et al., 2008 ; Hunt et al., 2011 ; Liu et al., 2012 ; Hunt et al., 1989). Des résultats similaires ont été obtenus par Zhang et al (2013), par l'application d'un nouvel indice VSDI (visible and shortwave infrared drought index) dans une zone agricole semi-aride. Il a montré que le spectre du visible (0,4 - 0,7 um) est sensible à la teneur en eau de la végétation, avec un changement de réflectance plus important dans la bande rouge, alors que la bande moyenne infrarouge (SWIR) est sensible à la teneur en eau de la végétation et l'humidité du sol.

En outre la deuxième méthodologie (chapitre 3) est basée sur l'intégration de plusieurs variables environnementales telles que l'indice de végétation (NDVI), la température de surface du sol (Ts), l'évapotranspiration, les paramètres topographiques et la texture du sol. Elle a montré des résultats significatifs et très proches à celle de la première avec R^2 égal à 0,70 et un RMSE égal à 1,58%. De nombreuses études ont été basées sur des paramètres environnementaux dans les zones agricoles similaires à notre zone d'étude pour l'estimation d'humidité de surface du sol. Par exemple, Natsagdorj et al. (2017) ont utilisé une analyse de régression pour développer un modèle d'humidité du sol (PSMI) en utilisant les informations spectrales des données satellitaires Landsat. Ce modèle (PSMI) dépend de LST (température de surface), NDVI, élévation, de la pente et de l'exposition. D'après la corrélation des résultats du modèle avec les données d'humidité du sol dans la province de Tuv en Mongolie (48°40 '30"N et 106°15 '55"E), elle indique qu'il existe une bonne concordance avec un R^2 de 0.65 (Figure 43).

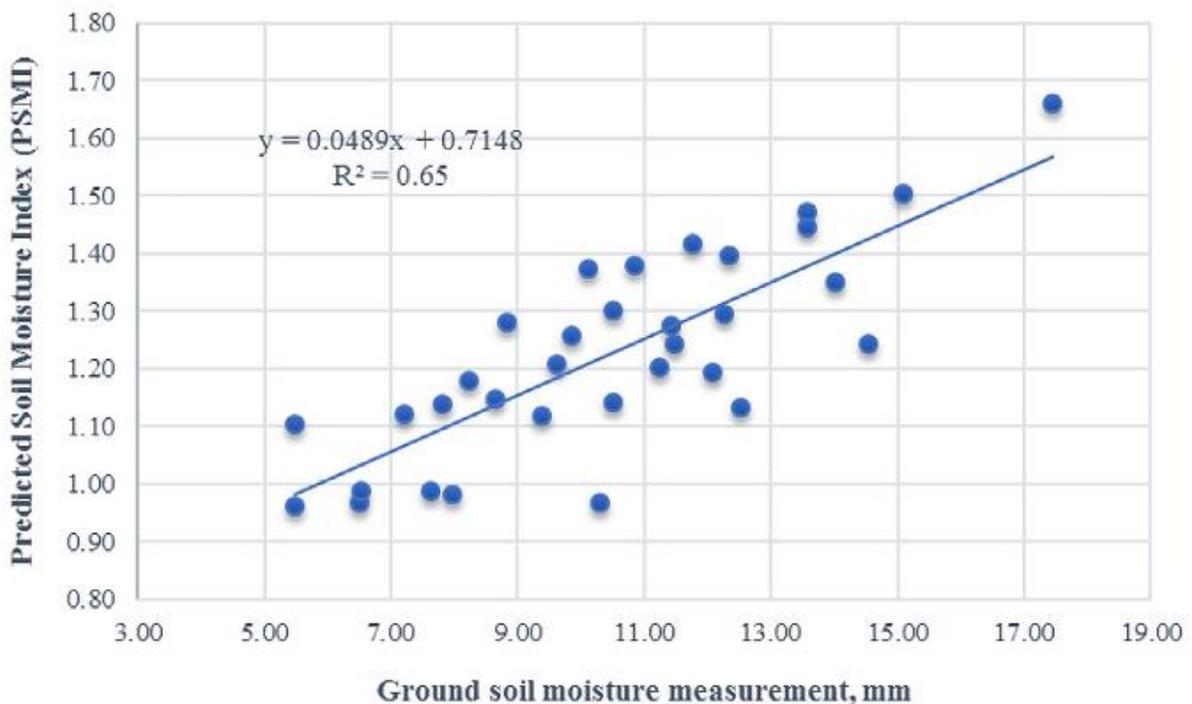


Figure 43. Corrélation entre l'humidité de surface du sol estimée par le modèle PSMI et celle mesurée in situ (Natsagdorj et al. 2017).

D'une manière générale, on estime que la première approche est plus adaptée à une zone irriguée (sous-périmètre de Béni-Moussa) ainsi qu'une zone Bour. Également, la deuxième approche constitue un outil efficace pour l'estimation de l'humidité de surface en particulier dans les vastes régions hétérogènes de point de vue texturale, topographique, et l'intensité du couvert végétal. L'avantage commun entre les deux approches c'est l'utilisation de données satellitaires optiques disponibles gratuitement avec une forte résolution spatiale et temporelle. Malgré ces avantages lorsqu'on travaille avec des images dérivées des capteurs optiques, on est dépendant des conditions météorologiques. En effet, ce type de capteur a besoin de la lumière du soleil puisque c'est la réflexion du rayonnement solaire dans le visible ainsi que de l'infrarouge sur les cibles qui sera perçue par ce dernier. De plus, cette région du spectre lumineux ne peut passer au travers d'un couvert nuageux, car les longueurs d'onde sont inférieures à la grosseur des particules atmosphériques (solide ou humide). En général, lorsque les conditions climatiques sont idéales, il est possible d'exploiter des images optiques pour l'estimation de l'humidité de surface du sol avec précision.

La troisième méthodologie (chapitre 4) est basée sur une synergie des données Sentinel-1B Synthetic Aperture Radar (SAR) et Sentinel-2B pour évaluer le potentiel du modèle du nuage d'eau (WCM) pour récupérer l'humidité de surface du sol. La performance de ce modèle a été évaluée à l'aide de l'humidité du sol mesurée sur des échantillons de sols prélevés sur une profondeur de 5 cm. Les résultats montrent une nette concordance entre les teneurs d'humidité estimées par le modèle et celles mesurées. Le principal avantage de du modèle WCM employé est la combinaison des coefficients de rétrodiffusion dus à la végétation (σ^0_{veg}) pour éliminer l'effet de végétation et du sol (σ^0_{soil}). Ceci témoigne que ledit modèle pourrait être un bon moyen d'estimation et de cartographie de l'humidité du sol.

Dans un contexte semi-aride similaire (la plaine de Kairouan, située au centre de la Tunisie) à notre zone d'étude, Bousbih et al. 2019 ont obtenu des résultats similaires aux nôtres grâce à l'application du modèle WCM pour la caractérisation de l'état hydrique de surface et la gestion des ressources en eau à l'échelle de la parcelle (Figure 44). Le modèle utilise similairement une synergie de données radars (S-1A) et de données optiques (S-2B) avec une résolution spatiale de 10 m, et un temps de revisite de 6 j. Les résultats du paramétrage du modèle présentent une similarité avec les résultats obtenus par le modèle WCM utilisant une expression simplifiée de la contribution du sol.

Une approche similaire a été proposée par Baghdadi et al. (2017) sur deux sites différents

avec des conditions très contrastées. Cette approche se base sur le couplage du modèle WCM pour les couverts végétaux, et le modèle physique IEM calibré par Baghdadi et al. (2004, 2011, 2015) sur les sols nus. L'étude a donc été menée sur un premier site, la plaine de Kairouan avec un climat semi-aride, cela a permis la calibration du modèle. Les mesures effectuées sur le deuxième site à Montpellier dans le sud de la France (43.30°52' – 43°45'N ; 83°47' – 83°52'E) avec un climat méditerranéen, ont permis de valider les résultats de la modélisation.

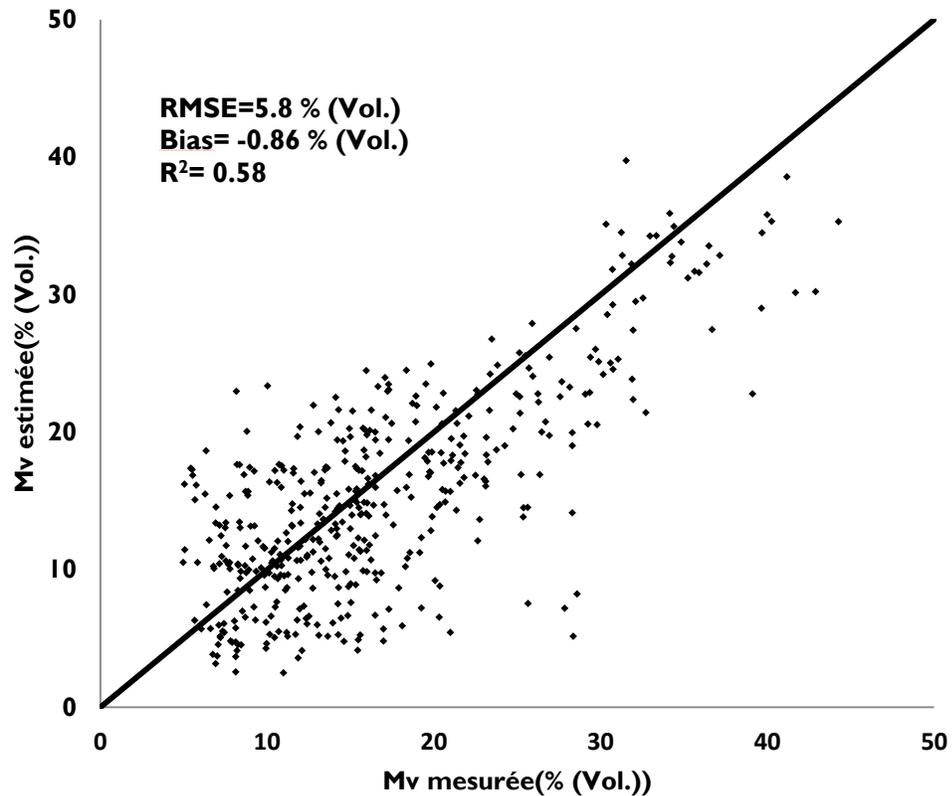


Figure 44. Valeurs d'humidité du sol (Mv) récupérées par le modèle WCM, en fonction des niveaux d'humidité du sol mesurés.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le travail de thèse présenté avait comme objectif général de modéliser et d'estimer le contenu d'humidité de sols agricoles dans des zones semi-arides bours et irriguées à travers l'utilisation des images satellitaires optiques et de données terrain. Également, la thèse s'est intéressée à l'évaluation de l'apport des données Radar (Sentinel-1) pour la détection de la variation spatiale de l'humidité du sol.

L'étude a été menée dans deux sites (site irrigué et non irriguées (Bour)) situés au centre de la région Béni Mellal-Khénifra. Cette région est située au centre du Maroc, couvre une superficie de 33208 km². Elle est caractérisée par leurs importances agricoles au Maroc et par son aspect climatique de type aride et semi-aride.

Les résultats ont démontré que l'utilisation des bandes spectrales optiques comme des variables indépendantes dans les indices spectraux et un modèle proposé pour l'estimation de l'humidité de surface du sol offrent un outil performant, rapide et moins coûteux pour la cartographie et le suivi spatiotemporel de l'humidité des sols dans les terres irriguées. L'évaluation de l'efficacité a été effectuée en se basant sur des corrélations entre les bandes multispectrales et l'humidité mesurée en utilisant une analyse de régression multiple stepwise. Les résultats ont montré que le modèle établi est fortement corrélé avec l'humidité mesurée à tous les stades de croissance des cultures, avec un R² de 0,87, 0,85 et 0,89 et RMSE de 1,53%, 1,05%, 1,13%, pour un sol nu, partiellement couvert et entièrement couvert par la végétation, respectivement. La synergie entre les bandes spectrales optiques et les mesures de l'humidité in situ est une technique puissante pour estimer et établir des cartes d'humidité de surface des sols avec une résolution spatiale très fine pouvant atteindre le niveau de la parcelle, la chose qui n'était pas possible en utilisant les méthodes traditionnelles.

En outre, une nouvelle approche opérationnelle pour estimer l'humidité de surface du sol à partir des données du spectroradiomètre imageur à résolution moyenne (MODIS) a été effectuée en tenant compte de diverses variables environnementales telles que l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI), l'indice d'humidité du sol (SMI), la température de surface du sol (Ts), l'évapotranspiration, les paramètres topographiques (élévation et aspect) et la texture du sol (argile, sable et limon). Cette approche a été évaluée à l'aide de données mesurées sur le terrain et la méthode de validation croisée, elle a montré une bonne performance avec un R² de 0,70, RMSE de 1,58% et unRMSE de 0,5%.

Dans le même sens, le potentiel du modèle du nuage d'eau (WCM) a été évalué pour récupérer l'humidité de surface du sol dans une zone semi-aride basée sur la combinaison entre les données Sentinel-1B SAR (Synthetic Aperture Radar) et optique Sentinel -2B. Les résultats obtenus montrent une bonne concordance entre les résultats récupérés par le modèle et l'humidité de surface du sol observée avec un R^2 de 0,65 et un RMSE de 1.45%. Ce modèle constitue un outil pratique pour cartographier la variation spatio-temporelle de l'humidité du sol à haute résolution spatiale dans les régions d'étude.

Plus l'information sur l'humidité du sol est précise, meilleure sera la gestion de l'eau en agriculture ainsi que pour l'ensemble du territoire à étudier. L'eau est un élément essentiel à la vie et sa conservation de même que son utilisation rationnelle passent par une connaissance précise de sa dynamique dans l'écosystème agricole.

PERSPECTIVES

- Cette thèse de recherche s'est focalisée sur l'estimation de l'humidité du sol à partir des réponses de bandes spectrales optiques basées sur un modèle théorique à l'aide de données satellites LANDSAT-8, la récupération de l'humidité de surface du sol à l'aide de bandes d'autres satellites optiques doit être étudiée dans les autres recherches futures.
- Les modèles de récupération de l'humidité proposés dans cette étude sont directs et simples à mettre en œuvre, et l'humidité estimée est à une précision très satisfaisante et une résolution spatiale et temporelle élevée. Cependant, ces modèles présentent certaines limitations qui doivent être résolues dans les études futures, telles que l'erreur introduite en raison de l'ignorance de la rugosité de la surface et du type de végétation. La prise en compte de ces informations conjointement aux variables auxiliaires étudiées devrait également faire l'objet d'une recherche plus poussée.

RÉFÉRENCES

- Agence du bassin hydraulique de l'Oum Er Rbia (PDAIRE-OER) (2008). Étude d'actualisation du plan directeur d'aménagement intégré des ressources en eau (PDAIRE) de la zone d'action de l'agence du bassin hydraulique de l'Oum Er Rbia. Maroc.
- Aghzar, N., Berdai, H., Bellouti, A., & Souidi, B. (2002). Pollution nitrique des eaux souterraines au Tadla (Maroc). *Revue des sciences de l'eau/Journal of Water Science*, 15(2), 459-492.
- Ahmed, A., Zhang, Y., & Nichols, S. (2011). Review and evaluation of remote sensing methods for soil-moisture estimation. *SPIE reviews*, 2(1), 028001.
- Wang, L., Qu, J. J., Hao, X., & Zhu, Q. (2008). Sensitivity studies of the moisture effects on MODIS SWIR reflectance and vegetation water indices. *International Journal of Remote Sensing*, 29(24), 7065-7075.
- Albergel, C., Dorigo, W., Reichle, R.H., Balsamo, G., de Rosnay, P., Muñoz-Sabater, J., et al, 2013. Skill and global trend analysis of soil moisture from reanalyses and microwave remote sensing. *J. Hydrometeorol.* 14 (4), 1259–1277.
- Ali, R.R., Moghanm, F.S., 2013. Variation of soil properties over the landforms around Idku lake, Egypt. *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.* 16 (1), 91–101.
- Alibou, J. (2002). Impacts des changements climatiques sur les ressources en eau et les zones humides du Maroc. *Table Ronde Régionale en Méditerranée Athènes, Grèce*, 1-39.
- Fontanel, J. (2021). L'importance géopolitique croissante de l'eau, *Pax Economica*.
- Al-Jassar, H.K., Rao, K.S., 2010. Monitoring of soil moisture over the Kuwait desert using remote sensing techniques. *Int. J. Remote Sens.* 31 (16), 4373–4385.
- Amani, M., Parsian, S., MirMazloumi, S. M., & Aieneh, O. (2016). Two new soil moisture indices based on the NIR-red triangle space of Landsat-8 data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, 176-186.
- Ambika AK, Wardlow B, Mishra V. 2016. Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015. *Sci Data.* 3: 160118.
- An, D., Zhao, G., Chang, C., Wang, Z., Li, P., Zhang, T., & Jia, J. (2016). Hyperspectral field estimation and remote-sensing inversion of salt content in coastal saline soils of the Yellow River Delta. *International Journal of Remote Sensing*, 37(2), 455-470.
- Anne, N. J., Abd-Elrahman, A. H., Lewis, D. B., & Hewitt, N. A. (2014). Modeling soil parameters using hyperspectral image reflectance in subtropical coastal wetlands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 33, 47-56.
- Anudeep, S. (2013). Blending approach for soil moisture retrieval using microwave remote sensing (M.Tech dissertation, Andhra University, pp. 1–95). Indian Institute of Remote Sensing, ISRO, Dehradun.
- Attema, E. P. W., Ulaby, F. T., 1978. Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Sci. Radio science* 13(2): 357-364.

- Baghdadi N, Cerdan O, Zribi M, Auzet V, Darboux F, El Hajj M & Kheir RB (2008). 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):9-2.
- Baghdadi, N., Choker, M., Zribi, M., El-hajj, M., Paloscia, S., Verhoest, N., Lievens, H., Baup, F., Mattia, F., 2016. A new empirical model for radar scattering from bare soil surfaces. *Remote Sensing* 8: 920.
- Bala, A., Rawat, K.S., Misra A., Srivastava, A., 2015. Vegetation indices mapping for Bhiwani district of Haryana (India) through LANDSAT-7ETM+ and remote sensing techniques. *Journal of Applied and Natural Science* 7 (2): 874–879.
- Bandara R, Walker JP & Ruediger C (2014) Towards soil property retrieval from space: Proof of concept using in situ observations. *Journal of Hydrology* 512:27-38.
- Bao, Y., Lin, L., Wu, S., Deng, K. A. K., Petropoulos, G. P. 2018. Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model. *International journal of applied earth observation and geoinformation* 72: 76-85.
- Barakat A, Hilali A, El Baghdadi M, Touhami F. 2017. Landfill site selection with GIS-based multi-criteria evaluation technique. A case study in Béni Mellal-Khouribga Region, Morocco. *Environ Earth Sci.* 76(12): 413.
- Barakat, A., El Baghdadi, M., Rais, J., Aghezzaf, B., & Slassi, M. (2016). Assessment of spatial and seasonal water quality variation of Oum Er Rbia River (Morocco) using multivariate statistical techniques. *International soil and water conservation research*, 4(4), 284-292.
- Barakat, A., Ennaji, W., El Jazouli, A., Amediaz, R., & Touhami, F. (2017). Multivariate analysis and GIS-based soil suitability diagnosis for sustainable intensive agriculture in Beni-Moussa irrigated subperimeter (Tadla plain, Morocco). *Modeling Earth Systems and Environment*, 3(1), 3.
- Barakat, A., Hilali, A., El Baghdadi, M., & Touhami, F. (2017). Landfill site selection with GIS-based multi-criteria evaluation technique. A case study in Béni Mellal-Khouribga Region, Morocco. *Environmental earth sciences*, 76(12), 1-13.
- Benabdelouahab, T., Balaghi, R., Hadria, R., Lionboui, H., Minet, J., Tychon B. 2015. Monitoring surface water content using visible and short-wave infrared SPOT-5 data of wheat plots in irrigated semi-arid regions. *International Journal of Remote Sensing* 36(15): 4018-4036.
- Benabdelouahab, T., Derauw, D., Lionboui, H., Hadria, R., Tychon, B., Boudhar, A., Barbier, C., 2019. Using SAR Data to Detect Wheat Irrigation Supply in an Irrigated Semi-arid Area. *Journal of Agricultural Science* 11(1).
- Benabdelouahab, T., Balaghi, R., Hadria, R., Lionboui, H., Djaby, B., & Tychon, B. (2016). Testing Aquacrop to Simulate Durum Wheat Yield and Schedule Irrigation in a Semi-Arid Irrigated Perimeter in Morocco. *Irrigation and Drainage*, 65(5), 631-643.

- Benoit, G. (2020). L'agriculture, la terre, l'eau et le climat. *Futuribles*, (5), 5-27.
- Bezerra, B.G., dos Santos, C.A.C., da Silva, B.B., Perez-Marin, A.M., Bezerra, M.V.C., Bezerra, J.R.C., et al, 2013. Estimation of soil moisture in the root-zone from remote sensing data. *Rev. Bras.Cienc. Solo* 37 (3), 596–603.
- Bouly, S. A. N. E., & CISSE, A. (2020). L'indice standardisé de précipitation et d'évapotranspiration (SPEI) de 1950 A 2018 pour caractériser la tendance de la sécheresse sur la BASSE CASAMANCE». *Espace Géographique et Société Marocaine*, (32).
- Bousbih, S. (2019). Synergie optique-radar pour l'estimation des états de surface continentale (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III; Institut National Agronomique de Tunisie).
- Bousbih, S., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Baghdadi, N., El Hajj, M., Gao, Q., Mougenot, B., 2017. Potential of Sentinel-1 radar data for the assessment of soil and cereal cover parameters. *Sensors* 17(11): 2617.
- Brosinsky, A., Lausch, A., Doktor, D., Salbach, C., Merbach, I., Gwilym-Margianto, S., et al, 2014. Analysis of spectral vegetation signal characteristics as a function of soil moisture conditions using hyperspectral remote sensing. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 42 (2),311–324.
- Brown, J. F., Wardlow, B. D., Tadesse, T., Hayes, M. J., & Reed, B. C. (2008). The Vegetation Drought Response Index (VegDRI): A new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation. *GIScience & Remote Sensing*, 45(1), 16-46.
- Cantón Y, Solé-Benet, A , Domingo F. 2004. Temporal and spatial patterns of soil moisture in semiarid badlands of SE Spain. *J. Hydrol.* , 285, 199–214.
- Cao X, Feng Y, Wang J. 2017. Remote sensing monitoring the spatio-temporal changes of aridification in the Mongolian Plateau based on the general Ts-NDVI space, 1981–2012. *J. Earth Syst. Sci.*126(4): 58.
- Carlson, T.N., Gillies, R.R., Perry, E.M.: A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sens. Rev.* 9 (1 –2), 161 –173 (1994).
- Cassel D L. 2007. Re-sampling and simulation, the SAS way. *Proceedings of the SAS Global Forum 2007 Conference*, Cary, NC, SAS Institute Inc.
- Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S., & Grégoire, J. M. (2001). Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote sensing of environment*, 77(1), 22-33.
- Chanzy, A. (1991). *Modélisation simplifiée de l'évaporation d'un sol nu utilisant l'humidité et la température de surface accessibles par télédétection* (Doctoral dissertation, Institut National Agronomique Paris Grignon).

- Chen J, Wang C, Jiang H, Mao L, Yu Z. 2011. Estimating soil moisture using Temperature–Vegetation Dryness Index (TVDI) in the Huang-huai-hai (HHH) plain. *Int J Remote Sens.* 32(4): 1165-1177.
- Cheng, T., Riaño, D., Koltunov, A., Whiting, M. L., Ustin, S. L., & Rodriguez, J. (2013). Detection of diurnal variation in orchard canopy water content using MODIS/ASTER airborne simulator (MASTER) data. *Remote Sensing of Environment*, 132, 1-12.
- Chow VT, Maidment DR & Mays LW (1988) *Applied hydrology*. McGraw-Hill inc., United States of America. 572 p.
- Chu, D., 2018. MODIS remote sensing approaches to monitoring soil moisture in Tibet, China. *Remote sensing letters* 9(12):1148-1157.
- Clark, R..N., 1999. Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. *Manual of remote sensing*, 3, 3-58.
- Coquelin, A., Torre, F., & Del-Négro, R. (2007). Modélisation de la formation de l'ascocarpe de la truffe noire *Tuber melanosporum* en fonction du couple humidité-température du sol. *ecologia mediterranea*, 33(1), 15-28.
- Curran P J (1985). *Principles of Remote Sensing*. Longman Scientific and Technical, UK, 282.
- Dangwal, N., Patel, N. R., Kumari, M., & Saha, S. K. (2016). Monitoring of water stress in wheat using multispectral indices derived from Landsat-TM. *Geocarto International*, 31(6), 682-693.
- Das, K., & Paul, P. K. (2015). Present status of soil moisture estimation by microwave remote sensing. *Cogent Geoscience*, 1(1), 1084669.
- De Jeu, R.A.; Holmes, T.R.; Parinussa, R.M.; Owe, M. A spatially coherent global soil moisture product with improved temporal resolution. *J. Hydrol.* 2014, 516, 284–296.
- Direction provinciale d'agriculture de Khouribga CARTOGRAPHIE DES SOLS AU 1/50 000 DANS LA PROVINCE DE KHOURIBGA (compagnie de l'aménagement agricole et développement industriel) MAPM (2013). Campagne agricole 2013-2014 | Département de l'agriculture - Ministère de l'Agriculture, de la Pêche Maritime, du Développement Rural et des Eaux et Forêts.
- Domiri, D. D., 2013. DEVELOPMENT OF LAND MOISTURE ESTIMATION MODEL USING MODIS INFRARED, THERMAL, AND EVI TO DETECT DROUGHT AT PADDY FIELD. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences.* 10(1).
- Du, X., Wang, S., Zhou, Y., & Wei, H. (2007). Construction and validation of a new model for unified surface water capacity based on MODIS data. *Geomatics and Information Science of Wuhan Univers*, 32(3), 205-207.
- Dubois, P.C., Van Zyl, J., Engman, T., 1995. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Trans. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* 33: 915–926.
- Eilers RG (1991). Guide des méthodes de recherche sur l'eau du sol. Comité d'expert de la prospection pédologique. Direction générale de la recherche Agriculture Canada. 30 p.

- El Hajj, M., Baghdadi, N., Zribi, M., Bazzi, H., 2018. Coupling Sentinel-1 and Sentinel-2 Images for Operational Soil Moisture Mapping. In IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (pp. 5537-5540). IEEE.
- El Hajj, M., Baghdadi, N., Zribi, M., Belaud, G., Cheviron, B., Courault, D., Charron, F., 2016. Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data. *Remote Sensing of Environment* 176: 202–218.
- Elvidge, C . D., 1990. Visible and Infrared Reflectance Characteristics of Dry Plant Materials. *International Journal of Remote Sensing*,11, 1775–1795.
- Ennaji W, Barakat A, Karaoui I, El Baghdadi M, Arioua A. 2018. Remote sensing approach to assess salt-affected soils in the north-east part of Tadla plain, Morocco. *Geology, Ecology, and Landscapes*. 2(1): 22-28.
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., Van Zyl, J. (2010). The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98, 704–716.
- Entekhabi, D., Reichle, R. H., Koster, R. D., & Crow, W. T., 2010. Performance metrics for soil moisture retrievals and application requirements. *Journal of Hydrometeorology* 11(3): 832-840.
- Ersahin S, Brohi AR. 2006. Spatial variation of soil water content in topsoil and subsoil of a Typic Ustifluent. *Agric. Water Manag.* 83: 79–86.
- ESA (2014) Copernicus, observing the earth. European Space Agency, http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus (Consulté le 06/2020).
- Fabre, S., Briottet, X., & Lesaignoux, A. (2015). Estimation of soil moisture content from the spectral reflectance of bare soils in the 0.4–2.5 μm domain. *Sensors*, 15(2), 3262-3281.
- Famiglietti JS, Rudnicki JW, Rodell M. 1998. Variability in surface moisture content along a hillslope transect, Rattlesnake Hill, Texas. *J. Hydrol.* 210: 259–281.
- Famiglietti, J., J. Rudnicki, and M. Rodell (1998): Variability in surface moisture content along a hill -slope transect: Rattlesnake Hill, Texas, *J. Hydrol.*, 210, 259–281.
- Fausey NR (2002). Drainage, Aeration, and Trafficability. Pages 361-363. Dans Rattan Lal.ed.
- Fellah, Boumediène. Aspects énergétiques, techniques et économiques de dessalement de l'eau de mer par le procédé d'osmose inverse, en utilisant un système d'énergie hybride. 2019. Thèse de doctorat. 15-12-2019
- Fensholt, R., and Sandholt, I., 2003. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sensing of Environment*, 87, 111-121.
- Filion, R.; Bernier, M.; Paniconi, C.; Chokmani, K.; Melis, M.; Soddu, A.; Lafortune, F.X. Remote sensing for mapping soil moisture and drainage potential in semi-arid regions:

Applications to the Campidano plain of Sardinia, Italy. *Sci. Total. Environ.* 2016, 543, 862–876.

- Fung, A. K., Li, Z., & Chen, K. S., 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing* 30: 356–369.
- Gao, B.-C., 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58, 257-266.
- Geerts, S., Raes, D. 2009. Deficit irrigation as on-farm strategy to maximize crop water productivity in dry areas. *Agricultural Water Management* 96: 1275-1284.
- Ghahremanloo M, Mobasheri MR, Amani M. 2019. Soil moisture estimation using land surface temperature and soil temperature at 5 cm depth. *Int J Remote Sens.* 40(1): 104-117.
- Ghent D, Veal K, Trent T, Dodd E, Sembhi H, Remedios J. 2019. A New Approach to Defining Uncertainties for MODIS Land Surface Temperature. *Remote Sens.* 11(9): 1021.
- Ghulam, A., Qin, Q., Teyip, T., & Li, Z. L. (2007). Modified perpendicular drought index (MPDI): a real-time drought monitoring method. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 62(2), 150-164.
- Ghulam, A., Qin, Q., and Zhan, Z., 2006. Designing of the perpendicular drought index. *Environmental Geology*, 52, 1045-1052.
- GHULAMA., QIN, Q.M., K USKY , T. and L I, Z.L., 2008, A re-examination of perpendicular drought index. *International Journal of Remote Sensing* , 29, pp. 6037–6044. Schmugge, T.J., O'Neill, P.E., Wang, J.R., "Passive microwave soil moisture research", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* GE-24, 1 (1986). <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.1986.289584>.
- GILLIES, R.R. and C ARLSON, T.N., 1995, Thermal remote sensing of surface soil water content with partial vegetation cover for incorporation into climate models. *Journal of Applied Meteorology*, 34, pp. 745–756.
- GOETZ , S.J., 1997, Multisensor analysis of NDVI, surface temperature and biophysical variables at a mixed grassland site. *International Journal of Remote Sensing* , 18, pp. 71–94.
- Gond, V., Bartholomé, E., Ouattara, F., Nonguierma, A., & Bado, L. (2004). Surveillance et cartographie des plans d'eau et des zones humides et inondables en régions arides avec l'instrument VEGETATION embarqué sur SPOT-4. *International Journal of Remote Sensing*, 25(5), 987-1004.
- Gorrab, A., Zribi, M., Baghdadi, N., Mougenot, B., Fanise, P., Chabaane, Z., 2015. Retrieval of both soil moisture and texture using TerraSAR-X images. *Remote Sensing* 7(8): 10098-10116.
- GOWARD, S.N., XUE, Y.K. and CZAJKOWSKI, K.P., 2002, Evaluating land surface moisture conditions from the remotely sensed temperature/vegetation index measurements: an

- exploration with the simplified simple biosphere model. *Remote Sensing of Environment*, 79, pp. 225–242.
- Goward, S.N.; Waring, R.H.; Dye, D.G.; Yang, J. Ecological remote sensing at Otter: Macro scale satellite observations. *Ecol. Appl.* 1994, 4, 322–343.
- Ghulam, A., Qin, Q., Teyip, T., & Li, Z. L. (2007). Modified perpendicular drought index (MPDI): a real-time drought monitoring method. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 62(2), 150-164.
- Han L, Wang P, Yang H, Liu S, Wang J. 2006. Study on NDVI-Ts space by combining LAI and evapotranspiration. *Sci China Ser D.* 49(7): 747-754.
- HARDISKY, M.A., K LEMAS, V. and S MART, R.M., 1983, the influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49, pp. 77–83.
- HCP(2017). Monographie régionale béni Mellal Khénifra 2017(<https://www.hcp.ma/region-drta/docs/Publications/Monographie%20R%20gionale%20BMK%202017.pdf>).
- Hébrard O, Voltz, M, Andrieux P, Moussa R. 2006. Spatio-temporal distribution of soil surface moisture in a heterogeneously farmed Mediterranean catchment. *J. Hydrol.* 329: 110–121.
- Herbrard, O., M. Voltz, P. Andrieux, and R. Moussa (2006): Spatiotemporal distribution of soil sur-face moisture in a heterogeneously farmed Mediterranean catchment, *J. Hydrol.* , 329, 110–121.
- Hosseini, M., Saradjian, M. 2011. “Soil moisture estimation based on integration of optical and SAR images.” *Canadian Journal of Remote Sensing* 37: 112–121.
- Houborg R, Rodell M, Li B, Reichle R & Zaitchik BF (2012) Drought indicators based on model-assimilated gravity recovery and climate experiment (grace) terrestrial water storage observations. *Water Resources Research* 48(7):W07525.
- Hsu K, Li J & Sorooshian S (2012) To improve model soil moisture estimation in arid/semi-arid region using in situ and remote sensing information. *Paddy and Water Environment* 10(3):165-173.
- Huang, C., et al., 2016. Assimilating multi-source data into land surface model to simultaneously improve estimations of soil moisture, soil temperature, and surface turbulent fluxes in irrigated fields. *Agricultural and Forest Meteorology*, 230–231, 142-156.
- Hunt Jr, E. R., Li, L., Yilmaz, M. T., & Jackson, T. J. (2011). Comparison of vegetation water contents derived from shortwave-infrared and passive-microwave sensors over central Iowa. *Remote Sensing of Environment*, 115(9), 2376-2383.
- Hunt, E. R., and Rock, B. N., 1989. Detection of changes in leaf water content using near-and middle-infrared reflectances. *Remote sensing of environment*, 30, 43-54.
- HUNT, R.E., ROCK, B.N. and PARK, S.N., 1987, Measurement of leaf relative water content by infrared reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 22, pp. 429–435.

- Jackson, R. D., Idso, S. B., Reginato, R. J., & Pinter Jr, P. J. (1981). Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water resources research*, 17(4), 1133-1138.
- Jackson, T.J., Schmugge, T.J. and Engman, E.T., 1996. Remote Sensing Applications to Hydrology: Soil Moisture. *Hydrological Sciences Journal*, 41: 517-530.
- Jawson, S. D., Niemann, J. D., 2007. Spatial patterns from EOF analysis of soil moisture at a large scale and their dependence on soil, land-use, and topographic properties. *Advances in water resources* 30(3): 366–381.
- Kerdsueb, P., and Teartisup, P., 2014. The Use of Geoinformatics for Estimating Soil Organic Matter in Central Plain of Thailand. *International Journal of Environmental Science and Development*, 5, 282.
- Khellouk, R., Barakat, A., Boudhar, A., Hadria, R., Lionboui, H., El Jazouli, A., Benabdelouahab, T., 2018. Spatiotemporal monitoring of surface soil moisture using optical remote sensing data: a case study in a semi-arid area. *Journal of Spatial Science* 1-19.
- Khellouk, R., Barakat, A., Jazouli, A. E., Boudhar, A., Lionboui, H., Rais, J., & Benabdelouahab, T., 2019. An integrated methodology for surface soil moisture estimating using remote sensing data approach. *Geocarto International* 1-14.
- Kim, H. J. (2006). Combined use of vegetation and water indices from remotely-sensed AVIRIS and MODIS data to monitor riparian and semiarid vegetation. Tucson (AZ): The University of Arizona.
- Klemas V, Finkl C W, Kabbara N. 2014. Remote sensing of soil moisture: An overview in relation to coastal soils. *J Coast Res.* 30(4): 685-696.
- Kogan, F. N., 1997. Global drought watch from space. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78, 621-636.
- Kornelsen, K. C., & Coulibaly, P. (2013). Advances in soil moisture retrieval from synthetic aperture radar and hydrological applications. *Journal of Hydrology*, 476, 460–489.
- Korres W, Reichenau TG, Schneider K. 2013. Patterns and scaling properties of surface soil moisture in an agricultural landscape: An ecohydrological modeling study. *J. Hydrol.* 498: 89-102.
- Koster, R. D., Brocca, L., Crow, W. T., Burgin, M. S., & Gabrielle, J. M. (2016). Precipitation estimation using L-Band and C-Band soil moisture retrievals. *Water Resources Research*, 52(7213–7225).
- Kumar, K., Hari Prasad, K.S., Arora, M.K., 2012. Estimation of water cloud model vegetation parameters using a genetic algorithm. *Hydrological sciences journal* 57: 776–789.
- Kumar, K., Suryanarayana Rao, H. P., Arora, M. K., 2015. Study of water cloud model vegetation descriptors in estimating soil moisture in Solani catchment. *Hydrological processes* 29(9): 2137-2148.

- Kuruku, Y., F. B. Sanli, M. T. Esetlili, M. Bolca, and C. Goksel (2009): Contribution of SAR images to determination of surface moisture on the Menemen Plain, Turkey, *J. Remote Sens.*, 30(7), 1805–1817.
- Labrecque, K. (2011). Cartographie numérique de l'humidité de surface des sols à l'échelle de la parcelle agricole à l'aide de la télédétection et de la prospection électrique. Thèse de doctorat. Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Lafond R (1992). La pédogenèse et la classification canadienne des sols. Pages G1-81. Dans R.Lafond ed. *Pédologie Forestière*. Direction générale de l'enseignement collégial du ministère de l'Enseignement supérieur et de la Science. Québec.
- Lambin EF & Ehrlich D (1996). The surface temperature-vegetation index space for land cover and land-cover change analysis. *International Journal of Remote Sensing* 17(3):463-487.
- Lefrancq, M., Diarra, M., Hane, O., Lhuissier, L., Ndour, T., Thumerel, B., ... & Yena, M. (2020). Apport de la télédétection pour le suivi des rizicultures dans le bassin versant du fleuve Sénégal. *La Houille Blanche*, (5), 60-67.
- Lhissoui, R., El Harti, A., and Chokmani, K.,2014. Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data. *Eurasian Journal of Soil Science (EJSS)*, 3, 82–88.
- Li X, Liu L, Duan Z, Wang N.2014. Spatio-temporal variability in remotely sensed surface soil moisture and its relationship with precipitation and evapotranspiration during the growing season in the Loess Plateau, China. *Environ. Earth Sci.* 71(4): 1809-182.
- Li, Robock et Wild. 2007. « Evaluation of Intergovernmental Panel on Climate Change Fourth Assessment soil moisture simulations for the second half of the twentieth century ». *Journal of Geophysical Research-Part D-Atmospheres*, vol. 112, no D6, p. 15 pp.
- Liang, S., & Wang, J. (Eds.). (2019). *Advanced remote sensing: terrestrial information extraction and applications*. Academic Press.
- 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.* 2015, 151–162.
- Lionboui, H., Fadlaoui, A., Elame, F., et Benabdelouahab, T. (2014). Water pricing impact on the economic valuation of water resources. *International Journal of Education and Research* Vol. 2 No. 6 147-166.
- Liu Y, Yue H.2018. The Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI) Based on Bi-Parabolic NDVI-Ts Space and Gradient-Based Structural Similarity (GSSIM) for Long-Term Drought Assessment Across Shaanxi Province, China (2000–2016). *Remote Sensing.* 10(6): 959.
- Hunt Jr, E. R., Li, L., Yilmaz, M. T., & Jackson, T. J. (2011). Comparison of vegetation water contents derived from shortwave-infrared and passive-microwave sensors over central Iowa. *Remote Sensing of Environment*, 115(9), 2376-2383.

- Liu, W., F. Baret, X. Gu, B. Zhang, Q. Tong, and L. Zheng. 2003. Evaluation of methods for soil surface water content estimation from reflectance data. *Int. J. Remote Sens.* 24:2069–2083. doi:10.1080/01431160210163155.
- Liu, Y. (2016). Analyse de sensibilité et estimation de l'humidité du sol à partir de données radar (Doctoral dissertation, Strasbourg).
- M. El Hajj, N. Baghdadi, G. Belaud, M. Zribi, B. Cheviron, D. Courault and F. Charron, “Irrigated grassland monitoring using a time series of terraSAR-X and COSMO-skyMed X-Band SAR Data,” *Remote Sens.* 2014, 6, 10002–10032.
- Mao F, Han L. 2017. Retrieving Soil Moisture in Hebei by Using Temperature Vegetation Dryness Index. *GEP.* 5(08):10.
- MAPM (2016). Irrigation et aménagements fancyers. Ministère de l’Agriculture et de la Pêche Maritime. Fonds de Développement Agricole ().
- Marosvölgyi, M. A. and H. J. van Gorkom, 2010. Cost and color of photosynthesis. *Photosynthesis research.* 103(2): 105-109.
- Maxwell, R. M. and A. L., Atchley (2011): Influences of subsurface heterogeneity and vegetation cover on soil moisture, surface temperature and evapotranspiration at hillslope scales, *Hydrogeol. J.*, 19(2), 289–305.
- Mehdaoui, R., MILI, E., & Seghir, A. (2018). Caractérisation à l’aide du SPI de la Sécheresse climatique dans le bassin versant de Ziz (Sud-Est, Maroc). *European Scientific Journal* July, 177-194.
- Minacapilli, M. A. R. I. O., Agnese, C. A. R. M. E. L. O., Blanda, F. E. D. E. R. I. C. O., Cammalleri, C. A. R. M. E. L. O., Ciraolo, G. I. U. S. E. P. P. E., D’urso, G., ... & Rallo, G. (2009). Estimation of actual evapotranspiration of Mediterranean perennial crops by means of remote-sensing based surface energy balance models.
- Miralles, D. G., Berg, M. J. Van Den, Teuling, A. J., & Jeu, R. A. M. De. (2012). Soil moisture-temperature coupling: A multiscale observational analysis. *Geophysical Research Letters*, 39(L21707), 1–6.
- Moran, M.S., D.C. Hymer, J. Qi, and E.E. Sano. 2000. Soil water content evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. *Agric. For. Meteorol.* 105:69–80. doi:10.1016/S0168-1923(00)00189-1.
- MORAN, M.S., MAAS, S.J. and P INTER, P.J., 1995, Combining remote sensing and modeling for estimating surface evaporation and biomass production. *Remote Sensing Reviews*, 12, pp. 335–353.
- Mudassar, U., Munir, S., Ali, I., Qureshi, S., Notarnicola, C., Rahman, S., & Weng, Q. (2016). Soil moisture using optical remote sensing and ground measurements: a case study from Pakistan. *Remote sensing for sustainability*, 243.

- Natsagdorj E, Renchin T, Kappas M, Tseveen B, Dari C, Tsend O, Duger U O. 2017. An integrated methodology for soil moisture analysis using multispectral data in Mongolia. *Geo Spat Inf Sci* . 20(1): 46-55.
- Nemani, R., Pierce, L., Running, S., Goward, S., 1992. Developing satellite derived estimates of surface moisture status. *J. Appl. Meteorol.* 32, 548–557.
- Neto, A. J. S., de Carvalho Lopes, D., da Silva, T. G. F., Ferreira, S. O., & Grossi, J. A. S. (2017). Estimation of leaf water content in sunflower under drought conditions by means of spectral reflectance. *Engineering in agriculture, environment and food*, 10(2), 104-108.
- Niemeyer, S., 2008. New drought indices. *Options Méditerranéennes. Série A: Séminaires Méditerranéens*, 80, 267-274.
- Notarnicola, C., Angiulli, M., Posa, F. 2006. Use of radar and optical remotely sensed data for soil moisture retrieval over vegetated areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2006: 44, 925–935.
- Nyberg, L. (1996): Spatial variability of soil water content in the covered catchment at Gårdsjön, Sweden, *Hydrol. Processes*, 10, 89–103.
- Oh, Y., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30: 370–382.
- Ouatiki, H., Boudhar, A., Trambly, Y., Jarlan, L., Benabdelouhab, T., Hanich, L., ... & Chehbouni, A. (2017). Evaluation of TRMM 3B42 V7 rainfall product over the Oum Er Rbia watershed in Morocco. *Climate*, 5(1), 1.
- Ouhamdouch, S., Bahir, M., & Carreira, P. (2018). Impact du changement climatique sur la ressource en eau en milieu semi-aride: exemple du bassin d'Essaouira (Maroc). *Revue des sciences de l'eau/Journal of Water Science*, 31(1), 13-27.
- Oumenskou H, El Baghdadi M, Barakat A, Aquit M, Ennaji W, Karroum LA, Aadraoui M. 2018. Multivariate statistical analysis for spatial evaluation of physicochemical properties of agricultural soils from Beni-Amir irrigated perimeter, Tadla plain, Morocco. *Geology, Ecology, and Landscapes*. 1-12.
- Ouzemou, J. E., El Harti, A., Moujahid, A. E., Bouch, N., El Ouazzani, R., Lhissou, R., & Bachaoui, E. M. (2015, October). Mapping crop based on phenological characteristics using time-series NDVI of operational land imager data in Tadla irrigated perimeter, Morocco. In *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVII* (Vol. 9637, p. 96372G). International Society for Optics and Photonics.
- Pablos, M., Martínez-Fernández, J., Sánchez, N., González-Zamora, Á., 2017. Temporal and spatial comparison of agricultural drought indices from moderate resolution satellite soil moisture data over northwest Spain. *Remote Sensing* 9.

- Pan W, Boyles R, White J, Heitman J. 2012. Characterizing soil physical properties for soil moisture monitoring with the North Carolina Environment and Climate Observing Network. *JTECH*. 29(7): 933-943.
- Pan, Arritt, Gutowski et Takle. 2001. « Soil moisture in a regional climate model: simulation and projection». *Geophysical Research Letters*, vol. 28, no 15, p. 2947-2950.
- Pan, M.; Sahoo, A.K.; Wood, E.F. Improving soil moisture retrievals from a physically-based radiative transfer model. *Remote Sens. Environ.* 2014, 140, 130–140.
- Panciera, R.; Walker, J.P.; Jackson, T.J.; Gray, D.A.; Tanase, M.A.; Ryu, D.; Monerris, A.; Yardley, H.; Rudiger, C.; Wu, X.; et al. The soil moisture active passive experiments (SMAPEX): Toward soil moisture retrieval from the SMAP mission. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2014, 52, 490–507.
- Parida BR, Collado WB, Borah R, Hazarika MK, Samarakoon L. 2008. Detecting Drought-Prone Areas of Rice Agriculture Using a MODIS-Derived Soil Moisture Index. *GIScience & Remote Sensing*. 45(1): 109-129.
- Pater S & McReynolds K (2005) Watershed Soils. Master Watershed Steward. 16 p.
- Pellarin, T., Louvet, S., Gruhier, C., Quantin, G., & Legout, C. (2013). A simple and effective method for correcting soil moisture and precipitation estimates using AMSR-E measurements. *Remote Sensing of Environment*, 136, 28–36.
- Pengxin, W., Zhengming, W., Jianya, G., Xiaowen, L., Jindi, W., 2003. Advances in drought monitoring by using remotely sensed normalized difference vegetation index and land surface temperature products. *Adv. Earth Sci.* 18 (4), 527–533.
- Pierdicca N, Pulvirenti L & Pace G (2014) A prototype software package to retrieve soil moisture from sentinel-1 data by using a bayesian multitemporal algorithm. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7(1):153-166.
- Prakash, R., Singh, D., & Pathak, N. P. (2012). A fusion approach to retrieve soil moisture with SAR and optical data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5, 196–206.
- Price, J. C. (1990). Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28 (5), 940–948.
- Qiu Y, Fu BJ, Wang J, Chen LD. 2001. Soil moisture variation in relation to topography and land use in a hillslope catchment of the Loess Plateau, China. *J. Hydrol.* 2001, 240, 243–263.
- Rawat, K. S., Singh, S. K., Pal, R. K. 2012, 2019. Synergetic methodology for estimation of soil moisture over agricultural area using Landsat-8 and Sentinel-1 satellite data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* 100250.
- RGPH (2014). Recensement générale la population et de l'habitat 2014 (<http://www.mhpd.gov.ma/wp-content/uploads/2019/12/RGPH-HABITAT.pdf>).

- Richter, K., Hank, T. B., Mauser, W., & Atzberger, C. (2012). Derivation of biophysical variables from Earth observation data: validation and statistical measures. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1), 063557.
- Rossato, L., Alvalá, R. C., Marengo, J. A., Zeri, M., Cunha, A. P., Pires, L., & Barbosa, H. A. (2017). Impact of soil moisture on crop yields over Brazilian semiarid. *Frontiers in Environmental Science*, 5, 73.
- Sadeghi M, Tabatabaenejad A, Tuller M, Moghaddam M, Jones SB. 2017. Advancing the Air MOSS P-band radar root zone soil moisture retrieval algorithm via incorporation of Richard s'equation . *Remote Sens*. 9 (1) :1 – 17. [http : // dx. doi. org / 10 . 33 90 / rs9010017](http://dx.doi.org/10.3390/rs9010017).
- Sadeghi, M., Jones, S. B., & Philpot, W. D. (2015). A linear physically-based model for remote sensing of soil moisture using short wave infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 164, 66-76.
- Sánchez, N., Alonso-Arroyo, A., Martínez-Fernández, J., Piles, M., González-Zamora, Á., Camps, A., & Vall-Llosera, M. (2015). On the synergy of airborne GNSS-R and Landsat 8 for soil moisture estimation. *Remote Sensing*, 7(8), 9954-9974.
- Schmugge, T. (1985). *Remote sensing of soil moisture: Hydrology forecasting*. Chichester.
- Seckler, D., Barker, R., Amarasinghe, U. 1999. Water scarcity in the twenty-first century. *Water Resources Development* 15: 29–42. doi: 10.1080/07900629948916.
- Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I., Teuling, A. J. (2010). Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: A 154 review. *Earth-Science Reviews*, 99, 125–161.
- Shafian S, Maas S. 2015. Index of Soil Moisture Using Raw Landsat Image Digital Count Data in Texas High Plains. *Remote Sensing* 7(3): 2352-2372.
- Sims, D. A., and Gamon, J. A., 2003. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. *Remote Sensing of Environment* ,84(4) , 526-537.
- Smithson, P., K. Addison, and K. Atkinson (2008): *Fundamentals of the Physical Environment* , Routledge, London.
- Sun, L, Sun, R., Li, X.W., Liang, S.L., and Zhang, R.H., 2012. Monitoring surface soil moisture status based on remotely sensed surface temperature and vegetation index information. *Agricultural and Forest Meteorology* Vol. 166: 175–187.
- Taleb, H., 2006. Water management in Morocco. *Management of Intentional and Accidental Water Pollution*, 177-180.
- Tansey, K.J., Millington, A.C., Battikhi, A.M. and White, K.H., 1999. Monitoring soil moisture dynamics using satellite imaging radar in northeastern Jordan. *Applied Geography*, 19(325-344).

- Tilmant, S. (2010). Utilisation de l'humidité du sol comme indicateur de changement climatique (Doctoral dissertation, École de technologie supérieure).
- Topp C (1993). Soil water content. Pages 541-557. Dans M.R. Carter, ed. Soil Sampling and Methods of Analysis. Can. Soc. Soil Sci. Lewis Publishers, Boca Raton, FL.
- Touré, A. A., Tidjani, A. D., Rajot, J. L., Bouet, C., Garba, Z., Marticorena, B., & Ambouta, K. J. M. (2018). Quantification des flux d'érosion éolienne au cours d'une transition champ-jachère au Sahel (Banizoumbou, Niger). *Physio-Géo. Géographie physique et environnement*, (Volume 12), 125-142.
- Tucker, C. J., 1980. Remote sensing of leaf water content in the near infrared. *Remote sensing of Environment*, 10, 23-32.
- Ulaby, F.T., Dubois, P.C. and Zyl, J.v., 1996. Radar mapping of surface soil moisture. *Journal of Hydrology*, 184: 57-84.
- Vani V, Kumar KP, Ravibabu MV. 2019. Temperature and Vegetation Indices Based Surface Soil Moisture Estimation: A Remote Sensing Data Approach. *Proceedings of International Conference on Remote Sensing for Disaster Management*, Springer.
- Verhoest, N. E., Lievens, H., Wagner, W., Álvarez-Mozos, J., Moran, M. S., & Mattia, F. (2008). On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture radar. *Sensors*, 8(7), 4213-4248.
- Verstraeten, W.W., Veroustraete, F., Van Der Sande, C.J., Grootaers, I., Feyen, J., 2006. Soil moisture retrieval using thermal inertia, determined with visible and thermal spaceborne data, validated for European forests. *Remote Sensing of Environment* 101:299 –314.
- Vicente-Serrano SM, Pons-Fernández X, Cuadrat-Prats JM. 2004. Mapping soil moisture in the central Ebro river valley (northeast Spain) with Landsat and NOAA satellite imagery: a comparison with meteorological data. *Int. J. Remote Sens.* 25(20): 4325-4350.
- Wagner W, Verhoest NEC, Ludwig R & Tedesco M (2009) Editorial 'remote sensing in hydrological sciences'. *Hydrology and Earth System Sciences* 13(6):813-817.
- Wang CY, Luo CF, Qi SH, Niu Z. 2005. A method of land cover classification for China based on NDVI-Ts space. *J. Remote Sens.* 9(1): 93-99.
- Wang L & QuJJ (2009) Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Frontiers of Earth Science in China* 3(2):237-247.
- Wang L, Qu JJ. 2009. Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Front Earth Sci.* 3(2): 237-247.
- Wang, L. and J. J. Qu (2007). NMDI: A normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing." *Geophysical Research Letters* 34(20).
- Wang, L., & Qu, J. J. (2009). Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Frontiers of Earth Science in China*, 3(2), 237-247.

- Wang, L., Qu, J. J., Zhang, S., Hao, X., & Dasgupta, S. (2007). Soil moisture estimation using MODIS and ground measurements in eastern China. *International Journal of Remote Sensing*, 28(6), 1413-1418.
- Wang, X., Xie, H., Guan, H., & Zhou, X. (2007). Different responses of MODIS-derived NDVI to root-zone soil moisture in semi-arid and humid regions. *Journal of hydrology*, 340(1-2), 12-24.
- Western, A. W., R. B. Grayson, G. Bloschl, G. R. Willgoose, and T. A. McMahon (1999): Observed spatial organization of soil moisture and its relation to terrain indices, *Water Resources Res.*, 35(3), 797–810.
- Whan, K., Zscheischler, J., Orth, R., Shongwe, M., Rahimi, M., Asare, E. O., & Seneviratne, S. I. (2015). Impact of soil moisture on extreme maximum temperatures in Europe. *Weather and Climate Extremes*, 9, 57–67.
- Whiting, M. L., Li, L., & Ustin, S. L. (2004). Predicting water content using Gaussian model on soil spectra. *Remote sensing of environment*, 89(4), 535-552.
- Whyte, A., Fredinos, K., Petropoulos, G.P., 2018. A New Synergistic Approach for Monitoring Wetlands Using Sentinels -1 and 2 data With Object-based Machine Learning Algorithms. *Environmental modelling & software* 104: 40–57.
- Wigneron, J. P., Calvet, J. P., Pellarin, T., Van de Griend, A. A., Berger, M., & Ferrazzoli, P. (2003). Retrieving near-surface soil moisture from microwave radiometric observations: current status and future plans. *Remote Sensing of Environment*, 85, 489–506.
- Wilson, R. (2013). *Advanced remote sensing: terrestrial information extraction and applications*, by Shunlin Liang, Xiaowen Li and Jindi Wang: Oxford, Academic Press, 2012, 799 pp., £ 95 (hardback), ISBN 978-0-12-385954-9.
- Wu, C., J. M. Chen, J. Pumpanen, A. Cescatti, B. Marcolla, P. D. Blanken, J. Ardö et al. (2012): An underestimated role of precipitation frequency in regulating summer soil moisture, *Environ. Res. Lett.*, 7(2), 024011.
- Xiao, X., Hollinger, D., Aber, J., Goltz, M., Davidson, E. A., Zhang, Q., & Moore III, B. (2004). Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest. *Remote sensing of environment*, 89(4), 519-534.
- Xiao, X., Hagen, S., Zhang, Q., Keller, M., & Moore III, B. (2006). Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 103(4), 465-473.
- Xue H, Ni S (2006). Progress in the study on monitoring of soil moisture with thermal infrared remote sensing. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 24: 168– 172.
- Xuerui G, Chuiyu L, Genfa C, Dayong Q. 2011. Factor analysis on long-series soil moisture and simulating based on regression model in Shanxi Province of Haihe River Basin. 2011 International Conference on Electrical and Control Engineering, IEEE.

- Yan H, Zhou G, Yang F, Lu X. 2018. Improvement of the TS-NDVI feature space of the TVDI method on spatio-temporal variation drought monitoring in karst areas. *Fifth recent advances in quantitative remote sensing*. 47.
- Yang N, Qin Q, Jin C, Yao Y. 2008. The comparison and application of the methods for monitoring farmland drought based on nir-red spectral space. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*. 3: III-871-III-874.
- Yang Y, Guan H, Long D, Liu B, Qin G, Qin J, Batelaan O. 2015. Estimation of Surface Soil Moisture from Thermal Infrared Remote Sensing Using an Improved Trapezoid Method. *Remote Sensing*. 7(7): 8250-8270.
- Yang, X.; Wu, J.J.; Shi, P.J.; Yan, F. Modified triangle method to estimate soil moisture with Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) products. *Int. Arc. Photogramm.* 2008, 37, 555–560.
- Yilmaz, M. T., Hunt Jr, E. R., Goins, L. D., Ustin, S. L., Vanderbilt, V. C., & Jackson, T. J. (2008). Vegetation water content during SMEX04 from ground data and Landsat 5 Thematic Mapper imagery. *Remote Sensing of Environment*, 112(2), 350-362.
- Younis, S. M. Z., and Iqbal, J. 2015. Estimation of soil moisture using multispectral and FTIR techniques. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(2), 151-161.
- Zhang, C., Pattey, E., Liu, J., Cai, H., Shang, J., & Dong, T. (2017). Retrieving leaf and canopy water content of winter wheat using vegetation water indices. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(1), 112-126.
- Zhang, D. and G. Zhou (2016). Estimation of Soil Moisture from Optical and Thermal Remote Sensing: A Review. *Sensors-Basel*. 16(8).
- Zhang, H.-w., et al., 2008. Drought remote sensing monitoring based on the surface water content index (SWCI) method. *Remote Sensing Technology and Application*, 23, 624-628.
- Zhang, J., Zhou, Z., Yao, F., Yang, L., Hao, C., 2015. Validating the modified perpendicular drought index in the north china region using in situ soil moisture measurement. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 12 (3), 542–546.
- Zhang, N., Hong, Y., Qin, Q., & Liu, L. (2013). VSDI: a visible and shortwave infrared drought index for monitoring soil and vegetation moisture based on optical remote sensing. *International journal of remote sensing*, 34(13), 4585-4609.
- Zhao W, Sánchez N, Li A. 2018. Triangle Space-Based Surface Soil Moisture Estimation by the Synergistic Use of In Situ Measurements and Optical/Thermal Infrared Remote Sensing: An Alternative to Conventional Validations. *IEEE T Geosci Remote*.
- Zhao, L., Yang, K., Qin, J., Chen, Y., Tang, W., Lu, H., & Yang, Z. L., 2014. The scale-dependence of SMOS soil moisture accuracy and its improvement through land data assimilation in the central Tibetan Plateau. *Remote Sensing of Environment* 152: 345-355.

- Zheng, X.-m., et al., 2014. Estimation of Vegetation water content from Landsat 8 OLI data. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 34, 3385-3390.
- Zhu, T., Yang, T., Guo, Y., Xu, J., Chang, W., Fang, S., ... & Xu, T. (2018, February). Research advances in reflectance spectra of plant leaves. In *Fourth Seminar on Novel Optoelectronic Detection Technology and Application* (Vol. 10697, p. 1069737). International Society for Optics and Photonics.
- Zhuo, W., Huang, J., Li, L., Zhang, X., Ma, H., Gao, X., Xiao, X., 2019. Assimilating Soil Moisture Retrieved from Sentinel-1 and Sentinel-2 Data into WOFOST Model to Improve Winter Wheat Yield Estimation. *Remote Sensing* 11(13): 1618.
- Zribi, M., Kotti, F., Wagner, W., Amri, R., Shabou, M., Lili-Chabaane, Z., Baghdadi, N., 2014. Soil moisture mapping in a semi-arid region, based on ASAR/Wide Swath satellite data. *Water Resources Research* 50: 823–835. TRAN, Truong. Estimation de l'état hydrique des sols en afrique de l'ouest par télédétection spatiale. 2010. Thèse de doctorat.

ANNEXES



Annexe 1 : Aquisition de mesures in situ (photos prise le 23 avril 2018).



Annexe 2 : Mesures d'humidité du sol des échantillons prélevés au laboratoire.
