THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse 3 - Paul Sabatier

Cotutelle internationale: Université Cadi Ayyad Faculté des Sciences Semlalia

---

Présentée et soutenue par

Nadia OUAADI

Le 17 novembre 2021

Apports des données radar à haute répétitivité et à haute résolution du capteur Sentinel-1 pour la caractérisation de létat hydrique des surfaces agricoles dans les régions sud-Méditerranéennes.

Ecole doctorale : **SDU2E - Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace**

Spécialité : **Océan, Atmosphère, Climat**

Unité de recherche :
CESBIO - Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère

Thèse dirigée par
Lionel JARLAN et Saïd KHABBA

Jury

Mme Simonetta PALOSCIA, Rapporteure
M. Thierry PELLARIN, Rapporteur
M. Pierre-Louis FRISON, Examinateur
M. El Khadir LAKHAL, Examinateur
M. Jamal EZZAHAR, Examinateur
M. Lionel JARLAN, Directeur de thèse
M. Saïd KHABBA, Co-directeur de thèse

Résumé

L'agriculture consomme 70% de l'eau douce mondiale et plus de 85% dans les régions semi-arides du sud de la Méditerranée. Le suivi de l'irrigation est donc un enjeu important pour l'optimisation de l'utilisation de l'eau, notamment face à la pénurie d'eau à laquelle les régions semi-arides sont déjà confrontées. Cependant, les apports en eau d'irrigation sont mal connus à l'échelle de la parcelle. L'humidité de surface du sol (SSM) est une variable clé pour la gestion de l'irrigation. De plus, la détection précoce du stress hydrique peut contribuer à une utilisation optimale de l'eau agricole par une meilleure planification des calendriers d'irrigation. Les données radar en bande C ont montré un grand potentiel pour le suivi des conditions hydriques du sol et de la végétation. Dans ce contexte, cette thèse a pour objectif général d'évaluer les potentialités des données radar bande C pour suivre le fonctionnement hydrique des céréales irriguées. Nos objectifs spécifiques sont les suivants (1) développer et évaluer une nouvelle approche pour l'inversion de la SSM en utilisant uniquement les données radar ; (2) proposer une méthodologie pour l'estimation des quantités et des dates d'irrigation à l'échelle de la parcelle sur la base de ces nouveaux produits d'humidité ; (3) enfin, étudier les potentialités de la réponse radar bande C et en particulier son cycle diurne pour le suivi du fonctionnement physiologique du couvert et, in fine, la détection du stress hydrique.

En préliminaire à l'inversion, les séries temporelles de données Sentinel-1, notamment le coefficient de rétrodiffusion (σ^0), le rapport de polarisation (PR) et la cohérence interférométrique (ρ) sont interprétées à l'aide de données expérimentales collectées sur des parcelles de blé irriguées au Maroc. Les résultats montrent que ρ et PR sont fortement liés au développement de la végétation alors que la dynamique de σ^0 suit les variations de SSM pendant les premiers stades de croissance du blé quand il n'est pas complètement couvrant. En outre, les changements drastiques de la géométrie du couvert associés à la phase d'épiaison ont un fort impact sur σ^0. Le modèle Water Cloud couplé au modèle de sol d'Oh et al. (WCM) est ensuite calibré et validé sur le site d'étude. Les résultats montrent qu'il est capable de reproduire le cycle saisonnier de Sentinel-1 (RMSE entre 1.5 et 2.02 dB en VV et 1.74 à 2.52 dB pour VH). Grâce à une configuration multicouche du modèle de rétrodiffusion du couvert à base plus physique que le WCM (modèle de Karam), le 2ème cycle est attribué à la diffusion de volume au sein de la couche supérieure constituée des épis encore humides à cette période de la saison.

Dans un 2ème temps, une nouvelle approche basée sur l'inversion du WCM pour estimer la SSM a été proposée en utilisant uniquement les données radar Sentinel-1. Dans ce but, la biomasse aérienne (AGB) et le contenu en eau de la végétation (VWC) ont été estimés à partir de ρ et PR correspondant ainsi à 4 variantes de la méthode proposée. Ces relations empiriques sont ensuite utilisées comme descripteur de la végétation dans le WCM. Les meilleurs résultats d'inversion de SSM sont obtenus en utilisant la relation entre ρ_{VV} et l'AGB (R = 0.82, RMSE = 0.05 m^3/m^3 et aucun biais). Les quatre variantes sont comparées à trois autres méthodes classiquement utilisées pour l'inversion de l'humidité du sol. L'ensemble des approches est ensuite confronté à une large base de données couvrant des parcelles de blé pluvial et irrigué au Maroc et en Tunisie (20 parcelles). Les métriques de la méthode basée sur la relation ρ_{VV}-AGB sont également meilleures que les autres approches (Par exemple, R = 0.75, RMSE = 0.06 m^3/m^3 et biais = 0.01 m^3/m^3 sur les 18 parcelles en Tunisie). Les produits SSM sont assimilés dans un modèle de surface simple (FAO-56) par une technique de filtrage particulaire basée sur un ensemble de scénarios d'irrigation pour estimer les dates et les quantités d'irrigation. L'approche est implémentée en trois étapes. Premièrement, des expériences jumelles sont conçues pour évaluer l'impact de la fréquence d'observation, des erreurs sur la SSM et des contraintes *a priori* sur les scénarios d'irrigation pour différentes techniques d'irrigation (gravitaire et goutte-à-goutte). Dans un deuxième temps, la méthode est évaluée en utilisant des

mesures *in situ* de SSM avec 3 temps de revisite différents (3, 6 et 12 jours). Enfin, les produits de SSM Sentinel-1 dérivés par l'approche ρ_{VV}-AGB sont utilisés. Les données sont collectées sur différentes parcelles de blé irriguées par différentes techniques (gravitaire et goutte-à-goutte, en plus de parcelles pluviales). L'utilisation de données *in situ* permet d'obtenir de bons résultats. Avec une observation tous les 6 jours (le temps de revisite de Sentinel-1), les quantités saisonnières sont inversés avec R > 0.98, RMSE < 32 mm et un biais < 2.5 mm. De même, sur les parcelles en irrigation gravitaire, plus de 70 % des événements sont détectés avec un écart par rapport aux évènements observés inférieur à 4 jours. En utilisant les produits SSM dérivés des données Sentinel-1, les statistiques restent raisonnables. Concernant les parcelles en goutte-à-goutte, les cumuls sur 15 jours sont inversés avec un R = 0.64, RMSE = 28.7 mm et biais = 1.9 mm; des métriques assez proches de celles obtenues en utilisant les données *in situ* (R = 0.74, RMSE = 24.8 mm et biais = 2.3 mm). Les métriques sur les quantités saisonnières inversées sont aussi très proches de l'assimilation des observations *in situ* avec R = 0.99, RMSE = 33.5 mm et biais = -18.8 mm.

Enfin, la dernière partie est consacrée à l'analyse préliminaire d'acquisition radar *in situ* par des antennes bande C installées sur une tour de 20 m et visant une parcelle de blé dans la région de Marrakech (expérience TOSCA / CNES MOCTAR). Nous disposions d'une saison d'observation (janvier-juin 2020). L'analyse des acquisitions pleinement polarimétriques (σ^0 et ρ) avec un pas de temps de 15 mn révèlent l'existence d'un cycle diurne de la cohérence interférométrique dont l'amplitude évolue avec le développement du couvert. La chute de ρ à l'aube est concomitante avec l'augmentation de l'évapotranspiration mesurée en parallèle par une station d'eddy corrélation et pourrait donc être due à la montée de sève qui entraine un déplacement des centres de phases. Par contraste, les valeurs de ρ les plus faibles en fin d'après-midi seraient plutôt dues aux pics de vent observés à ce moment de la journée. Ces résultats, qui doivent être consolidés, ouvrent des perspectives pour le suivi de l'état hydrique des cultures à l'aide de données radar acquises à l'échelle infra-journalière.

Mots–clés : Humidité de surface du sol ; Irrigation ; Radar ; bande C ; Sentinel-1 ; Coefficient de rétrodiffusion ; Cohérence interférométrique ; Assimilation de données ; Filtrage particulaire ; FAO-56 ; Région Méditerranéenne semi-aride ; Blé.

Abstract

Agriculture consumes 70% of the worlds freshwater and more than 85% in the semi-arid regions of the south-Mediterranean. Irrigation monitoring is therefore important for the optimization of water use, especially in view of the water shortage that semi-arid regions are already facing. However, irrigation water inputs are poorly known at the plot scale. Surface Soil moisture (SSM) is a key variable for irrigation management. Furthermore, early detection of water stress can contribute to an optimal irrigation water use. C-band radar data have shown great potential for monitoring soil and vegetation hydric conditions. In this context, the objective of this thesis is to evaluate the potential of C-band radar data in the monitoring of the water functioning of irrigated crops. The specific objectives are: (1) the development and evaluation of a new approach for SSM retrieval using radar data only; (2) the development of an approach for the estimation of irrigation timing and amounts at the plot scale basing on the new SSM products; (3) the investigation of the C-band radar response potentialities, in particular its diurnal cycle, for the monitoring of the canopy physiological functioning and, in fine, the detection of water stress.

First, the time series of Sentinel-1 data, including the backscattering coefficient (σ^0), the polarization ratio (PR) and the interferometric coherence (ρ) are analyzed based on field data collected over irrigated winter wheat fields in Morocco. The results show that ρ and PR are highly related to vegetation development while σ^0 was found to be sensitive to SSM variations during the early growth stages when wheat is not fully covering the soil. In addition, drastic changes in the geometry of the canopy associated to the heading stage had a strong impact on σ^0. The Water Cloud coupled to the soil-backscattering Oh et al. model (WCM) is then calibrated and validated over the study site. The results show that the model is able to reproduce the seasonal cycle of Sentinel-1 (RMSE ~1.5-2.02 dB for VV and 1.74-2.52 dB for VH). Thanks to a multi-layer configuration of the physical backscattering model Karam, the second cycle is attributed to the volume scattering from the upper layer composed of wet heads.

Secondly, a new approach for SSM estimate based on the inversion of WCM is developed using only Sentinel-1 data. For this purpose, the aboveground biomass (AGB) and the vegetation water content (VWC) are estimated from ρ and PR (which corresponds to four methods). These relationships are then used as vegetation descriptor in the WCM. The best SSM inversion results are obtained using the relationship between ρ_{VV} and AGB (R = 0.82, RMSE = 0.05 m^3/m^3 and no bias). The four methods are compared to three classical methods commonly used for SSM retrieval. The approaches are validated over a large database that covers rainfed and irrigated wheat fields in Morocco and Tunisia (20 fields). The statistical metrics of the method based on ρ_{VV}-AGB relationship are better than those obtained for the other methods (For example, R = 0.75, RMSE = 0.06 m^3/m^3 and bias = 0.01 m^3/m^3 on the 18 plots in Tunisia). The SSM products derived using the method ρ_{VV}-AGB are assimilated into a simple land surface model (FAO-56) using a particle filter technique based on a set of irrigation scenarios for irrigation timing and amounts estimation. The approach is implemented in three steps. First, synthetic experiments are designed in order to assess the impact of the observation frequency, the errors on SSM and the *a priori* constraints on the irrigation scenarios for different irrigation techniques (flooding and drip). In a second step, the method is evaluated using *in situ* SSM measurements with different revisit times (3, 6 and 12 days). Finally, the SSM products derived from the ρ_{VV}-AGB approach are assimilated. The data are collected on different wheat fields irrigated by different techniques (flooding and drip, in addition to rainfed fields). Using *in situ* data, accurate results are obtained. With an observation every 6 days (the revisit time of Sentinel-1), the seasonal amounts are retrieved with R > 0.98, RMSE < 32 mm and bias < 2.5 mm. Similarly, over the flood-

irrigated fields, more than 70% of the events are detected with a time difference from actual irrigation events shorter than 4 days. Using the SSM products derived from Sentinel-1, the statistics are still acceptable. For the drip-irrigated fields, the 15-day cumulative amounts are estimated with R = 0.64, RMSE = 28.7 mm and bias = 1.9 mm; metrics close to those obtained using *in situ* data (R = 0.74; RMSE = 24.8 mm; bias = 2.3 mm). The scores on the retrieved seasonal amounts are close to the assimilation of *in situ* observations with R = 0.99, RMSE = 33.5 mm and bias = -18.8 mm.

Finally, the last part is devoted to the preliminary analysis of *in situ* radar acquisition by the C-band antennas installed on a 20 m tower and targeting a wheat field in the Marrakech region (TOSCA/CNES MOCTAR experiment). We had one season of observation from January to June 2020. The analysis of the fully polarimetric acquisitions (σ^0 and ρ) with a time step of 15 min reveals the existence of a diurnal cycle of ρ whose amplitude evolves with the development of the canopy. The drop in ρ at dawn is concomitant with the increase in evapotranspiration measured in parallel by an eddy correlation station. Hence, the drop could be due to the sapflow. In contrast, the lowest coherence values at the end of the afternoon are rather related to wind peaks. These results, which need to be consolidated, open perspectives for the monitoring of crop water status using radar data acquired on a sub-daily scale.

Key-words: Surface soil moisture; Irrigation; Radar; C-band; Sentinel-1; Backscattering coefficient; Interferometric coherence; Data assimilation; Particle filters; FAO-56; Semi-arid Mediterranean region; Wheat.

ملخص الرسالة

تستهلك الزراعة 70٪ من المياه العذبة في العالم وأكثر من 85٪ في المناطق شبه القاحلة حيث يتوسط ذلك البحر الأبيض المتوسط. في هذه المناطق شبه القاحلة، حيث تتواجه المياه الذي تتواجه المياه، خاصة في ضوء نقص المياه الذي تتواجه المناطق شبه القاحلة، ومع ذلك فإن مدخرات المياه الري غير معروفة في نطاق واسع عبر رطوبة التربة (SSM) تتغيرًا رئيسيًا لإدارة الري. ومع ذلك، يمكن أن يساهم الكشف عن الري باستخدام رادار C-band في تحسين إدارة المياه. أظهرت تطبيقات الرادار C-band في الحالة الهندية والغطاء النباتي في هذه الدراسة، تهدف هذه الأطروحة إلى تقييم إمكانات الرادار C-band في مراقبة الحالة الهندية للحاصيل المروية. أهداف المحددة هي: 1) تطوير وتقييم نهج جديد لاستخراج SSM من بيانات الرادار فقط؛ 2) تطوير نهج يمكن من تقدير وتقييم كميات المياه الري على كل حقل باستخدام منتجات SSM الجديدة؛ 3) تحليل ودراسة إمكانات استخدام رادار النطاق C، سيما دورته الزمنية، لرصد الري على نطاق الغطاء النباتي، وتحديد الكشف عن هذا الري.

أولاً، قمنا بتحليل السلسلة الزمنية لبيانات Sentinel-1، بما في ذلك معاملات الارتداد (σ^0)، ونسبة الاستقطاب (PR) ومعامل الارتباط (ρ) بين الحقول المروية التي تم جمعها على مدى موسم النمو في المغرب. أظهرت النتائج أن ρ و PR مرتبطان ارتباطًا وثيقًا بنمو الغطاء النباتي بينما وجد أن σ^0 حساسة لتغيرات SSM خلال مراحل النمو المبكرة عندما يزال القمح لم يغطي التربة التي يشاهد الغطاء النباتي الكامل. فإضافة إلى ذلك، كانت التغيرات الجذرية في هندسة الغطاء النباتي مرتبطة بمرحلة طور طرد السنابل التي تؤثر قوي على σ^0. تم تعديل هذه النمذجة مع الدورة النباتية Water Cloud Model المقترنة بنموذج انتشار الموجات الراديوية Oh et al. (WCM). والتحقق من صحته على موقع الدراسة. تظهر النتائج أن النموذج قادر على إعادة إنتاج الدورة الموسمية لـ Sentinel-1 (RMSE ~ 1.5-2.02 dB) في تقاطب VV و 1.74-52.2 dB في تقاطب VH (بفضل التكوين متعدد الطبقات لنموذج انتشار الموجات Karam، تُعزى الدورة الثانية إلى انتشار الموجات من الطبقة العليا الممكنة من السنابل الحاملة.

ثانيًا، تم تطوير نهج جديد لتقدير SSM من WCM باستخدام بيانات Sentinel-1 فقط. لهذا الغرض، تم تقدير الكتلة الحيوية (AGB) والمحتوى المائي للغطاء النباتي (VWC) من ρ و PR) من بين أربع طرق للنهج. استخدمت هذه الأخيرة عدة لتكوين الغطاء النباتي في WCM وتم الحصول على أفضل النتائج لتقدير SSM باستخدام العلاقة بين AGB و ρ_{VV}. بالنسبة لبيانات محلية: R=0.82, RMSE = 0.05 m^3/m^3 و bias = 0.01 m^3/m^3. تم تقييم هذه الطريقة بعد ذلك مقارنة بالطرق الأخرى الشائعة باستخدام SSM المشتق من بيانات الأقمار الصناعية و غير المروية و في المغرب بوتيرة 20 يومًا (تبدل المقياس). أظهرت هذه الطريقة أن ρ_{VV}-AGB هي الأفضل من أجل تقدير SSM، على سبيل المثال، R = 0.75، RMSE = 0.06 m^3/m^3 و bias=0.01 m^3/m^3 على 18 يومًا في المغرب بوتيرة 12 يومًا (FAO-56). بالإضافة إلى ذلك، تم تقييم هذه الطريقة باستخدام ρ_{VV}-AGB في موقع تجريبي في المغرب. أظهرت النتائج أن RMSE < 32 mm و R > 0.98 و bias < 5. 2 mm. بالمثل في حقول القمح المروية بالغمر، تم تحديد أكثر من 70٪ من الاضطرابات بفارق زمني عن أحداث الري المعروفة بأقل من 4 أيام باستخدام منتجات SSM المشتقة من Sentinel-1, تزال الحصيلات بدقة مقبولة في حقول القمح المروية بالتنقيط على الرغم من الكميات الصغيرة المدة 15 يومًا بـ R = 0.64، RMSE = 28.7 mm و bias = 1.9 mm؛ مقارنة بسقي بالرش من تلك التي تم الحصول عليها باستخدام القياسات الميدانية (R=0.74 ؛ RMSE = 24.8 mm؛ bias = 2.3 mm). أيضا، حصلت على الكميات المسترجعة من استخدام القياسات الميدانية مع R = 0.99، RMSE = 33.5 mm و bias = - 18.8 mm.

أخيرًا، تم تخصيص الجزء الأخير للتحليل الأولي لقياسات رادار ميداني يتكون من هوائيات النطاق C المثبتة على برج على ارتفاع 20 مترًا يستهدف حقل قمح قرب مدينة مراكش (TOSCA / CNES MOCTAR). توفر هذه المعطيات موسم زراعي كامل من نوفمبر إلى يونيو 2020. تحليل القياسات الأولية لـ σ^0 و ρ خطوة زمنية تسمح بـ 15 يومًا تكشف عن وجود دورة

نهاري يتطور تساعها مع نمو القمح. يترافق تناقص ρ على الفجر مع زيادة التبخر والتحام المقاس بالتوازي بواسطة محطة متخصصة. بوبالتالي، يمكن أن يكون فاضب سبب تدفق الرسغ في المقابل فإن أدنى قيم ρ في نهاية فترة ما بعد الظهر مرتبطة إلى حد ما بقوة الرياح. هذه النتائج، التي تحتاج إلى مزيد من التعمق والدراسة، تفتح آفاق جديدة لرصد الحالة المائية للمحاصيل باستخدام بيانات الرادار التي تم الحصول عليها على نطاق شبه يومي.

الكلمات المفتاحية: رطوبة التربة؛ الري؛ رادار؛ نطاق التردد C؛ Sentinel-1؛ معامل انتشار المرتدة؛ تماسك التداخل؛ استيعاب البيانات؛ مرشحات الحسيمات؛ FAO-56؛ منطقة البحر بيض المتوسط؛ شبه القاحلة؛ قمح.

Remerciements

Un doctorat est une expérience unique et marquante. Si je veux décrire ma propre expérience, mes années de thèse ont été comme une balance déséquilibrée entre les moments les plus beaux et les plus difficiles. D'un côté, il y a eu ces moments de dépression et de galère où j'étais fatiguée et où tout me déplaît. Mais d'un autre côté, je ne peux pas nier que c'était l'un des meilleurs chapitres de ma vie, dans lequel j'ai vécu les moments les plus excitants et les plus amusants. J'ai eu la chance de travailler avec deux équipes différentes, passionnées par la recherche, ce qui m'a permis de découvrir le domaine de la recherche et de nouer de nombreux contacts. C'était un rêve devenu réalité pour moi. Et j'espère que ce n'est que le début d'un domaine qui me passionne. Pour réussir cette expérience, nous avons bien sûr besoin du soutien de notre environnement sans lequel il est impossible de réussir l'expérience de la thèse. C'est avec une certaine émotion et beaucoup de sincérité que je tiens à exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui ont soutenu et contribué de près ou de loin à la réalisation de cette thèse.

Je souhaite remercier en premier lieu mes directeurs de thèse Saïd Khabba et Lionel Jarlan. Je tiens à adresser mes vifs remerciements au professeur M. Saïd Khabba pour m'avoir accepté en thèse de doctorat au sein du Laboratoire Mixte International TREMA. Je le remercie pour ses qualités humaines et pour toute l'attention qu'il m'a accordée durant la réalisation de mes travaux de recherches. Sa rigueur scientifique m'a remis de nombreuses fois dans le droit chemin ; qu'il trouve ici le témoignage de mon grand respect et de mon immense estime.

J'adresse mes reconnaissances spéciales à mon encadrant M. Lionel Jarlan, pour m'avoir prodigué ses conseils et son expérience ainsi que le suivi minutieux de chaque étape de cette thèse. Sa rigueur et son honnêteté scientifique étaient pour moi un socle important tout au long du chemin sinueux de la thèse. Je le remercie très chaleureusement pour son encadrement, sa disponibilité sans faille malgré ses nombreuses responsabilités, ses encouragements et pour la confiance qu'il m'a témoignée. Je tiens à le remercier tout particulièrement pour sa modération, sa qualité unique d'écoute et de discussion, pour avoir toujours accepté et respecté mes opinions et mes décisions, et même m'y avoir soutenu. Merci pour toutes les qualités exceptionnelles et agréables qu'il possède et qui m'ont énormément aidée à réaliser ce travail de thèse dans les meilleures conditions.

Également, J'adresse de chaleureux remerciements à mon co-directeur de thèse, Jamal Ezzahar pour la confiance et le soutien qu'il m'a accordée. Je le remercie pour ses encouragements et ses conseils qui m'ont permis de bien mener cette thèse.

Je tiens à remercier les rapporteurs qui m'ont fait l'honneur d'accepter d'évaluer mon travail de thèse : Mme Simonetta Paloscia, M. Lakhal El Khadir et M. Thierry Pellarin pour l'effort qu'ils ont fait.

Je suis très reconnaissante à M. Pierre Louis Frison pour son implication dans ce travail de thèse. Merci pour son aide, tous ses conseils, ses suggestions et les riches discussions scientifiques qui ont grandement contribué non seulement à la réalisation du travail de cette thèse mais aussi au renforcement de mes connaissances du signal radar.

J'associe à ces remerciements Monsieur Abderrahman Lahrouni, professeur à l'Université Cadi Ayyad et membre du LMI TREMA pour son soutien continu et sa confiance depuis mon master. Cette thèse est grâce à lui, je ne trouve pas les mots pour exprimer ma reconnaissance envers lui.

Merci au directeur du LMI TREMA M. Salah Er-Raki et aux directeurs du CESBIO : M. Laurent Polidori et M. Mehrez Zribi pour leurs accueils chaleureux. Je désire en outre remercier les membres du laboratoire CESBIO avec lesquels j'ai partagé les bons moments et qui ont facilité l'installation au

sein du laboratoire : Mme Valérie Le Dantec, Mme Dominique Tarrise, Mme Laurence Keppel et M. Patrick Mordelet.

Je remercie également tous les thésards et les autres membres du laboratoire LMI-TREMA, notamment ceux avec qui j'ai eu l'occasion de travailler et les autres simplement pour les bons moments partagés. Un merci spécial à Mohamed Kasbani, Antoine Beaumont et Adnane Chakir pour leur soutien au terrain et traitement des données. Au nom de l'équipe LMI-TREMA, je tiens aussi à remercier Dr. Omar Rafi pour son soutien à nos activités de recherche en nous donnant l'accès à sa ferme à Chichaoua.

Je remercie le Programme de bourse d'excellence CNRST Maroc pour m'avoir octroyé une bourse de recherche qui a permis la réalisation de cette thèse. Merci aux projets PHC Toubkal, ERANETMED03-62 CHAAMS, ACCWA et TOSCA/ CNES MOCTAR pour leurs soutiens financiers lors des stages et des séjours de formations à l'international.

J'adresse toute ma gratitude à tous mes ami(e)s qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail. Merci Bouchra A, Saadia, Emna, Kaoutar, Mohsana, Bouchra B, Meryam, Roiya, Mouaad, Mohamed, Jamal, Elhoussaine, Ismail, Zoubair, Hakim et Luis.

Je remercie de tout mon cœur, mes tantes Hadda et Rkia, mon cousin Mohcine, mes grands-parents Fadma et Bassou, mon frère Ismail et sa petite famille et mes deux chouchous Ziad et Amira.

Enfin, il arrive les personnes pour lesquelles il ne suffit jamais de dire " Merci " : ma mère et ma sœur, aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que vous méritez pour tous les sacrifices que vous n'avez cessé de me donner depuis toujours. Vous étiez toujours les premières supportrices, qui m'avait toujours encouragé et m'a fait confiance et croire que je peux tout faire. C'est grâce à vous que j'ai réussi toujours à affronter toutes mes difficultés et à surmonter toutes les barrières. Je suis tellement fière d'avoir une telle mère et une telle sœur, assez tendres et responsables. Merci Maman de sacrifier toute ta vie pour notre éducation, notre confort, notre satisfaction et nos avancements personnels et professionnels. Tu es mon tout !

Tables de matières

Résumé i

Abstract iii

ملخص الدراسة v

Tables de matières ix

Introduction générale 1

Chapitre I : Le suivi des états de surface par télédétection radar 9

I. La télédétection radar 10

I.1 Généralités 10

I.1.1 Radar 10

I.1.2 Histoire du radar 11

I.2 Principe d'acquisition des radars à visée latérale 13

I.2.1 La résolution en distance 14

Compression des impulsions : 14

I.2.2 La résolution en azimut 15

Radar à synthèse d'ouverture 16

Effet Doppler 16

I.3 L'équation radar 18

I.4 Mesures radar 19

I.4.1 Polarimétrie SAR 19

Speckle 20

I.4.2 Interférométrie 22

I.5 Rétrodiffusion d'un couvert végétal 24

I.5.1 Interaction onde-sol et contribution de surface 25

I.5.2 Interaction avec la végétation et contribution de volume 27

I.6 Cycle diurne des données radar : coefficient de rétrodiffusion et cohérence interférométrique 27

II. Modélisation de rétrodiffusion d'un couvert végétal 32

II.1 Modèles de sol 32

II.2 Modèle de végétation 35

III. Inversion de l'humidité de surface du sol 40

III.1 SSM par micro-ondes passive 41

III.2 SSM par micro-ondes active 43

IV. Conclusion 46

Chapitre II : Caractérisation de l'irrigation par satellite 48

I. L'inversion des irrigations 49

I.1 Cartographie des zones irriguées 49

I.2 Estimation de la quantité et timing d'irrigation 53

II. L'assimilation de données 55

II.1 Techniques d'assimilation 57

II.1.1 Les méthodes variationnelles 57

II.1.2 Les méthodes séquentielles 58

II.2 Modèles de surface 64

III. Conclusion 69

Chapitre III : Sites d'étude et analyse expérimentales des données in situ et satellitaires ____ *71*

I. Introduction ____ **72**

II. Présentation du site d'étude ____ **72**

II.1 Site d'étude principal ____ 72

Bassin versant du Tensift ____ 72

La plaine du Haouz ____ 73

II.2 Parcelles expérimentales ____ 74

III. Présentation des données ____ **75**

III.1 Mesures terrain ____ 75

III.1.1 Humidité du sol ____ 75

III.1.2 La rugosité de surface ____ 77

III.1.3 Biomasse et contenu en eau de la végétation ____ 79

III.1.4 Hauteur du couvert, indice de surface foliaire verte et fraction de couvert ____ 81

III.1.5 Mesures du PRI ____ 81

III.1.6 Irrigation et données météorologiques ____ 82

III.2 Bases de données complémentaires ____ 84

III.3 Données de télédétection ____ 86

III.3.1 Sentinel-1 ____ 86

Coefficient de rétrodiffusion ____ 87

Cohérence interférométrique ____ 88

III.3.2 NDVI de Sentinel-2 ____ 89

IV. Analyse des données ____ **91**

IV.1 Variables de la végétation ____ 91

IV.2 Données Sentinel-1 ____ 93

IV.2.1 Le coefficient de rétrodiffusion ____ 93

IV.2.2 Cohérence interférométrique et rapport de polarisation ____ 96

IV.3 Relation entre les données SAR et les variables de la végétation ____ 98

IV.4 Coefficient de rétrodiffusion et humidité de surface du sol ____ 100

V. Conclusion ____ **102**

Chapitre IV : Modélisation de la rétrodiffusion radar d'un couvert de blé ____ *103*

I. Introduction ____ **104**

II. Water Cloud Model ____ **104**

II.1 Descripteurs de végétation ____ 104

II.2 Résultats des simulations ____ 105

III. Modèle Karam ____ **109**

III.1 Configuration double couche pour le blé ____ 110

III.2 Résultats des simulations ____ 112

IV. Conclusion ____ **114**

Chapitre V : Inversion de l'humidité de surface du sol ____ *116*

I. Introduction ____ **117**

II. Description de l'approche ____ **117**

III. Résultats d'inversion de l'humidité de surface du sol ____ **120**

IV. Conclusion ____ **129**

Chapitre VI : Inversion des dates et des quantités d'irrigation par assimilation de données d'humidité superficielle dans un modèle de surface ____ *131*

I. Introduction ____ **132**

II. Description de l'approche ____ **132**

II.1 La méthode FAO-56 à double coefficient ____ 132

II.2 Le filtrage particulaire ____ 134

III. Mise en place de l'approche et statistiques utilisées ____ **137**

III.1 Mise en place de l'approche ____ 137

III.2 Les statistiques ____ 138

IV. Expériences jumelles ____ **140**

IV.1 Conception des expériences ____ 140

IV.2 Résultats et discussion ____ 141

IV.2.1 Irrigation gravitaire ____ 141

IV.2.2 Irrigation goutte-à-goutte ____ 144

V. Assimilation des mesures *in situ* de SSM ____ **145**

Irrigation gravitaire ____ 148

Irrigation goutte-à-goutte ____ 150

Cumuls saisonniers ____ 151

VI. Assimilation des produits de SSM dérivés de Sentinel-1 ____ **152**

VII. Conclusion ____ **155**

Chapitre VII : Suivi du fonctionnement hydrique du blé par radar bande C infra-journalière : résultats préliminaires de l'expérience MOCTAR ____ *158*

I. Introduction ____ **159**

II. Cycle contraste des σ^0 Sentinel-1 entre les orbites montantes et descendantes sur un champ de blé ____ **159**

II.1 Analyse de $\Delta\sigma^0$ Sentinel-1 en relation avec le stress hydrique ____ 160

II.2 Etude de sensibilité de $\Delta\sigma^0$ aux variations du contenu en eau du blé ____ 164

III. Présentation du dispositif MOCTAR ____ **166**

IV. Analyse et discussion des résultats préliminaire MOCTAR ____ **168**

IV.1 Analyse des séries temporelles ____ 168

IV.2 Analyse du cycle diurne ____ 170

V. Conclusion ____ **171**

Conclusion générale et perspective ____ *173*

ANNEXE ____ *181*

Références ____ *192*

Introduction générale

Contexte sociétal

L'eau est l'élément de base de la vie. Bien qu'elle recouvre 71% de la surface terrestre, 97% de l'eau sur terre est contenue dans les océans et plus de 2% est enfermée sous forme de glaciers ou de nappes phréatiques profondes. Il ne reste donc que moins de 1% d'eau douce qui peut être exploitée par l'homme pour l'eau potable, les usages domestique, agricole et industriel (Butts, 1997). Au cours des dernières années, la pression augmente sur ces ressources en raison de l'effet combiné de plusieurs facteurs anthropiques et environnementaux. En Méditerranée, particulièrement, les ressources en eau douce sont rares, limitées, inégalement réparties et, dans certaines zones inaccessibles. En effet, alors que 72-74% des ressources en eau renouvelables sont situées au Nord de la Méditerranée, les pays de Sud et de l'Est souffrent d'une forte pénurie (MedECC, 2020). L'impact du changement climatique, combiné à la croissance démographique, à l'expansion urbaine et à l'intensification de l'agriculture, devrait accroître cette pénurie dans la région (Ducrot et al., 2004; Fader et al., 2016; Jarlan et al., 2016; Tramblay et al., 2020). Des efforts importants sont donc nécessaires pour s'adapter à cette situation, en particulier grâce à la rationalisation de l'utilisation de l'eau et, plus généralement à une gestion rationnelle et durable des ressources.

Le climat change dans le bassin méditerranéen plus rapidement que les tendances mondiales. Une augmentation de 2° C à l'échelle mondiale est susceptible d'entraîner une augmentation de 3° C dans la région méditerranéenne (MedECC, 2020). En conséquence, cette dernière a été identifiée par l'IPCC comme un 'hot spot' du changement climatique (Giorgi and Lionello, 2008; Lionello and Scarascia, 2018; Tramblay et al., 2020). Ces changements renforcent les risques de diminution des précipitations estivales de 10 à 30 % dans certaines régions ainsi que l'intensification de la sécheresse et de la désertification (IPCC, 2019; MedECC, 2020). Cela va très probablement accentuer le problème de la rareté de l'eau d'autant plus que la région devrait rester parmi les régions les plus touchées par les changements climatiques, notamment en ce qui concerne les précipitations et le cycle hydrologique. L'anticipation et le développement de mesures d'adaptation à ces changements reposent principalement sur la caractérisation des conditions hydriques du sol et de la végétation qui régissent l'utilisation des ressources en eau, en particulier l'irrigation, qui est le secteur le plus consommateur en eau à l'échelle mondiale (Figure 1).

L'irrigation consomme environ 70-75% de l'eau douce à l'échelle mondiale (Zhang et al., 2017) et plus de 85% dans la zone semi-aride de la région sud-méditerranéenne (Jarlan et al.,

2016). Elle contribue directement à l'épuisement des eaux souterraines (Abolafia-Rosenzweig et al., 2019; Famiglietti et al., 2011; Scanlon et al., 2012) et a un impact sur le cycle de l'eau et de l'énergie à travers l'humidité de surface du sol et l'évapotranspiration (Jiang et al., 2014; Kueppers et al., 2007; Ozdogan et al., 2010a). En Méditerranée, la répartition spatiale de l'utilisation de l'eau par secteur est hétérogène, surtout dans le Sud et l'Est où l'utilisation agricole domine la distribution avec 76-79% (Figure 1). En outre, la demande en eau d'irrigation devrait augmenter de 4 à 18 % d'ici 2100 (MedECC, 2020) en réponse à l'intensification agricole et au réchauffement du climat. L'agriculture irriguée est pourtant essentielle à la production alimentaire mondiale car elle fournit 40 % de l'approvisionnement alimentaire global (Garces-Restrepo et al., 2007) alors qu'elle n'occupe que 20 % des terres cultivées. En Méditerranée, elle représente environ 25 % de la superficie totale cultivée mais ce pourcentage est en forte augmentation (21 %) ces dernières années (MedECC, 2020). Pour une population en augmentation continue, le défi pour l'agriculture est donc d'assurer la sécurité alimentaire tout en préservant les ressources en eau et en sol. Un pilotage raisonné des irrigations à l'échelle de la parcelle agricole est un levier important pour atteindre cet objectif. Dans ce contexte, la culture de blé est d'une importance primordiale car elle représente la céréale la plus cultivée dans le monde, et particulièrement au Maroc où 75% de la surface agricole utile est consacrée au blé (Ministre de l'agriculture et peche maritime du develpement rurale et des eaux et forets, 2018).

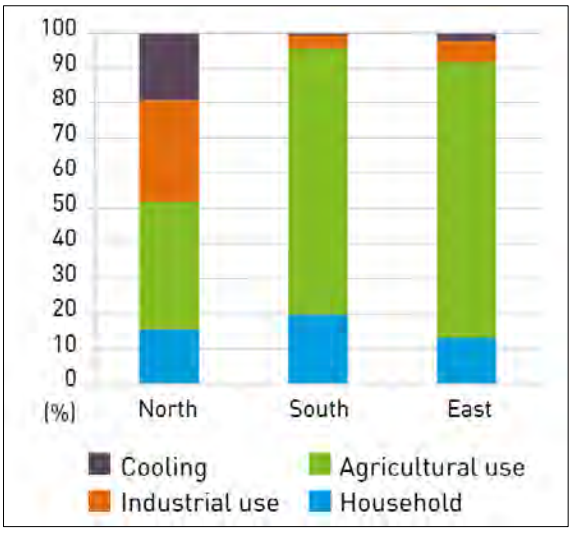

Figure 1: Taux de consommation totale d'eau dans quatre secteurs principaux et trois sous-régions de la méditerranée (source : MedECC (2020))

Contexte scientifique

Dans ce contexte, le suivi de l'irrigation a reçu une attention particulière de la part de la communauté scientifique au cours des dernières années. Les trois informations nécessaires pour caractériser l'irrigation sont la répartition des surfaces irriguées, le calendrier des évènements et la quantité d'eau utilisée. D'après l'article de review de Massari et al. (2021), la détermination de ces caractéristiques est essentielle pour de nombreuses applications, notamment: 1) la modélisation des besoins en eau d'irrigation à l'échelle mondiale, 2) l'évaluation de la production alimentaire irriguée, 3) la quantification de l'impact de l'irrigation sur le climat, 4) le débit des cours d'eau et l'épuisement des nappes phréatiques, et 5) l'élaboration des plans pour une distribution optimale des ressources en eau afin que les gestionnaires puissent comptabiliser avec précision son utilisation.

Malgré son importance reconnue, l'écrasante majorité de l'utilisation agricole de l'eau dans le monde n'est pas bien connue. Il existe quelques cartes basées sur des enquêtes statistiques mais ce type d'information est fournie avec un retard de 1 à 3 ans (Zappa et al., 2021) et est généralement affectée par des erreurs liées au biais d'auto-déclaration, à des incohérences spatiales et à la faible résolution temporelle (Deines et al., 2017; Filippucci et al., 2020). En outre, ces cartes ne représentent pas l'utilisation illégale de l'eau par pompage à partir de puits illégaux situés sur des propriétés privées. En revanche, les satellites d'observation de la Terre offrent une opportunité unique pour le suivi de diverses variables biophysiques étroitement liées à l'irrigation comme l'humidité de surface du sol et la biomasse de la végétation, de manière globale et fréquente. Plusieurs approches ont été développées pour cartographier les zones irriguées par télédétection, principalement basées sur l'optique et les micro-ondes. En particulier, les produits d'humidité de surface du sol (ou Surface Soil Moisture -SSM- en anglais) dérivés des capteurs opérant dans la bande de fréquence des micro-ondes ont été utilisés avec succès pour estimer les quantités d'irrigation au cours des dernières années (Brocca et al., 2018; Dari et al., 2020; Zappa et al., 2021).

Plusieurs produits globaux d'humidité du sol existent aujourd'hui. Ils sont dérivés de la télédétection par micro-ondes, y compris des capteurs actifs tels que les diffusiomètres (Naeimi et al., 2009; Wagner et al., 1999) ou des radiomètres comme la Soil Moisture and Ocean Salinity mission -SMOS- (Kerr et al., 2001), Soil Moisture Active Passive –SMAP- (Entekhabi et al., 2010), ou l'Advanced Microwave Scanning Radiometer -AMSR- (Njoku, 2004). Le potentiel des données micro-ondes dans ce contexte provient de leur grande sensibilité aux changements des variables de surface, notamment l'humidité de surface du sol, la rugosité de surface, la biomasse aérienne et la géométrie du couvert. En particulier, l'utilisation des micro-ondes pour l'estimation de l'humidité du sol provient de la sensibilité

des ondes électromagnétiques à la constante diélectrique qui est principalement liée au contenu en eau. En outre, le signal micro-ondes à ces longueurs d'ondes est indépendant des perturbations atmosphériques, ce qui constitue un avantage majeur par rapport aux données optiques. La plupart de ces produits SSM sont dérivés de données acquises par des radiomètres avec une haute répétitivité de trois jours en moyenne (pouvant atteindre 1 jour dans certains sites spécifiques). Cependant, ces produits souffrent d'une résolution spatiale >10 km qui n'est pas adaptée à la taille des parcelles dans la région sud-méditerranéenne qui ne dépasse pas, en moyenne, 5 ha, d'autant plus en considérant la forte variabilité spatio-temporelle inter-parcellaire des apports d'eau d'irrigation. Il est donc essentiel de chercher à développer des approches permettant d'estimer la quantité et le timing de l'irrigation en utilisant des données de télédétection à haute résolution spatiale.

Par contraste, les observations acquises par les capteurs radar (actif) appelés SAR (pour Synthetic Aperture Radar en anglais) sont acquises avec un pixel d'environ 10 m. L'utilisation pour l'inversion de l'humidité de surface du sol de manière opérationnelle était encore limitée jusqu'au récent lancement de la constellation Sentinel-1 qui a ouvert de nouvelles perspectives pour le suivi des cultures à l'échelle de la parcelle en fournissant des données, non commerciales, à haute résolution (10 m) avec un temps de revisite d'environ 6 jours en bande C (Torres et al., 2012).

L'humidité de surface du sol est une variable clé pour le suivi des cultures et la gestion des irrigations. Son estimation à partir des données SAR nécessite dans un premier temps la compréhension du mécanisme d'interaction entre les ondes et les différents composants du couvert.

Les nombreuses études théoriques et expérimentales menées dans les années 80 et 90 ont démontré la richesse des informations contenues dans le signal en bande C mais aussi la complexité de l'interprétation de son évolution au cours de la saison. En effet, pour les cultures annuelles comme le blé, les contributions au signal provenant du sol et de la végétation se confondent et évoluent rapidement. Les coefficients de rétrodiffusion en co-polarisation (HH et VV) sont généralement préférés pour l'estimation de l'humidité du sol (Bai et al., 2017; Gherboudj et al., 2011; Zribi et al., 2011), tandis que certaines études ont révélé que les données en polarisation croisée (VH et HV) étaient mieux adaptées au suivi de la végétation, y compris la classification et l'inversion de la biomasse (Hosseini and McNairn, 2017). En effet, pour un sol nu, le coefficient de rétrodiffusion est affecté par les propriétés diélectriques de la couche superficielle du sol principalement régies par l'humidité

de surface, et, dans une moindre mesure, par la texture du sol (Dobson and Ulaby, 1981; Ulaby and Dobson, 1986) et par la rugosité du sol (Ferrazzoli et al., 1992; Ulaby et al., 1978; Zribi and Baghdadi, 2015). De même, il a été démontré que le rapport HH/VV est lié à la biomasse aérienne pendant la saison de croissance, en particulier à 40° d'incidence (Mattia et al., 2003). Comme ce rapport n'était pas disponible dans le mode d'acquisition de Sentinel-1 IW, Veloso et al. (2017) ont utilisé le rapport de rétrodiffusion VH/VV comme solution permettant de réduire l'effet d'interaction végétation-sol ainsi que les erreurs associées à l'acquisition. Les auteurs ont montré que le rapport VH/VV apparaît plus stable dans le temps que la rétrodiffusion VH ou VV. Il est en plus sensible au cycle de croissance du blé. En outre, il a été corrélé à la biomasse fraîche et capable de discriminer les céréales des cultures non céréalières (Mattia et al., 2015; Veloso et al., 2017).

Grace à la sensibilité de la rétrodiffusion radar à la SSM, plusieurs algorithmes d'inversion basés sur des données en bande C ont été développés sur des sols nus. Ils sont basés soit sur des relations empiriques, profitant des relations linéaires entre le coefficient de rétrodiffusion et SSM (Amazirh et al., 2018; Griffiths and Wooding, 1996; Moran et al., 1997; Sano et al., 1998; Zribi et al., 2003; Zribi and Dechambre, 2002) soit sur l'inversion d'un modèle de rétrodiffusion du sol (Baghdadi et al., 2008; Bertuzzi et al., 1992; Bindlish and Barros, 2000; Ezzahar et al., 2020; Walker et al., 2004). Pour une surface végétalisée, le signal en bande C est un mélange complexe d'une contribution du sol atténuée par le couvert, de la diffusion de volume par la végétation et des interactions entre le sol et la végétation (Ulaby et al., 1986). Afin de séparer les contributions du sol et de la végétation, l'inversion de la SSM sous-jacent d'une surface végétalisée est donc généralement effectuée en utilisant un modèle qui permet de prédire l'interaction entre l'onde électromagnétique et les différents éléments de surface. Plusieurs modèles de rétrodiffusion ont été développés avec différents niveaux de complexité (Attema and Ulaby, 1978; Karam et al., 1995, 1993, 1992; Picard and Le Toan, 2002; Touré et al., 1994; Ulaby et al., 1990; Ulaby et al., 1988) dans le but de mieux comprendre la réponse de la végétation et du sol et d'être utilisés, par la suite, dans un processus d'inversion (Balenzano et al., 2011; Brisco et al., 1990; Mattia et al., 2003; Picard et al., 2003). Parmi ces modèles, le modèle Karam (Karam et al., 1992) basé sur la solution des équations de transfert radiatif. Il a été développé à l'origine pour les forêts, puis adapté pour un couvert de prairie (Frison et al., 1998) ou une combinaison d'herbe et d'arbres (Jarlan et al., 2002b). Le modèle Karam est un modèle physique qui caractérise bien le couvert végétal en prenant en compte plusieurs paramètres et variables de la végétation (orientation et distribution des diffuseurs, biomasse, contenu en eau, hauteur de la végétation...). Il permet

d'améliorer notre compréhension de la réponse de la canopée à un signal radar, la contribution de chaque composante et l'effet des différentes variables sur le signal. Cependant, un tel modèle est difficile à implémenter dans un processus d'inversion, principalement en raison du nombre d'entrées demandées.

En revanche, un modèle semi-empirique, appelé le Water Cloud Model (WCM) (Attema and Ulaby, 1978), conçu sur la base d'une simplification de la solution au premier ordre des équations de transfert radiatif a été largement utilisé du fait qu'il représente un bon compromis entre le domaine de validité et la complexité du modèle où la réponse du couvert est paramétrée grâce à deux variables. Couplé à un modèle de rétrodiffusion du sol, il a été fortement utilisé pour l'inversion de SSM et des variables biophysiques, en particulier sur des cultures annuelles comme le blé (Baghdadi et al., 2017; Bai et al., 2017; Bindlish and Barros, 2001; Bousbih et al., 2017; El Hajj et al., 2016; Gherboudj et al., 2011; Hosseini and McNairn, 2017; Periasamy, 2018; Taconet et al., 1994; Ulaby et al., 1984; Wang et al., 2018; Zribi et al., 2011). Plusieurs variables ont été proposées pour décrire la végétation dans le WCM. La plupart des études publiées ont utilisé de préférence le contenu en eau de la végétation (Attema and Ulaby, 1978; Bindlish and Barros, 2001; Wang et al., 2018). Bien qu'il s'agisse du meilleur candidat d'un point de vue théorique, Prevot et al. (1993) ont affirmé qu'il n'existe pas de cadre théorique général pour définir le meilleur ensemble de descripteurs de couvert dans le WCM en raison de la complexité de la structure de la végétation contre la simplicité relative du modèle. Dans ce contexte, quelques auteurs ont proposé différents descripteurs comme la hauteur du couvert (Kumar et al., 2014), le coefficient de rétrodiffusion HV (Li and Wang, 2018), le rapport de polarisation (Dabrowska-Zielinska et al., 2018), l'indice de végétation radar (Li and Wang, 2018) ou le LAI (Leaf Area Index) (Bai et al., 2017; El Hajj et al., 2016; Kumar et al., 2014; Prevot et al., 1993). Avec le lancement récent de Sentinel-2, beaucoup d'études récentes ont utilisé des descripteurs dérivés des données optiques tels que le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Baghdadi et al., 2017; Bousbih et al., 2017; El Hajj et al., 2016) qui est lié à la verdure de la végétation. Néanmoins, un manque important d'observations peut se produire en cas de couverture nuageuse persistante, ce qui est très probable lorsque le blé est cultivé pendant la saison pluviale, comme dans la région sud-méditerranéenne.

Outre le coefficient de rétrodiffusion qui est lié à l'amplitude de l'onde électromagnétique mesuré par le capteur, les capteurs radar mesurent aussi la phase de cette onde. La cohérence interférométrique est définie comme la variance de la phase interférométrique, qui est liée à la longueur du trajet entre l'antenne du satellite et la cible au sol. C'est la quantité de

diffusion cohérente et incohérente. Outre le bruit du système, la cohérence diminue avec l'augmentation de la diffusion de volume, à cause des changements de cible entre deux acquisitions radar successives ou à cause du mouvement naturel des diffuseurs (Zebker and Villasenor, 1992). Autrement dit, la diffusion de volume et la dislocation arbitraire des diffuseurs dans le couvert réduisent la cohérence. Même si les sols secs présentent une cohérence interférométrique plus faible que les sols humides (Blaes and Defourny, 2003; Nesti et al., 1998), la cohérence interférométrique est relativement peu sensible aux effets du sol, étant donné que la rugosité de la surface des cultures ne change pas de manière significative entre le semis et la récolte. Wegmuller and Werner (1997) ont trouvé une forte corrélation entre la cohérence interférométrique et la fraction de couvert, ce qui ouvre des perspectives pour l'estimation de la hauteur du couvert et de la biomasse à partir de la cohérence. Des relations fortes ont été établies entre la cohérence interférométrique en bande C et la hauteur du couvert pour certaines cultures (blé d'hiver, pomme de terre, betterave à sucre...) au début de la saison de croissance (Blaes and Defourny, 2003; Engdahl et al., 2001).

Objectif et démarche

Dans ce contexte, l'objectif général de cette thèse est d'évaluer la contribution des données radar Sentinel-1 pour le suivi du cycle hydrologique des cultures annuelles telles que le blé. De manière plus spécifique, il s'agira de : (1) proposer une méthode de restitution de l'humidité superficielle du sol qui s'affranchirait des données acquises dans le domaine visible/proche infra-rouge afin d'être insensible à la couverture nuageuse; (2) développer une approche d'inversion des quantités et des dates d'irrigation à l'échelle de la parcelle agricole; et (3) analyser l'apport des données radar bande C pour le suivi du fonctionnement physiologique des cultures en particulier pour la détection du stress hydrique.

Dans ce but, nous avons collecté une large base de données de variables de sol et de végétation sur des parcelles de blé irriguées et non irriguées au Maroc. Cette base de données a d'abord été utilisée pour l'interprétation des séries temporelles des données Sentinel-1 (coefficient de rétrodiffusion et cohérence interférométrique) afin d'améliorer notre compréhension de la réponse radar en bande C du blé (Chapitre III). Afin de quantifier les différentes contributions des différentes composantes (du sol et de la végétation) aux différents stades de développement du blé, deux modèles de rétrodiffusion ont été utilisés (Chapitre IV) : (1) une nouvelle configuration à double couche du modèle de Karam pour quantifier la contribution des épis séparément de celle des feuilles et des tiges; et (2) le

modèle Water Cloud (WCM) avec une seule couche qui regroupe tous les composants de la canopée du blé (feuilles, tiges et épis). Plusieurs variables ont été testées comme descripteurs de végétation dans le WCM, notamment AGB, VWC et NDVI. L'AGB et le VWC ont été dérivés de la cohérence interférométrique et du PR, puis utilisés comme descripteurs du blé. Le WCM a donc été implémenté dans une nouvelle approche d'inversion de SSM en utilisant le coefficient de rétrodiffusion et la cohérence interférométrique. L'approche d'inversion a été validée sur une large base de données de parcelles de blé au Maroc et en Tunisie (Chapitre V). Les produits SSM inversés sont ensuite utilisés dans une nouvelle approche développée pour l'inversion de l'irrigation en termes de quantités et de dates sur des parcelles irriguées en gravitaire et en goutte-à-goutte (Chapitre VI). L'approche est basée sur l'assimilation de l'humidité de surface dans la FAO-56 à double coefficient en utilisant une technique de filtrage particulaire. Enfin, la dernière partie de cette thèse est consacrée à l'investigation des cycles diurnes du coefficient de rétrodiffusion et la cohérence interférométrique en relation avec le fonctionnement physiologique du blé pour la détection précoce du stress hydrique des cultures annuelles. Pour cet objectif, un dispositif expérimental avec 6 antennes en bande C permettant l'acquisition des mesures pleinement polarimétriques avec un pas de temps de 15 min a été installé sur une tour de 20 m et visant une parcelle de blé irrigué au Maroc depuis juin 2020. L'analyse préliminaire du cycle diurne du coefficient de rétrodiffusion et de la cohérence interférométrique pendant la saison 2020 en relation avec l'humidité du sol en surface et dans la zone racinaire, de l'évapotranspiration et de la vitesse du vent a été présentée (Chapitre V).

Chapitre I

Le suivi des états de surface par télédétection radar

I. La télédétection radar

I.1 Généralités

I.1.1 Radar

Radar est un acronyme de RAdio Detection and Ranging (détection et télémétrie par radio). Bien que les origines du radar soient bien antérieures, le nom est universellement et officiellement adopté par la Marine nationale des États-Unis en 1939-1940 (Darricau and Blanchard, 2003; Sarkar and Palma, 2014). Les radars fonctionnent dans la partie micro-ondes du spectre électromagnétique au-delà des régions visibles et infrarouges thermiques. On considère généralement que les radars imageurs ont des longueurs d'onde allant de 1 mm à 1 mètre. Le fait de fonctionner dans la région des micro-ondes du spectre électromagnétique améliore la pénétration du signal et diminue l'atténuation, en particulier de l'atmosphère. Les radars ne sont pas affectés par la couverture nuageuse ou la brume sèche comme le sont les capteurs optiques et thermiques, et fonctionnent généralement indépendamment des conditions météorologiques. Les nuages d'eau n'ont un effet significatif que sur les radars fonctionnant en dessous de 2 cm de longueur d'onde ; les effets de la pluie sont relativement sans conséquence pour les longueurs d'onde supérieures à 4 cm.

Les radars fonctionnent à une longueur d'onde ou une fréquence spécifique appelée "bande". Un système radar enregistre la réponse du signal provenant du sol ou de la cible à une seule longueur d'onde spécifique. Le Tableau I.1 résume les bandes générales des longueurs d'onde radar nommées par des lettres. Cette référence alphabétique est relativement standardisée, bien qu'elle ait été établie par les militaires dans les premiers temps de la recherche sur les radars pour des raisons de sécurité (Henderson and Lewis, 1998).

Tableau I. 1 : Les bandes de fréquence radar avec les longueurs d'onde correspondantes

Bande	Fréquence (GHz)	Longueurs d'onde (cm)
W	75-110	0.27-0.4
V	40-75	0.4-0.75
Ka	27-40	0.75-1.11
K	18-27	1.11-1.67
Ku	12-18	1.67-2.5
X	8-12	2.5-3.75
C	4-8	3.75-7.5
S	2-4	7.5-15
L	1-2	15-30
P	0.3-1	30-100

Le radar est un capteur actif, qui transmet un signal d'énergie électromagnétique, illumine le terrain et mesure la réponse renvoyée par la cible. Ainsi, le terme micro-ondes actives est souvent synonyme de radar. En tant que capteurs actifs, les radars sont indépendants du soleil et des conditions d'ensoleillement et peuvent fonctionner de jour comme de nuit. Le radar peut, en effet, collecter des données sur une base de 24 heures.

Les types de radars sont très nombreux (Ulaby et al., 1982b). Les systèmes radar peuvent être regroupés en radars imageurs et non imageurs. Les radars imageurs sont les systèmes d'antennes mobiles, le radar à ouverture réelle et radar à synthèse d'ouverture. La catégorie de non imageurs regroupent les diffusiomètres (terrestres, aériens et spatiaux), spectromètres et les altimètres radar.

I.1.2 Histoire du radar

La première expérience ayant utilisé des ondes radio proches de la fréquence des micro-ondes a eu lieu à la fin du XIXe siècle par le physicien allemand Heinrich Hertz où il a montré que des réflexions pouvaient être reçues d'objets métalliques et non métalliques (Ulaby et al., 1981). Le premier brevet pour l'utilisation du radar a été obtenu par Christian Hülsmeyer en 1904 (Guarnieri, 2010; Henderson and Lewis, 1998) où il a été testé avec succès pour la détection des bateaux (Darricau and Blanchard, 2003). La détection des navires et des avions et l'utilisation du radar comme aide à la navigation ont fait l'objet d'une attention particulière dans les années 1920 et 1930 (Page et al., 1962). À partir des années 1930, les efforts visant à utiliser les échos radio pour des fins militaires comme la détection des avions ont été lancés indépendamment et presque simultanément en isolement mutuel (Chernyak and Immoreev, 2009; Trim, 2002). Toutefois, les premiers radars ont été construits vers 1934-1935 dans une sorte d'effort international parallèle mais indépendant. Le manque de coopération était dû à des questions stratégiques, à des conflits politiques et, plus tard, à des conditions de guerre (Guarnieri, 2010).

Après la guerre, les chercheurs civils ont commencé à étudier plus en détail les systèmes radar pour les applications dans le domaine des géosciences. Les applications civiles en géosciences n'ont été largement étudiées que depuis les années 1960. Les premiers radars imageurs ont utilisé des antennes tournantes, comme beaucoup de radars utilisés aujourd'hui à d'autres fins que la télédétection de la surface terrestre. Ces systèmes produisent de bonnes images des alentours à partir d'un point fixe. Le principal problème est que les antennes doivent être très longues pour atteindre une résolution raisonnable, ce qui fait que ces systèmes sont rarement utilisés pour la télédétection.

Les premiers radars à antennes mobiles sont les « B-scan » system suivie par « plan-position indicator (PPI) ». Le radar original a été construit avec des antennes à rotation mécanique produisant un affichage circulaire, développés pour aider dans la navigation aérienne (Henderson and Lewis, 1998). En 1948, Smith (1948) a remarqué la similitude entre la photographie des images d'un radar PPI et les cartes existantes du Groenland du nord-ouest. Il a en outre observé que les images PPI contenaient des informations détaillées sur le relief qui dépassaient largement celles disponibles sur la carte ; il a donc conclu que ces images pourraient être utilisées pour des études de terrain.

Avec de grandes antennes, le PPI peut produire le même type de résultats que le radar à ouverture latérale, mais faire en sorte que cette antenne puisse être montée sur un avion de manière à pouvoir tourner est trop difficile pour d'autres applications que la défense aérienne (Ulaby et al., 1982). Les applications de la télédétection utilisent les images à visée latérale qui sont divisées en deux types : le radar à ouverture réelle (Side-Looking Aperture Radar – SLAR- ou Real Aperture Radar -RAR-) et le radar à synthèse d'ouverture (RSO ou Synthetic Aperture Radar -SAR-). Le symposium organisé à l'université du Michigan en 1962 a été le principal catalyseur pour fédérer les scientifiques dans les domaines de recherche du radar et de la télédétection pour l'observation de la terre (Henderson and Lewis, 1998). Juste après, les premières publications sur l'utilisation des radars en géoscience dans la littérature scientifique ont vu le jour (Cameron, 1964; Simons, 1964; Simons and Beccasio, 1964). Par la suite, le nombre d'articles couvrant une plus grande variété d'applications pour le suivi des surfaces terrestres a augmenté, comme la cartographie de la végétation (Morain and Simonett, 1966). Ces applications ont progressivement évolué avec l'augmentation du nombre de radars spatiaux (Figure I.1).

Le premier radar spatial a été lancé en 1965 : il s'agit du petit satellite radar REP qui devait être utilisé dans la première expérience de Rendezvous; manœuvre nécessaire pour les missions Apollo (Lacomme et al., 2001). Cependant, le premier radar en orbite destiné à l'observation de la Terre est SEASAT, lancé par la NASA en 1978. SEASAT a envoyé des données pendant 106 jours avant qu'un court-circuit dans son système électrique ne mette fin à la mission le 10 octobre de la même année. Bien que la durée de son service soit limitée, il a montré l'intérêt de telles mesures pour la caractérisation des surfaces continentales. Il a ensuite été suivie par les missions SIR de la NASA (satellites A, B et C entre 1982 et 1995) et ERS de l'ESA (entre 1991 et 1995) (Figure I.1), qui ont favorisé l'étude des surfaces terrestres depuis l'espace, mais avec des résolutions spatiales et/ou temporelles plutôt grossières (par exemple, le temps de revisite du SAR ERS est de 35 jours). Par la suite,

plusieurs missions ont été lancées avec des différentes caractéristiques (bandes et polarisations) et qui ont fait progresser la résolution spatio-temporelle. En particulier, ces dernières années ont vu une explosion du nombre de capteurs (Sentinel-1, ALOS, RadarSAT…) qui ont atteint aujourd'hui une résolution spatiale de 10 m pour un temps de revisite de 6 jours dans le cas de Sentinel-1 par exemple. Pour bientôt, de nombreuses missions sont programmées (Sentinel-1C, BIOMASSS, …) qui vont améliorer de plus la compréhension et la surveillance de la surface terrestre depuis l'espace.

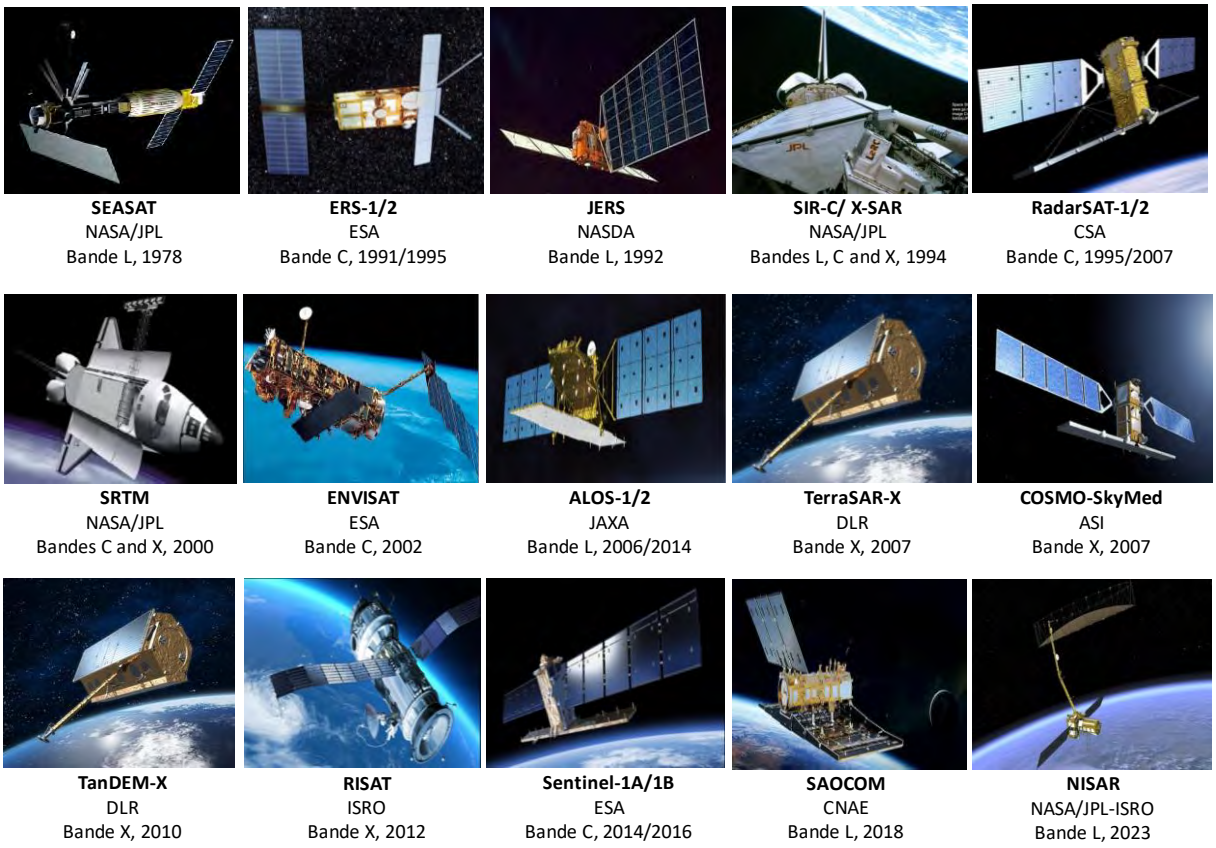

Figure I.1 : Les missions spatiales radar de 1978 à ce jour

I.2 Principe d'acquisition des radars à visée latérale

Le système radar émet une succession d'impulsions électromagnétiques au cours de son déplacement. L'onde électromagnétique éclaire la surface latérale de la trace du satellite. Le déplacement permet l'acquisition des observations sur une bande parallèle à la trace et dont la largeur représente la fauchée du satellite. La plupart des radars imageurs produisent des images en deux dimensions appelées distance et azimut (Figure I.2). La capacité d'un capteur à séparer deux cibles voisines est appelée la résolution spatiale. Dans le cas d'un radar à visée latérale, on distingue deux résolutions : la résolution en distance et la résolution en azimut.

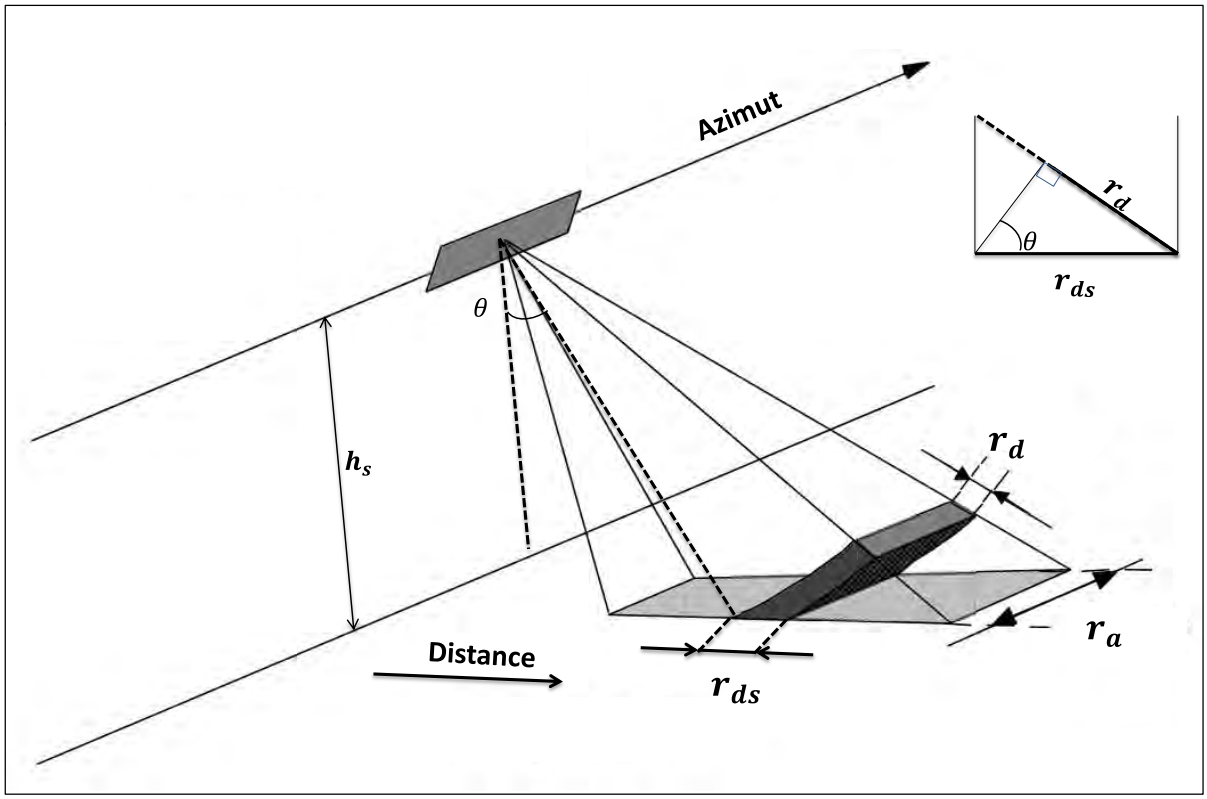

Figure I.2 : Schéma illustre la résolution d'un radar à visé latérale.

I.2.1 La résolution en distance

La résolution en distance r_d est la résolution dans la direction d'émission de l'onde exprimée par :

$$\begin{cases} r_d = c\tau/2 \\ r_{ds} = c\tau/2 * \sin\theta \end{cases} \quad (I.1)$$

Où r_{ds} est la résolution au sol correspondante (ground range). c est la vitesse de la lumière, τ la durée de l'impulsion émise et θ l'angle d'incidence.

Compression des impulsions :

La largeur de la bande passante du signal est inversement proportionnelle à la durée de l'impulsion (les impulsions courtes améliorent la résolution en distance). D'autre part, l'intensité du signal reçu étant proportionnelle à la durée de l'impulsion, les impulsions longues sont meilleures pour la réception du signal. Ce compromis peut être surmonté en utilisant des émetteurs de grande puissance, cependant, il est techniquement impossible d'envisager ces technologies à bord d'un satellite (nécessitent des alimentations haute tension, plus grands, plus lourds, plus coûteux…). Pour cette raison, les ingénieurs radar utilisent une longue impulsion avec une fréquence modulée (linéairement).

L'amélioration de la résolution en distance se fait par compression des impulsions. L'impulsion transmise est modulée en fréquence : équivalent à la transmission d'une impulsion plus courte comme l'illustre la Figure I.3.

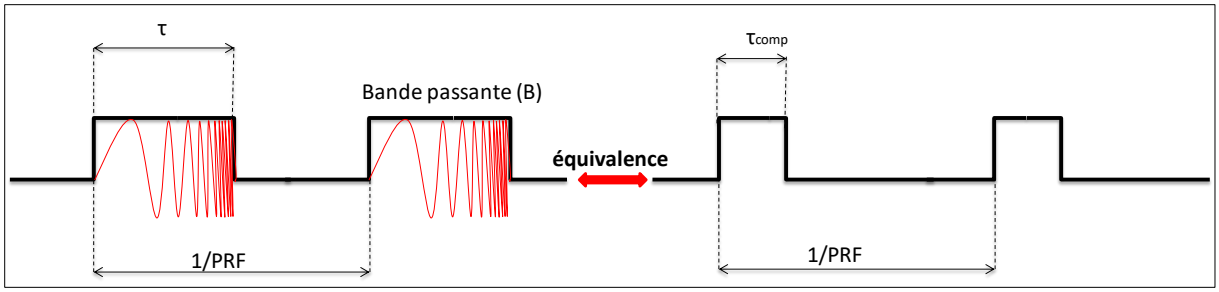

Figure I.3 : Schéma illustre la technique de compression des impulsions

PRF (pulse repetition frequency en anglais) est la fréquence de répétition des impulsions radar. La bande passante B et la durée d'impulsion compressée sont liées par la relation suivante (pour une impulsion rectangulaire) :

$$\tau_{comp} = \frac{1}{B} \tag{I.2}$$

De ce fait, la résolution en distance atteinte est donnée par :

$$\begin{cases} r_{d-comp} = c/2 * B \\ r_{ds-comp} = c/2 * B * sin\,\theta \end{cases} \tag{I.3}$$

Avec r_d est la résolution en distance dans la géométrie radar et r_{ds} la résolution au sol correspondante.

Ainsi, r_{d-comp} dépend uniquement de la largeur de la bande passante, de sorte que plus B est large, plus r_{d-comp} est petite. Par exemple, pour Sentinel-1, les valeurs maximales de B et τ sont respectivement 100 MHz et 100 μs ce qui donne : $r_{d-comp} = 1.5\ m$ contre $r_d = 15\ km$ (sans compression).

I.2.2 La résolution en azimut

La résolution en azimut r_a est la résolution dans la direction de déplacement du capteur :

$$r_a = \frac{\lambda R}{L} \tag{I.4}$$

Avec L la longueur de l'antenne, λ la longueur d'onde et R la distance entre la cible et l'antenne donnée par :

$$R = \frac{h_s}{\cos\theta} \quad (I.5)$$

Où h_s est la hauteur du satellite.

Avec les caractéristique de Sentinel-1 : $h_s = 693\ km$, $\lambda = 5.54\ cm$ et $L = 12.3\ m$ et pour $\theta = 46°$ par exemple, la résolution en azimut serait $r_a = 4.8\ km$ si le capteur est un RAR.

En fait, le rapport λ/L est approximativement la largeur du faisceau d'ouverture de l'antenne. De ce fait, plus l'antenne sera longue, meilleure sera la résolution. Pour des raisons techniques (capacités de portance et coût de fabrication), il est impossible de mettre en orbite des antennes d'une longueur supérieure à quelques mètres. Il est donc *a priori* impossible d'obtenir une bonne résolution azimutale. C'est pour pallier cette difficulté qu'a été développée la technique du radar à synthèse d'ouverture (ou Synthetic Aperture Radar: SAR).

Radar à synthèse d'ouverture

Le radar à synthèse d'ouverture tire parti de l'histoire Doppler des échos radar générés par le mouvement vers l'avant d'une seule antenne physiquement courte pour synthétiser une grande antenne, permettant une haute résolution azimutale dans l'image résultante. Lorsque le radar se déplace, une impulsion est émise à chaque position. L'amplitude et la phase des signaux renvoyés par les objets passent par le récepteur sont enregistrées dans la mémoire d'écho pendant toute la période où les objets se trouvent dans le faisceau de l'antenne mobile. Le processeur de signaux utilisera et traitera ensuite ces signaux de retour pour générer une image SAR.

Comme les signaux reçus par un système SAR sont enregistrés sur une longue période, le système déplace l'antenne réelle sur une distance correspondante, qui devient la longueur effective de l'antenne. La résolution azimutale avec cette longueur d'antenne synthétique est grandement améliorée, en raison du rétrécissement effectif de la largeur du faisceau. La résolution azimutale est aussi essentiellement indépendante de la distance, car à longue distance, un objet reste plus longtemps dans le faisceau, ce qui signifie que les échos qu'il renvoie sont enregistrés sur une plus grande distance.

Effet Doppler

Lorsqu'un détecteur se déplace par rapport à une source d'ondes, on observe un décalage de fréquence connu sous le nom d'effet Doppler (Ulaby et al., 2010). Pour une antenne qui émet

des ondes de fréquence f_s et qui se déplace avec la vitesse v, la fréquence observée est donnée par :

$$f = (1 + \frac{v}{c})f_s \quad \text{(I.6)}$$

Avec $v \ll c$ une condition nécessaire. La fréquence Doppler est deux fois (l'écho de retour sera décalé de la même quantité) la différence entre la fréquence f et la fréquence réelle émise par l'antenne :

$$f_d = 2(f - f_s) = 2\frac{v}{c}f_s = 2\frac{v}{\lambda} \quad \text{(I.7)}$$

Soit v_{rel} la vitesse relative cible-radar, la projection de v_{rel} sur R (Figure I.4) permet d'obtenir la vitesse v à laquelle la cible s'approche du capteur :

$$v = \frac{x}{R}v_{rel} \quad \text{(I.8)}$$

Car : $\cos(\frac{\pi}{2} - \theta) = \frac{v}{v_{rel}}$ et $\cos(\frac{\pi}{2} - \theta) = sin\ \theta = \frac{x}{R}$

Sachant que x est la distance azimutale, la résolution en azimut peut s'exprimer donc :

$$r_a = \frac{\lambda\, R}{2\, v_{rel}} r_{f_d} \quad \text{(I.9)}$$

r_{f_d} est appelée la résolution de la fréquence Doppler, est égale à l'inverse du temps pendant lequel la cible était dans le faisceau. Elle est donné par :

$$\tau = \frac{1}{r_{f_d}} = \frac{\lambda R}{L\, v_{rel}} \quad \text{(I.10)}$$

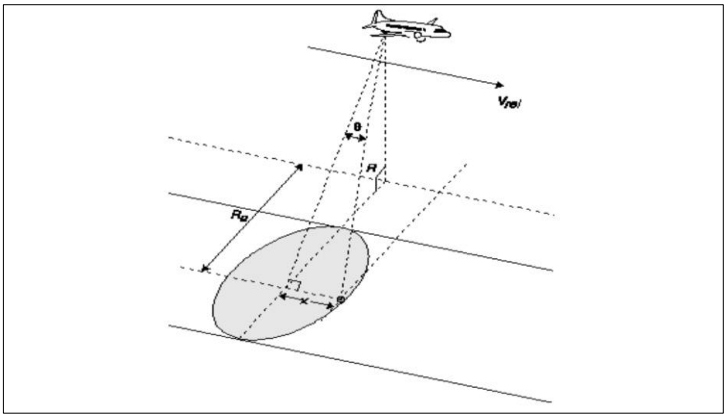

Figure I.4 : Géométrie SAR pour le calcul de l'effet doppler (source : 1997 Atlantis Scientific Inc, http://www.geo.uzh.ch/~fpaul/sar_theory.html)

De I.9 et I.10 :

$$r_a = \frac{L}{2} \tag{I.11}$$

Par conséquence, grâce à la technologie SAR, la résolution en azimut de Sentinel-1 (trouvé ci-dessus égale à 4.8 km par les équations I.4 et I.5) peut théoriquement atteindre une résolution aussi faible que 7 m.

Cette dernière équation montre qu'une bonne résolution azimutale peut être obtenue avec une plus courte antenne. Cependant, la longueur de l'antenne est un compromis entre la résolution et la longueur de l'ouverture qui doit être suffisamment grande pour créer le diagramme d'interférence approprié entre les dipôles de l'antenne, nécessaire pour obtenir l'ouverture de faisceau souhaitée à une fréquence particulière. Egalement, le SAR ne doit pas couvrir plus de la moitié de la longueur de l'antenne en azimut entre l'émission d'impulsions successives, afin de ne pas dégrader la résolution en distance.

I.3 L'équation radar

L'équation radar est la relation entre les caractéristiques du radar, le signal reçu et la cible. Dans le cas général, pour le radar bistatique, on a :

$$P_r = P_e \frac{G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 {R_e}^2 {R_r}^2 \alpha} \sigma \tag{I.12}$$

Avec P_r et P_e sont les puissances respectivement reçue et émise par le radar, G_e et G_r les gains des antennes utilisées en émission et réception, R_e la distance cible-antenne d'émission, R_r la distance cible-antenne de réception, α facteur de perte et σ la surface équivalente radar (radar cross section en anglais) de la cible.

La situation la plus courante est celle pour laquelle les emplacements de réception et d'émission sont les mêmes ($R_e = R_r = R$) ainsi que l'utilisation de la même antenne pour l'émission et la réception ($G_e = G_r = G$). Ce sont les radars monostatiques, l'équation I.12 devient :

$$P_r = P_e \frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4 \alpha} \sigma \tag{I.13}$$

Les équations du radar (Equ. I.12 et I.13) sont des équations générales pour les cibles ponctuelles. La surface équivalente radar correspond à la section efficace d'un diffuseur isotrope équivalent qui réémettrait la même densité de puissance que la cible dans la

direction observée. Elle est proportionnelle au rapport entre le carré du champ électromagnétique diffusé dans la direction d'observation et le carré du champ électromagnétique incident. Cependant, le coefficient de rétrodiffusion σ^0 est préféré à la surface équivalente radar σ. Pour une cible étendue constituée d'un ensemble de N diffuseurs, σ^0 est la moyenne sur l'ensemble des diffuseurs de surface dS_k:

$$\sigma^0 = \langle \frac{\sigma_k}{dS_k} \rangle \quad \text{(I.14)}$$

D'une manière généralisée, l'équation radar pour une cible étendue s'écrit (Lusch, 1999) :

$$P_r = P_e \frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4 \alpha} (\sigma A) \quad \text{(I.15)}$$

Où A est la surface de la cellule de résolution radar donnée par :

$$A = r_{ds} * r_a \quad \text{(I.16)}$$

Les équations I.1, I.4 et I.15 permettent d'obtenir l'expression de σ^0 (Moore, 1983) :

$$\sigma^0 = \frac{2P_r}{P_e} \frac{(4\pi)^3 \alpha L R^3}{G^2 \lambda^3 c\tau} sin\,\theta \quad \text{(I.17)}$$

I.4 Mesures radar

Un SAR fonctionne en illuminant la terre avec un faisceau de rayonnement micro-ondes, conservant les informations d'amplitude et de phase dans l'écho radar pendant l'acquisition des données. Ce rayonnement peut être décrit par la longueur d'onde, l'amplitude et la phase. Chaque pixel d'une image SAR contient des informations sur l'intensité et la phase du signal reçu. L'intensité du pixel est liée aux propriétés de la surface, et la phase du pixel à la longueur du trajet satellite-sol. Les images d'intensité sont les données SAR les plus fréquemment et largement utilisées dans plusieurs domaines. L'information de phase est exploitée par les techniques interférométriques. Elle contient essentiellement des informations sur les hauteurs orthogonales au plan de l'image SAR. À partir de ces données il se développe deux sciences bien marqué dans le domaine radar : polarimétrie et interférométrie.

I.4.1 Polarimétrie SAR

Lorsqu'on aborde la propagation et la diffusion de l'énergie micro-ondes, la polarisation du rayonnement est une propriété importante. Pour une onde électromagnétique plane, la

polarisation fait référence à la direction du vecteur du champ électrique. Dans la science des radars, l'onde est dite polarisée dans la direction de son vecteur du champ. La polarisation fait référence à l'orientation et à la forme du motif tracé par la pointe du vecteur.

Basiquement, un radar est conçu pour transmettre un rayonnement micro-ondes polarisé horizontalement (H) ou verticalement (V). Une onde émise dans l'une ou l'autre de ces polarisations peut générer une onde rétrodiffusée avec une variété de polarisations. C'est l'analyse de ces combinaisons de polarisations d'émission et de réception qui constitue la science de la polarimétrie radar (Polarimetry ; Polar : polarisation, Metry : mesure) et on distingue trois types de systèmes radar :

- Émetteur X et récepteur X : coefficient de rétrodiffusion (Pas de polarimétrie)
- Émetteur X et deux récepteurs X et Y : vecteurs de Jones [Sxx, Syx] (wave polarimetry en anglais).
- Emetteurs X et Y et deux récepteurs X et Y : matrices de Sinclair ou matrice de rétrodiffusion [Sxx, Sxy, Syx, Syy] (polarimétrie : scattering polarimetry en anglais)

La diffusion d'une cible particulière dépend de la polarisation transmise et de la polarisation reçue. La plupart des radars sont polarisés de façon linéaire, cependant, la polarisation circulaire peut également être transmise : si un système radar peut transmettre ou recevoir H et V simultanément ; i.e., le radar reçoit à la fois la polarisation transmise et une polarisation orthogonale (Ulaby et al., 1982b). Par exemple, si un système radar transmet simultanément un signal H et un signal V, et que le signal V est déphasé de 90° par rapport au signal H, l'onde transmise résultante aura une polarisation circulaire comme le capteur SAR à polarisation hybride RISAT-1 qui transmet des ondes polarisées circulairement (Misra et al., 2005).

L'intensité rétrodiffusée par un milieu donné est fortement liée aux paramètres du système radar (angle d'incidence, polarisation et langueur d'onde) ainsi qu'aux propriétés de la cible. Ces propriétés comprennent sa structure géométrique, son orientation et ses propriétés géophysiques telles que l'humidité et la rugosité. A cause de cette dépendance de plusieurs variables que les données polarimétrique sont utilisées dans plusieurs applications notamment la végétation forestière, la neige, les zones urbaines et l'agriculture.

Speckle

Le champ diffusé pour un pixel d'image particulier peut être considéré comme provenant de la contribution de nombreuses ondes diffusées. Toutes ces ondes élémentaires interfèrent

entre elles de manière constructive ou destructive, ce qui donne à l'image SAR un aspect bruité et granuleux défini comme le speckle (Curlander and McDonough, 1991; Dainty, 1975; Porcello et al., 1976) et appelé également bruit radiométrique. L'onde diffusée est le résultat de la superposition de toutes les composantes élémentaire. Le speckle diminue la potentialité des images pour une interprétation directe. Cette dégradation, dite dégradation de la résolution radiométrique, est due à la nature cohérente du rayonnement utilisé et à son interaction avec la rugosité de surface. Il constitue l'un des principaux facteurs nuisant aux performances des systèmes d'imagerie SAR (Oliver and Quegan, 2004).

Si l'on représente chacune de ces ondes réfléchies par un vecteur, on obtient les diagrammes dans la Figure I.5 pour les deux cas constructive ou destructive :

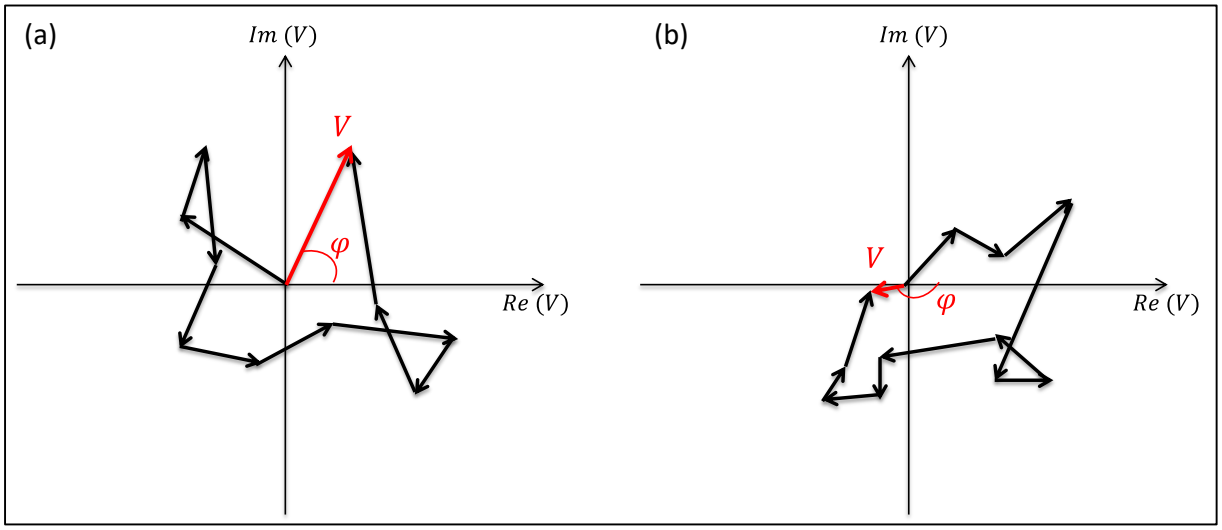

Figure I.5 : Schéma illustre le vecteur résultant d'une sommation constructive (a) où destructive (b) des ondes.

La réponse totale peut s'écrire comme la somme vectorielle de chacune des N réponses individuelles :

$$V = i + jq = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^{N} V_k e^{j\varphi_k} \qquad \text{(I.18)}$$

Où V_k est l'amplitude de l'onde diffusé par le diffuseur k et φ_k son déphasage.

Lorsque le nombre de diffuseurs N est suffisamment grand, l'amplitude est décrite par une fonction de densité de probabilité de Rayleigh et la phase est uniformément distribuée. Dans ce cas, le speckle est dit speckle pleinement développé (Lopes et al., 1993). En prenant en compte les hypothèses de Goodman (Goodman, 1976), on obtient :

$$\begin{cases} E[i] = E[q] = 0 \\ Var[i] = Var[q] = \sigma_i^2 = \sigma_q^2 = \sigma^2 \end{cases} \quad \text{(I.19)}$$

Avec E l'espérance moyenne et Var la variance. Soit I l'intensité diffusé ($I = V^2$), on montre qu'elle a une distribution exponentielle avec l'intensité moyenne rétrodiffusée R_t ($\approx \langle I \rangle$, (Nezry, 2014)) exprimé comme suit :

$$R_t = E[I] = E[i^2 + q^2] = 2\sigma^2 \quad \text{(I.20)}$$

Le coefficient de variation ou le contraste est une mesure de l'intensité du speckle, défini par :

$$\gamma_1 = \frac{\langle I^2 \rangle - \langle I \rangle^2}{\langle I \rangle^2} = 1 \quad \text{(I.21)}$$

Le contraste est une constante de 1. Pour un speckle entièrement développé, le contraste peut être considéré comme le rapport signal/bruit et constant. Pour cette raison, le specke est multiplicatif. C'est-à-dire que la seule façon d'augmenter le contraste est de réduire la variance, normalement au moyen du multilooking (vues multiples) (Chen, 2016; Ulaby et al., 1982). Les vues (looks en anglais) individuels sont des groupes d'échantillons de signaux dans un processeur SAR qui divise l'ouverture synthétique complète en plusieurs sous-ouvertures, chacune représentant une vue indépendante de la même scène. L'image résultante formée par la sommation incohérente de ces vues est caractérisée par un speckle réduit et une résolution spatiale dégradée. En effet, le processeur de signal SAR peut utiliser l'ouverture synthétique complète et l'historique complet des données du signal afin de produire une image SAR complexe single look (SLC) de la plus haute résolution possible, bien que très tachetée. De ce fait, l'amélioration de la résolution radiométrique à l'aide de vue multiples s'accompagne d'une dégradation de la résolution spatiale.

I.4.2 Interférométrie

L'interférométrie SAR (InSAR) (Massonnet and Rabaute, 1993) repose essentiellement sur la création d'un interférogramme en utilisant deux images SAR complexes de la même zone, mais acquises à partir de positions légèrement différentes. La géométrie de l'image change de la première image SAR à la deuxième. Ce changement produit une différence de phase entre les deux images SAR qui contient des informations sur la topographie de la surface. Une autre façon de combiner différentes images SAR appelée interférométrie différentielle (DinSAR) (Gabriel et al., 1989), permet de détecter des mouvements très petits (de l'ordre du centimètre) des caractéristiques de la surface terrestre. Ces deux possibilités ouvrent la

voie à de nombreux domaines d'application des données interférométrique spatiales dans les domaines de la cartographie, de la volcanologie (De Novellis et al., 2019; Pritchard et al., 2018), de la dynamique de la croûte terrestre et de la surveillance de l'affaissement des sols (Kang et al., 2017; Xu et al., 2020) ainsi que le suivi de la végétation (Hyde et al., 2006).

Il existe deux méthodes de base d'interférométrie SAR. Dans la première, deux antennes sont placées sur la même plate-forme et acquièrent simultanément des images de la scène sous deux angles différents (interférométrie à passage unique). La distance entre les deux antennes est appelée la ligne de base (Baseline en anglais). La différence de phase relative peut ensuite être utilisée pour construire un modèle numérique de terrain (MNT). Dans la seconde, deux d'images provenant du même capteur sont prises à des moments différents (interférométrie à passages répétés (Coltelli et al., 1996)). Ce concept est maintenant bien éprouvé et a été démontré avec plusieurs capteurs spatiaux, dont Sentinel-1. Pour ce dernier cas, les scènes sont acquises à des moments différents, ce qui implique que la différence de phase entre les deux images dépendra également des variations possibles des diffuseurs entre les différents passages. Les passages doivent avoir une géométrie assez similaire afin de permettre l'extraction de la différence de phase relative. Cela nécessite généralement que le satellite soit sur une orbite à répétition exacte.

Dans un interférogramme, la cohérence est une mesure de la corrélation. Elle varie de 0 où il n'y a aucune information utile dans l'interférogramme, à 1 où il n'y a aucun bruit dans l'interférogramme. La cohérence est affectée par les propriétés de la surface imagée (les surfaces végétalisées caractérisées par un mouvement fort des diffuseurs –feuilles et branches- induit par le vent engendrent une faible cohérence), le décalage temporel entre les passages d'un interférogramme (les longs décalages entraînent une faible cohérence), la ligne de base (de grandes lignes de base entraînent une faible cohérence). La cohérence peut servir à renseigner sur le type de surface (végétation, roche, bâtiment…) ou à indiquer qu'un changement invisible s'est produit dans l'image, et qu'il n'est visible que dans l'image de phase d'un interférogramme.
À titre d'information, il existe une technique qui combine les avantages des données PolSAR et InSAR appelée interférométrie polarimétrique SAR (PolInSAR) (Cloude, 1998). Cette technique permet de surmonter les limites de chaque technique seule. À titre d'exemple, PolInSAR a été utilisées avec succès dans la détection de mines enterrées (Sagués et al., 2001) et pour l'estimation de la hauteur de la végétation (Cloude, 1998).

I.5 Rétrodiffusion d'un couvert végétal

La rétrodiffusion radar dépend des caractéristiques du capteur (principalement la longueur d'onde, l'angle d'incidence et la polarisation), des caractéristiques du sol ainsi que de la végétation. La rétrodiffusion des cibles agricoles est composée de la diffusion de surface du sol, de la diffusion de volume des plantes et d'un terme d'interaction sol-végétation (Figure I.6). La contribution relative de chaque composante est fonction des paramètres du système et de la cible. En général, dans la bande C par exemple, le retour est composé d'une combinaison de ces composantes. De plus, au fur et à mesure de la croissance de la végétation (particulièrement pour les cultures), les parts respectives des différents termes composant la rétrodiffusion évoluent. Cette évolution peut être exploitée pour le suivi du couvert. Le terme de surface du sol domine au début de la saison de croissance et le terme de volume de la végétation dominent quand la végétation est pleinement développée. Pendant la phase de développement, le terme d'interactions peut être non négligeable. Ce couplage étroit et évolutif entre les différents termes de rétrodiffusion rend possible l'extraction des propriétés geo- et biophysiques du sol ou du couvert végétal.

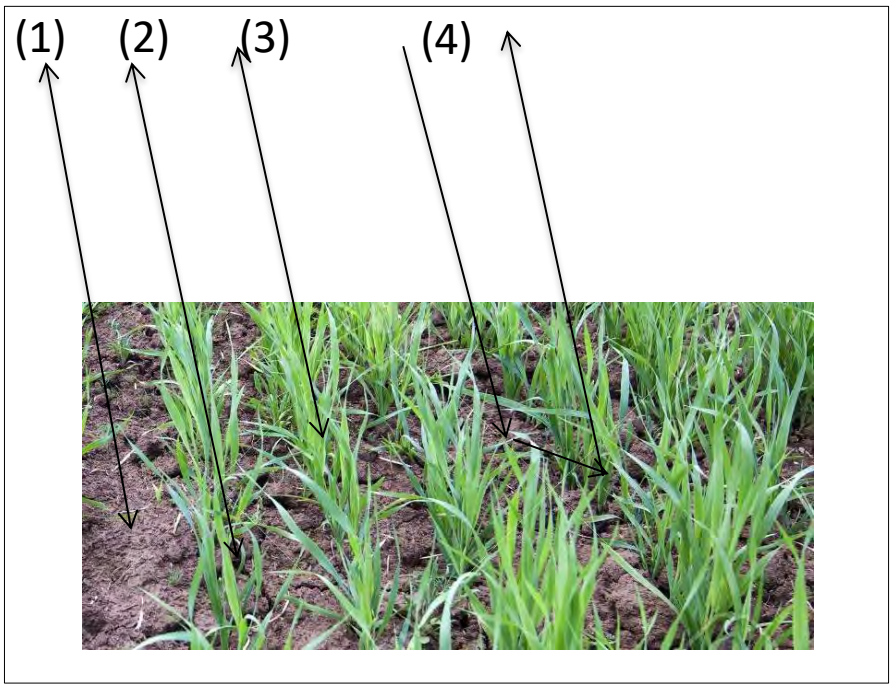

Figure I.6 : Les types d'interactions entre l'onde radar et la surface agricole : (1) la contribution du sol, (2) la contribution du sol atténué par la végétation, (3) la contribution de volume et (4) l'interaction sol-végétation.

I.5.1 Interaction onde-sol et contribution de surface

Lorsqu'une onde électromagnétique (EM) se réfléchit sur une surface, trois propriétés fondamentales de cette surface entrent en jeu : la rugosité de la surface, la teneur en eau et, dans une moindre mesure, la texture.

La rugosité de surface caractérise la micro variation de l'élévation de la surface du sol dans une zone/une parcelle donnée (Allmaras et al., 1966). Elle affecte particulièrement le signal SAR et dans une moindre mesure le visible et le proche infrarouge (Girard and Girard, 1989). Les deux paramètres qui caractérisent la rugosité de surface sont l'écart type de la hauteur (root mean square height -h_{rms}- en anglais) et la longueur de corrélation (L). h_{rms} est un descripteur vertical de la rugosité du sol en mesurant l'élévation de la surface le long d'une ou plusieurs lignes d'observation et en calculant l'écart type des valeurs enregistrées. Le deuxième paramètre (L) correspond à la distance entre les mesures à partir de laquelle les hauteurs entre les points sont statistiquement indépendantes. Ce paramètre fournit une description horizontale de la rugosité de surface du sol, plus précisément de la structure organisationnelle et de la continuité spatiale de la microtopographie (Nolin et al., 2005). Une surface lisse agit comme un miroir, réfléchissant l'EM à un angle égal et opposé à l'angle d'incidence (Figure I.7-a) : On parle de la réflexion spéculaire aussi appelée composante cohérente. Ainsi, une surface plane et lisse est vue comme noire dans l'image SAR puisque les échos n'atteignent jamais l'antenne. Pour une surface plus rugueuse (Figure I.7-b), une partie de l'onde est diffusée dans toutes les directions (composante incohérente). Cette partie augmente avec la rugosité (Figure I.7-c). Les radars mesurent la composante incohérente d'où l'importance de la rugosité de surface dans la réponse radar : l'augmentation de la rugosité a pour effet de favoriser la diffusion dans toute les directions et donc de conduire à une augmentation du coefficient de rétrodiffusion. À noter que la notion de rugosité (surface lisse ou rugueuse) est relatif à la longueur d'onde du radar. Par exemple, une surface avec une rugosité inférieure à la longueur d'onde est une surface lisse pour ce radar alors qu'elle peut être vue comme rugueuse pour un autre capteur qui a un λ beaucoup plus petit.

Soit $\Delta\varphi$ la différence de phase entre deux ondes diffusées à partir de points différents de la surface. $\Delta\varphi$ peut se calculer par la formule suivante (Hajnsek and Papathanassiou, 2005):

$$\Delta\varphi = 2h_{rms}\frac{2\pi}{\lambda}cos\,\theta \qquad (I.22)$$

Le critère de Rayleigh définit une surface comme lisse pour $\Delta\varphi < \pi/2$ si :

$$h_{rms} < \frac{\lambda}{8\cos\theta} \quad (I.23)$$

Ulaby et al. (1982) ont proposé un critère plus rigoureux adapté au domaine micro-onde du spectre électromagnétique, appelée critère de Frauenhofer. Ce critère considère une surface comme lisse, si la différence de phase est $\Delta\varphi < \pi/8$:

$$h_{rms} < \frac{\lambda}{32\cos\theta} \quad (I.24)$$

Ainsi, une surface qui est lisse à certaines longueurs d'onde est rugueuse à d'autres ; de même pour l'angle d'incidence.

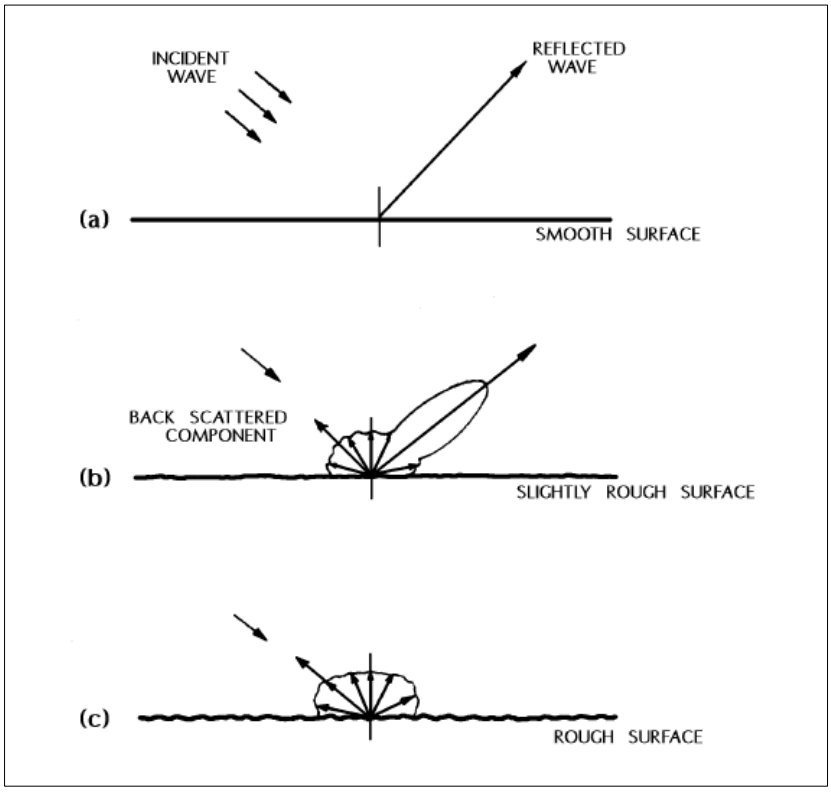

Figure I.7 : Représentation schématique de la diffusion et de la réflexion des micro-ondes sur une surface : lisse (a), légèrement rugueuse (b) et rugueuse (c) (source: Stoffelen (1997)).

La constante diélectrique d'un milieu diffusant est une propriété physique qui détermine le degré de réflexion des EM par ce milieu. C'est un nombre complexe dont la partie réelle décrit la propagation du signal à travers le milieu et la partie imaginaire caractérise la perte d'énergie dans ce milieu (Karthikeyan et al., 2017). Comme la constante diélectrique de l'eau est au moins 10 fois supérieure à celle du sol sec, la présence d'eau dans les premiers centimètres supérieurs du sol entraîne une augmentation de la réflectivité de la surface. La constante diélectrique complexe varie presque linéairement avec la teneur en eau par unité de volume. Plus la teneur en eau est élevée, plus le coefficient de rétrodiffusion est élevé. De

ce fait, la variation observée de la réflectivité des surfaces est principalement due à la teneur en eau de la végétation ou du sol. La constante diélectrique dépend de la fréquence de l'EM où une augmentation de la fréquence entraîne une diminution de la pénétration. Pour un couvert de blé par exemple, l'utilisation d'une fréquence élevée entraînera une rétrodiffusion qui proviendra uniquement de la diffusion de volume au sein du haut de la canopée, tandis qu'une fréquence plus basse permettra aux EM de pénétrer plus profondément dans le couvert.

I.5.2 Interaction avec la végétation et contribution de volume

Les surfaces naturelles sont généralement inhomogènes (composées de différents milieux) ce qui rend difficile la compréhension et la modélisation de la rétrodiffusion d'un couvert. En effet, les ondes radar interagissent avec un groupe de diffuseurs constituant le couvert. En fonction de la longueur d'onde du radar et de la permittivité du milieu, l'onde EM pénétrera à une certaine profondeur sous la surface. Comme chaque milieu est caractérisé par sa propre constante diélectrique, les milieux sont diélectriquement différents, ce qui entraîne une diffusion de volume. Si les différents milieux sont mélangés de manière essentiellement aléatoire, la rétrodiffusion se fera dans de nombreuses directions. La fraction de l'onde incidente qui est réfléchie vers l'antenne dépend donc de la forme, de la densité et de l'orientation des différents diffuseurs, ainsi que de leur permittivité (Ulaby et al., 1986). En général, les longueurs d'onde courtes, d'environ 2 à 6 cm, sont les meilleures pour détecter les couverts végétaux, car à ces longueurs d'onde, la diffusion du volume prédomine et la diffusion de surface du sol sous-jacent est minimisée. De même, les angles d'incidence élevés sont plus riches en information sur la végétation.

I.6 Cycle diurne des données radar : coefficient de rétrodiffusion et cohérence interférométrique

Outre l'utilisation des données radar dans des procédures d'inversion de l'humidité superficielle et des variables physiques de la végétation, il est cependant possible de les utiliser pour la détection du stress hydrique. Cette application reste originale étant donné que peu d'études se sont intéressées à ce sujet. Le potentiel des données radar pour la détection précoce du stress hydrique provient de la sensibilité du signal micro-onde aux changements de l'état hydrique (la teneur en eau) de la végétation, en particulier à l'échelle diurne. En effet, l'état hydrique des couverts est déterminé par l'équilibre entre l'absorption d'eau du sol et la perte d'eau par transpiration. Cet équilibre est régi par la disponibilité en eau dans le sol, les conditions météorologiques (comme le déficit de pression de vapeur),

l'état sanitaire et écophysiologiques de la plante ainsi que les stratégies adaptatives des plantes pour réduire l'effet du stress hydrique dans la végétation (Mcdonald et al., 2002). Si on s'intéresse uniquement au stress hydrique et que l'on suppose que toutes les autres conditions sont favorables, la plante transpire de manière optimale lorsque l'eau est disponible alors qu'elle réduit son taux de transpiration (et donc sa production par photosynthèse) lorsqu'elle est en situation de stress hydrique. Cet effet de la transpiration se traduit par la variation du contenu en eau de sorte que lorsqu'elle transpire pendant la journée, la plante perd de l'eau (son contenu en eau) mais elle la récupère le nuit grâce à l'eau qui est absorbée par les racines : le recharge des arbres, ce qui mène toujours à des valeurs élevées le matin. Lorsque le sol manque d'eau, l'arbre ne peut plus compenser les pertes de transpiration et commence donc à minimiser la transpiration, ce qui se traduit par deux choses : (1) l'amplitude des différences du contenu en eau entre le matin et le soir diminue (Hsiao, 1973; R. O. Slatyer, 1967), et (2) la valeur matinale se diminue en continu avec la poursuite du stress. Il est ainsi possible de coupler les mesures radar à l'état hydrique de la végétation via ses propriétés diélectriques étant donné que la rétrodiffusion radar est sensible à la constante diélectrique qui est principalement liée au contenu en eau (Brakke et al., 1981; Van Emmerik et al., 2017b).

Avant de passer en revue les résultats des études antérieures sur l'effet des variations du contenu en eau sur les données radar, en particulier pendant les périodes de stress, il est important de souligner que le stress hydrique précoce est généralement surveillé par deux méthodes. La première technique est l'utilisation des mesures *in situ* qui ne présentent pas d'intérêt pratique étant donné qu'elles sont coûteuses, prennent du temps et ne donnent que des informations locales (Ihuoma and Madramootoo, 2017). La deuxième technique consiste à utiliser des indices dérivés de la télédétection optique et thermique (Dangwal et al., 2015; Gerhards, 2018; Ihuoma and Madramootoo, 2017). Les données thermiques sont historiquement utilisées car la température de la surface terrestre est un indicateur indirect des conditions hydriques de la végétation lorsque l'eau est limitée (Jackson et al., 1981). Elles présentent les plus grandes potentialités pour la détection du stress hydrique mais les observations avec une résolution spatiale adaptée à l'échelle de la parcelle ne sont pas disponibles avec les capteurs en orbite. De plus, ces données sont dépendantes des perturbations atmosphériques, un problème majeur qui peut être pallié par l'utilisation des données radar.

Les premières études qui ont remarqué un cycle diurne dans la rétrodiffusion visaient à calibrer des diffusiomètres au-dessus des forêts tropicales. A notre connaissance, la première

étude a été celle de Birrer et al. (1982) destinée à la calibration de Seasat-1 (bande Ku) sur la forêt amazonienne. Les auteurs ont rapporté l'existence d'un cycle diurne de σ^0 où les mesures au lever du soleil sont de 0.5 à 1 dB plus élevées que celles du soir. De même, Long and Skouson (1996) ont observé des différences de σ^0 entre les passages ascendants et descendants des diffusiomètres Seasat et ERS-1. Dans une étude similaire qui visait à calibrer les deux diffusiomètres en bande Ku QuikSCAT (passages matin/ soir à 6-7 am/pm) et SeaWinds (passages matin/soir à 10-11 am/pm), Kunz and Long (2005) ont également reporté que la région amazonienne connaît une grande variation diurne de σ^0 lors des passages ascendants et descendants des deux diffusiomètres. Comme le passage ascendant a lieu tôt le matin, les trois études mentionnées ci-dessus ont attribué la valeur élevée de σ^0 le matin à l'accumulation de la rosée matinale sur les feuilles des arbres. En ligne avec les observations précédentes sur l'Amazonie, Satake and Hanado (2004) ont également attribué les différences de σ^0 de ~0.5 dB entre 6-7 heures du matin et 6-7 heures du soir (données TRMM en bande Ku) de préférence à la formation de la rosée. En effet, les auteurs de cette étude ont supposé que la rosée est la plus susceptible d'être la cause du cycle diurne compte tenu du climat de la région amazonienne alors que les variations du contenu en eau des arbres peuvent contribuer au changement diurne de la constante diélectrique mais cette contribution reste faible. Ceci peut être justifié dans leur cas, du fait que la bande Ku est moins sensible au contenu en eau des arbres par rapport aux fréquences plus basses, en raison de sa plus faible profondeur de pénétration et de sa moindre sensibilité des constantes diélectriques au contenu en eau. En outre, en utilisant un modèle simple de rosée, les auteurs ont trouvé que les 0.5 dB peuvent être attribués à un nombre de gouttelettes de la rosée dont l'équivalent en eau est de 58 g par m. Cependant, le même nombre de gouttelettes d'eau ne peut apporter que 0.05 dB dans la réponse radar en bandes C et L où la pénétration dans le couvert est plus importante. Ainsi, l'effet du contenu en eau de la végétation est plus susceptible d'être à l'origine du cycle diurne de σ^0 à ces longueurs d'onde.

Mcdonald et al. (2002) ont mesuré les constantes diélectriques de l'Épicéa commun en bande P. Leurs résultats montrent une variation diurne des constantes diélectriques avec le maximum atteint à 6-9 du matin et le minimum à 3-6 du soir. Cela correspond à un contenu en eau de la végétation généralement plus élevée en début de matinée (Gates, 1991). Des études antérieures ont également reporté que les variations da la constante diélectrique des bandes P à X entraînent des variations diurnes de la rétrodiffusion radar de 1 à 4 dB, en fonction de la fréquence et de la polarisation (Dobson et al., 1991; McDonald et al., 1991). En particulier, une variation diurne de 2-3 dB dans les bandes L, C et X a été observé par

Dobson et al. (1991) au cours d'une journée en réponse à des fluctuations périodiques des propriétés diélectriques du couvert dans une forêt de pins. De même, Friesen et al. (2007) ont observé que la rétrodiffusion ERS en bande C dans le bassin de la Volta en Afrique de l'Ouest est un peu plus faible le soir que le matin (>1 dB) et ils ont considéré que cela était dû au stress hydrique qui entraîne des variations diurnes dans le contenu en eau du couvert. Par la suite, plusieurs études ont renforcé l'hypothèse d'une forte relation entre le cycle diurne du coefficient de rétrodiffusion et l'état hydrique des couverts (Friesen et al., 2012; Konings et al., 2017; Saatchi et al., 2013). Par exemple, Frolking et al. (2011) ont mené une analyse du comportement de σ^0 acquis par SeaWinds sur une période de sécheresse sur une forêt amazonienne en 2005. Leur résultats montrent que les σ^0 du matin sont plus élevés que ceux du soir avec des anomalies négatives, notamment dans les orbites ascendantes en fin de journée qui pourraient résulter des effets de la sécheresse sur la physiologie des arbres. En effet, les feuilles restituent l'eau perdue au cours de la journée si l'eau disponible dans le sol est suffisante (Hinckley et al., 1978; Reich and Borchert, 1988). En revanche, ils ne reconstituent qu'un faible pourcentage si la disponibilité où le transport de l'eau vers les feuilles est insuffisant (Bucci et al., 2004) et cette compensation en eau diminue progressivement lorsque les conditions de sécheresse se poursuivent (Frolking et al., 2011; Gates, 1991; Larcher, 2003). Pour les fréquences plus basses, Steele-Dunne et al. (2012) ont modélisé les différences de σ^0 observées entre les orbites descendantes et ascendantes du diffusiomètre ERS en bande C sur la forêt amazonienne. Les résultats démontrent une grande sensibilité de ces différences aux variations du contenu en eau des feuilles et du tronc. Ces différences ont tendance à être maximales en fin de saison des pluies et minimales en fin de saison sèche. Toujours sur les forêts de l'Amazonie, Van Emmerik et al. (2017a) ont trouvé que le cycle diurne de σ^0 était diminué pendant les périodes de stress en réponse aux variations de l'état hydrique de la végétation. Ils ont constaté que lorsque l'eau est disponible, σ^0 du matin est supérieur de 1 dB à σ^0 du soir, cette différence diminue progressivement pendant la période de stress jusqu'à devenir presque nulle. Plus récemment, Steele-Dunne et al. (2019) ont également signalé des valeurs de σ^0 d'ASCAT plus élevées le matin sur les prairies d'Amérique du Nord.

Les résultats de ces études, menées sur les forêts, démontrent clairement la forte relation entre l'état hydrique du couvert et la rétrodiffusion radar. Cependant, le comportement des couverts plus dispersés avec une géométrie complexe qui évolue avec le temps comme le cas des cultures annuelles, demeure mal connu jusqu'à présent. À notre connaissance, il n'existe que deux études sur les cultures qui ont également démontré un cycle diurne significatif de

σ^0. La première étude a été menée sur le blé par Brisco et al. (1990) en utilisant un diffusiomètre *in situ* en bandes Ku, C et L. Les résultats démontrent que pendant la période de dominance de la contribution de volume (végétation bien développée), les variations dans le contenu en eau de la végétation dominent les variations du cycle diurne de σ^0 (bande C : R = 0.74). Par contre, au début et en fin de saison, c'est la variation de l'humidité de surface qui régit le cycle diurne de σ^0 (R = 0.63 en bande C). Ces résultats mettent notamment en évidence la complexité du suivi des cultures annuelles compte tenu de leur évolution rapide dans le temps, qui fait intervenir plusieurs mécanismes d'importance variable avec le développement du couvert. Des recherches supplémentaires sont ainsi nécessaires pour comprendre pleinement le cycle diurne de de σ^0. La deuxième étude est une étude théorique qui a été récemment menée sur le maïs par Van Emmerik et al. (2015). Les auteurs ont constaté que la différence entre la mesure du contenu en eau le matin et le soir peut atteindre jusqu'à 40 %. Ceci a impacté les simulations de cycle diurne de σ^0 avec un effet combiné du contenu en eau et de l'humidité du sol comme l'a déjà montré par Brisco et al. (1990). Néanmoins, pendant les périodes de faible humidité, ce sont les variations du contenu en eau qui régissent le cycle diurne de σ^0. Les deux études ont montré que les différences de rétrodiffusion radar diurne étaient plus prononcées aux basses fréquences, en particulier les bandes C et L, pour des angles d'incidence entre 20 et 35°.

Concernant le cycle diurne de la cohérence interférométrique en relation avec la physiologie du couvert, il a été analysé récemment sur la forêt tropicale en bandes P et C. Hamadi et al. (2014) ont analysées les données de l'expérience *in situ* TropiSCAT en bande P. Les résultats ont montré que ρ présente un cycle diurne qui est plus clair et plus important pendant les périodes sèches tandis que la présence des précipitations perturbe le cycle (Hamadi et al., 2015). Les auteurs ont constaté que les chutes de ρ pendant la journée sont couplées aux vents forts (plus de 2.5 m/s) tandis que ρ est élevée pendant la nuit où le vent est faible. Cependant, il est aussi possible que ces différences entre le jour et la nuit soient dues au processus de transpiration des arbres qui est lié aux variations du contenu en eau. Cette hypothèse a été démontrée plus tard par El Idrissi Essebtey et al. (2019) en bande C où ils ont trouvé que la transpiration est le principal responsable de la chute de ρ à l'aube lorsque les vents sont habituellement proches de zéro. Plus tard dans la journée, il est difficile de distinguer entre les effets des changements diélectriques induits par le mouvement de l'eau au sein des arbres et l'effet du vent. Les résultats de ces deux études démontrent ainsi que la variation du contenu en eau de la végétation peut également jouer un rôle considérable non

seulement dans le cycle de σ^0 mais aussi dans le cycle diurne de ρ. Cependant, le déstockage diurne des arbres est beaucoup plus important que sur des cultures annuelles comme le blé. La question de l'observabilité d'un cycle diurne de σ^0 et ρ sur les cultures annuelles et de son interprétation en termes de fonctionnement physiologique du couvert reste également posée. Dans ce contexte, le potentiel offert par Sentinel-1 pour la détection du stress hydrique dans les couverts agricoles reste encore à explorer bien que son temps de revisite soit limité. En effet, un suivi du cycle journalier nécessite au moins deux mesures par jour (une le matin et l'autre le soir) comme étaient le cas des satellites d'observation de la terre sur une orbite héliosynchrone. Par conséquent, la mise en place d'expériences *in situ* pour un suivi sub-diurne des cycles diurnes de σ^0 et ρ sur les cultures annuelles (tel que le blé, voir Chapitre VII) serait d'une exceptionnelle et précieuse utilité pour étudier les potentialités des micro-ondes dans le suivi du stress hydrique des couverts agricoles annuel. Ceci est important, en particulier, pour les régions semi-arides où le contrôle du stress des plantes est primordial pour la maximisation du rendement ainsi que pour l'optimisation de l'irrigation.

II. Modélisation de rétrodiffusion d'un couvert végétal

La richesse du signal rétrodiffusé en informations sur les surfaces imagées a incité de nombreux chercheurs à tenter d'extraire ces informations. Les études visant à déterminer la relation entre le coefficient de rétrodiffusion d'une surface végétalisée et ses variables physiques ont été initiées dans les années 1970 (Attema and Ulaby, 1978; Ulaby et al., 1978; Ulaby and Batlivala, 1976; Ulaby and Bush, 1976). La modélisation de la rétrodiffusion a accompagné l'observation dans le but d'une meilleure compréhension des interactions de l'EM avec la surface. Elle permet d'abord de distinguer les différentes contributions des divers éléments de la surface ainsi que leur interaction entre eux. Ensuite, ces modèles sont utilisés dans l'estimation des variables physiques (géo et biophysique) notamment l'humidité de surface du sol (SSM) et la biomasse. À ce jour, les modèles existants sont de deux types, conçus pour le calcul de la rétrodiffusion soit du sol soit de la végétation. Ces modèles tiennent compte des variables de sol (la constante diélectrique et les variables de rugosité comme h_{rms} et L), de la végétation (biomasse, structure…) en plus des caractéristiques du capteur.

II.1 Modèles de sol

Pour la diffusion de surface, les modèles sont regroupés sous trois sous-catégories : physique, semi-empirique et empirique. La première catégorie se compose du modèle des

petites perturbations (Rice, 1951), les modèles basés sur la méthode de Kirchhoff (Beckman and Spizzichino, 1963; Ogilvy, 1991) et le modèle de l'Equation Intégrale, connu sous le nom d'IEM, qui combine à la fois les petites perturbations et les approximations de Kirchhoff (Fung et al., 1992). Le principal inconvénient des deux premiers modèles est le domaine de validité de rugosité par rapport à la longueur d'onde qui est très restreint. Par exemple, l'utilisation du modèle des petites perturbations exige que h_{rms} et L soient beaucoup plus petits que la longueur d'onde et n'est donc pas adapté aux bandes C et X. IEM a permis de pallier ce problème en étendant le domaine de validité à la plus large gamme de variations de rugosité. Par conséquent, il a été largement utilisé dans de nombreux travaux en bande C (Baghdadi et al., 2017; Bindlish and Barros, 2001, 2000; El Hajj et al., 2017; Ezzahar et al., 2020; Le Morvan et al., 2008; Tomer et al., 2015) et X (Baghdadi et al., 2011; Gorrab et al., 2015a). Cependant, les auteurs ont souligné certaines lacunes dans l'estimation du coefficient de rétrodiffusion par ce modèle et l'ont attribué principalement aux : (1) incertitudes sur les mesures de h_{rms} et surtout L (Baghdadi et al., 2011; Holah et al., 2005; Lievens et al., 2009) qui sont bien connus pour être très compliqués à mesurer avec une précision acceptable et (2) la fiabilité des mesures d'humidité (Zribi et al., 2014). Afin de surmonter ces limites, quelques variantes de IEM ont été proposées (Álvarez-Pérez, 2001; Baghdadi et al., 2004; Fung et al., 2002; Fung and Chen, 2004). De manière générale, l'inconvénient des modèles physiques est la complexité de leurs implémentations dans les problèmes directs (estimation du coefficient de rétrodiffusion) comme dans les problèmes inverses (estimation des variables physiques des couverts), d'autant plus qu'ils nécessitent L (en plus de h_{rms}) en entrée, qui est difficile à estimer.

Les modèles empiriques, quant à eux, sont établis par des relations simples entre le coefficient de rétrodiffusion et l'humidité de surface avec un terme supplémentaire constant qui représente l'effet de la rugosité. Ce type de relation a été développé dès les premiers analyses d'observations radar (Ezzahar et al., 2020; Le Hégarat-Mascle et al., 2002; Le Morvan et al., 2008; Ouaadi et al., 2020; Schmugge et al., 1986; Ulaby et al., 1982a; Ulaby et al., 1978) et a été fortement utilisé dans de nombreuses études à cause de leur simplicité et parce qu'elles ne demandent pas de mesures de rugosité (Attema and Ulaby, 1978; Hosseini and McNairn, 2017). Cependant, à cause de leur base empirique, ces relations sont étroitement liées au site sur lequel elles ont été établies et ne peuvent être étendues à des applications à grande échelle où les propriétés du sol (rugosité et texture) varient.

Enfin, les modèles semi-empiriques sont des modèles mixtes basés sur la théorie physique modulée par des paramétrisations empiriques déduites de mesures terrain. Les deux modèles

les plus populaires sont le modèle de Oh et al., (1992) avec ses variantes (Oh et al., 2002, 1994; Oh and Member, 2004) et le modèle de Dubois (Dubois et al., 1995). Ces modèles ont comme avantage majeur que la rugosité est décrite uniquement par le h_{rms} et par conséquent plus simple pour l'implémentation en mode inverse. Le modèle de Dubois permet de calculer le coefficient de rétrodiffusion en VV et HH avec des relations linéaires. Il a fait l'objet d'évaluation par plusieurs auteurs qui ont montré des divergences du modèle à cause de son domaine de validité restreint ($h_{rms} < 5\pi/\lambda$) (Baghdadi et al., 2011; Baghdadi and Zribi, 2006; Merzouki et al., 2010). Le modèle d'Oh, en revanche, a un domaine de validité plus large ($0.2\ \pi/\lambda < h_{rms} < 12\pi/\lambda$). Plusieurs études d'intercomparaison de modèle de rétrodiffusion du sol ont démontré ses bonnes performances (Baghdadi et al., 2011; Baghdadi and Zribi, 2006). En plus d'être capable de calculer le coefficient de rétrodiffusion en co-polarisation (HH et VV) et en polarisation croisée (HV), le modèle d'Oh a démontré des simulations comparables et même meilleures que les approches physiques telles que IEM dans certaines études (Boisvert et al., 1997; Ezzahar et al., 2020; Panciera et al., 2014). Par exemple, Panciera et al. (2014) ont évalué les modèles IEM, Dubois et Oh sans calibration et ont trouvé que le modèle Oh est le plus précis. L'étude par Boisvert et al. (1997) a montré que Oh n'est pas aussi sensible que IEM à l'angle d'incidence et à la rugosité. Choker et al. (2017) ont conduit une étude de comparaison des performances des versions 1992, 1994, 2002 et 2004 en combinant des données acquises de plusieurs SAR (ASAR, ERS, SIR, RadarSAT et AIRSAR). Leurs résultats ont montré que le modèle d'Oh développé en 1992 (le plus utilisé dans la littérature) avait la meilleure simulation des coefficients de rétrodiffusion.

Le modèle d'Oh utilise le rapport entre la co-polarisation et la polarisation croisée pour calculer le coefficient de rétrodiffusion à partir de trois polarisations linéaires (HH, VV et HV/ VH). σ^0_{VV-sol} et σ^0_{VH-sol} sont données par :

$$\sigma^0_{VV-sol} = g * (cos\,\theta)^3 * (\Gamma_V + \Gamma_H)/\sqrt{p} \quad \text{(I.25)}$$

$$\sigma^0_{HH-sol} = g * (\cos\theta)^3 * (\Gamma_V + \Gamma_H) * \sqrt{p} \quad \text{(I.26)}$$

$$\sigma^0_{VH-sol} = q * g * (\cos\theta)^3 * (\Gamma_V + \Gamma_H)/\sqrt{p} \quad \text{(I.27)}$$

Avec:

$$q = 0.23 * \left(1 - e^{(-k*s)}\right) * \sqrt{\Gamma_0} \quad \text{(I.28)}$$

$$\sqrt{p} = 1 - e^{(-k*s)} \ * (2\theta/\pi)^{1/3*\Gamma_0} \quad \text{(I. 29)}$$

$$g = 0.7 * \left(1 - e^{(-0.65*(k*s)^{1.8})}\right) \quad \text{(I.30)}$$

k c'est le nombre d'onde ($k = \lambda/2\pi$)

Γ_V, Γ_H et Γ_0 désignent les coefficients de Fresnel (Landau and Lifshits, 1960) donnés par les expressions suivantes :

$$\begin{cases} \Gamma_V = \dfrac{\varepsilon_r \cos\theta - \sqrt{\varepsilon_r - \sin^2\theta}}{\left(\varepsilon_r \cos\theta + \sqrt{\varepsilon_r - \sin^2\theta}\right)^2} \\ \Gamma_H = \dfrac{\cos\theta - \sqrt{\varepsilon_r - \sin^2\theta}}{\left(\cos\theta + \sqrt{\varepsilon_r - \sin^2\theta}\right)^2} \\ \Gamma_0 = \left|\dfrac{1 - \sqrt{\varepsilon_r}}{1 + \sqrt{\varepsilon_r}}\right|^2 \end{cases} \quad \text{(I.31)}$$

ε_r est la partie réelle de la constante diélectrique de la surface du sol. Aux basses fréquences (bandes X C et L), des études ont montré que l'effet de la partie imaginaire est négligeable (Dobson et al., 1985; Hallikainen et al., 1985). Il existe de nombreux modèles de calcul de la constante diélectrique des sols. Karthikeyan et al. (2017) les a récapitulés dans le tableau 1 de leur article. Dans cette thèse, le modèle de Hallikainen et al. (1985) est utilisé.

II.2 Modèle de végétation

Deux approches théoriques distinctes sont disponibles pour calculer la rétrodiffusion d'un couvert de végétation : la théorie analytique et la théorie du transfert radiatif. La théorie analytique, qui a pour base les équations de Maxwell et les équations d'onde, est mathématiquement compliquée et exigeante en terme de calcul (Ulaby and Long, 2014). La théorie de transfert radiatif est basée sur la théorie des perturbations d'ordre supérieur (Kozlov et al., 2004; Ogilvy, 1991) ou sur la théorie du transport d'énergie à travers un milieu composé de particules (Ulaby et al., 1990). La dernière suppose qu'il n'y a pas de corrélation entre les champs diffusés par les différentes particules. Cette hypothèse permet l'addition incohérente des puissances associées aux différentes contributions, plutôt que l'addition de leurs champs électriques (Ulaby and Long, 2014). Les effets des composantes du couvert, de sa géométrie et de la distribution de l'eau sont généralement modélisés par une fonction de phase de diffusion, un coefficient d'extinction et un albédo de diffusion (Ulaby et al., 1990). L'énergie qui se propage interagit avec le milieu par extinction (entraîne une diminution de l'énergie) et émission qui tient compte de la diffusion par le milieu (Ulaby

et al., 1986). La théorie de transfert radiatif utilise ces deux processus pour décrire le changement de l'intensité des micro-ondes qui se propagent dans une direction donnée.

Compte tenu de la complexité de la surface naturelle, les équations du transfert radiatif n'ont pas de solutions analytiques (sauf quelques cas particuliers). Diverses méthodes numériques ont été proposées, telles que la technique des coordonnées discrètes (Chandrashekhar, 1960; Tsang et al., 1984; Ulaby et al., 1986), la méthode des différences finies (Tsang et al., 1984; Ulaby and Long, 2014) ainsi que la plus fréquemment utilisée : la technique itérative (Kozlov et al., 2004; Ulaby et al., 1986; Ulaby and Long, 2014). Comme pour les autres méthodes numériques, la technique itérative est applicable lorsque la diffusion est faible (weakly scattering medium), i.e. quand l'albédo de diffusion (scattering albedo en anglais) de la surface diffusante est faible (~<0.3 d'après Ulaby and Long, (2014)). La procédure itérative commence par le calcul de la solution d'ordre zéro qui sera utilisée pour le calcul de la solution de premier ordre et ainsi de suite (solutions au-delà du troisième ordre est négligeable (Ulaby and Long, 2014)). La rétrodiffusion totale est donc :

$$\sigma_{pq}^{0} = \sum_{k=0} \sigma_{pq}^{0\ (k)} \qquad \text{(I.32)}$$

Où p et q désigne la polarisation (H ou V) et k est l'ordre de la solution itérative de l'équation du transfert radiatif. Cette technique a été utilisée dans la résolution de l'un des premiers (et plus connu) modèle de transfert radiatif développé pour calculer la rétrodiffusion des forets: le modèle MIMICS (MIchigan MIcrowave Canopy Scattering) par Ulaby et al. (1990).

MIMICS est un modèle de transfert radiatif basé sur la solution au premier ordre de l'équation de transfert radiatif pour un couvert forestier. La première version, MIMICS-1, représente la couronne comme une couche continue (Ulaby et al., 1990). Depuis, de nouvelles versions ont abordé la configuration de couronne discontinues (McDonald and Ulaby, 1993) et de couvert périodique (Whitt and Ulaby, 1994). MIMICS modélise une forêt comme deux couches de végétation horizontales distinctes au-dessus d'une surface de sol (Ulaby and Long, 2014). La couche supérieure est la couche de la couronne composée de branches (modélisées par des cylindres) et de feuilles (modélisées par des disques) et la couche inferieure est constituée des troncs modélisés par des cylindres verticaux de diamètre uniforme. Le modèle caractérise chaque couche par sa hauteur et les caractéristiques des diffuseurs (diamètre moyen, taille, forme et distribution des constantes diélectriques en plus de la densité des troncs). Le sol est caractérisé par sa rugosité et sa constante diélectrique. MIMICS tient compte de deux types de mécanismes de diffusion : (1) la rétrodiffusion

directe parvient directement des feuilles, branches et sol et (2) la rétrodiffusion multiple impliquant deux points de diffusion qui ne font pas partie de la même région : interaction tronc-sol, feuille-sol, ... MIMICS est valable dans la gamme allant de 0.5 à 10 GHz pour des angles d'incidence supérieurs à 10 et pour toutes les configurations de polarisation (HH, VV, VH et HV). Le modèle a été largement utilisé pour estimer les coefficients de rétrodiffusion dans de nombreuses études où il a été validé par des observations (Dobson et al., 1989; McDonald et al., 1991, 1990).

Afin de généraliser MIMICS, Karam et al., (1992) ont proposé un modèle polarimétrique de diffusion qui permet d'élargir son domaine de validité à une gamme plus large de couvert. C'est une sorte de généralisation des hypothèses imposées par les modèles comme MIMICS (et d'autres (Chauhan et al., 1991; Durden et al., 1989; Richards et al., 1987)) avec un champ d'application plus large. Le but est d'avoir un modèle physique assez complet mais simple qui peut être appliqué à différents types de forêts. Les résultats se sont avérés comparables aux mesures effectuées sur différentes canopées forestières sur une large gamme de fréquences (Karam et al., 1992; Mougin et al., 1993). Un peu plus tard, Karam et al., (1995) ont étendu le modèle pour surmonter la limitation de la structure de chaque couche : la couche inferieure ne contient que les troncs, et la couche de la couronne contient toutes les branches et les feuilles. Dans la version 1995, les trois types de diffuseurs d'une forêt peuvent co-exister dans n'importe quelle couche. Le modèle de Karam a été utilisé par Frison et al., (1998) pour l'analyse et la compréhension de la réponse ERS-1 (45° d'incidence) de l'herbe du nord du Sahel au Mali. La contribution d'une couche d'arbres est ajoutée à cette formulation par Jarlan et al. (2002) pour représenter une canopée mélange d'arbres et d'herbes.

Dans un contexte agricole, de nombreuses études ont proposé des configurations qui adaptent MIMICS pour l'étendre aux cultures annuelles comme le blé et le colza (Touré et al., 1994), le maïs (Monsivais-Huertero and Judge, 2011), le soja (De Roo et al., 2001; Liu et al., 2016) avec quelques adaptations et simplifications empiriques (ce qui rend ces modèles plutôt semi-empiriques). De Roo et al., (2001) a proposé une forme semi-empirique de MIMICS pour le soja avec 5 paramètres à déterminer à partir des mesures : deux pour la diffusion des feuilles, un pour l'extinction à travers le couvert et deux pour le sol. Ces paramètres ont été déterminés indépendamment pour chaque longueur d'onde et chaque polarisation. Les mesures de diffusiomètre utilisées pour la validation étaient entièrement polarimétrique en bande L et en bande C à un angle d'incidence de 45° à Michigan. De bons résultats ont été obtenus notamment en bande C pour toutes les polarisations. Sur le soja

également, Liu et al., (2016) ont adapté MIMICS à cette culture modélisée comme un milieu monocouche avec une classe de tiges cylindriques et une classe de feuilles en forme de disques. Une configuration de MIMICS pour le maïs a aussi été proposé par Monsivais-Huertero and Judge, (2011). Les résultats ont été validés par des mesures de diffusiomètre MicroWEX-5 en Floride (bande L, HH et VV).

Touré et al., (1994) ont modélisé le couvert de blé et canola par une seule couche (en plus du sol) avec des diffuseurs ayant des formes, des distributions et des constantes diélectriques différentes. Les résultats ont été validé par des données de diffusiomètres CCRS (Canada) en bandes C et L pour les deux polarisations VV et HH et pour des angles d'incidence entre 20 et 50°. De bons résultats ont été obtenus surtout en polarisation HH pour les deux cultures et spécifiquement pour le blé avec une erreur moyenne inférieure à 2 dB. Plus récemment, MIMICS a aussi été adopté par Bao et al., (2014) pour le blé en utilisant les données ASAR (bande C) à deux incidences : 23° et 43.9° en VV et HH. Toujours pour le suivi du blé, Picard and Le Toan, (2002) ont développé un modèle de diffusion multiple (diffusion simple et double) pour interpréter les variations du coefficient de rétrodiffusion en bande C mesuré par ERS (polarisation VV et 23° d'incidence chaque 35 jours). Le couvert du blé est décrit par des tiges verticales sur un sol rugueux. Le modèle est basé sur les équations de diffusion multiple de Foldy-Lax pour des cylindres verticaux (Tsang et al., 1995). Un bon accord entre la rétrodiffusion simulée et les mesures ERS a été observé. Cependant, le modèle est établi sur la base d'une grande hypothèse : le rôle mineur des épis et des feuilles au profit des tiges en bande C. En effet, le modèle a été utilisé ensuite dans une deuxième étude par Picard et al. (2003) pour dériver les mécanismes d'interactions dominants aux polarisations HH et VV et à 23° et 40° d'incidence. Les résultats ont monté que la rétrodiffusion des feuilles et des épis peut jouer un rôle important, surtout en HH, et les auteurs ont souligné la nécessité de prendre en compte les épis et les feuilles dans la modélisation de diffusion multiple.

Basé sur la théorie de transfert radiatif, Bracaglia et al. (1995) ont développé un modèle de diffusion multiple de N couches entièrement polarimétrique pour les cultures. Les résultats des simulations du modèle ont été comparés aux mesures en bande L du capteur AIRSAR sur une parcelle de tournesol en Italie. Pour cette culture, le modèle est à double couches : (1) feuille et tiges et (2) tiges principales. Les feuilles et les tiges sont décrites par disques et cylindres respectivement.

Les études mentionnées plus haut sont principalement des études de compréhension du signal. Cependant, la plupart d'entre elles sont également destinées à l'estimation de

variables géo- et biophysiques, notamment la SSM et la biomasse. Il est certain qu'un modèle théorique est préférable pour comprendre la réponse d'un couvert végétal et de ses différentes composantes, mais il est compliqué d'extraire des variables de ces modèles complexes, principalement en raison du grand nombre de variables et de paramètres d'entrée nécessaires. D'un point de vue pratique, la préférence dans le choix de modèles est donnée aux modèles simples qui sont faciles à évaluer. Un modèle destiné à l'estimation des variables de surface doit être aussi simple que possible, avec un nombre minimal d'entrées faciles à calculer/mesurer/paramétrer. C'est la raison pour laquelle dans ces études (mentionnées plus haut), il a été nécessaire de faire certaines simplifications afin d'obtenir des modèles semi-empiriques simples pour une implémentation dans un problème inverse.

Le modèle le plus utilisé dans la littérature pour les problèmes inverses est le Water Cloud Model (Attema and Ulaby, 1978). Il est aussi basé sur la solution au premier ordre de l'équation de transfert radiatif. Toutefois, il nécessite seulement deux paramètres A et B en plus d'un (ou deux) variable(s), pour décrire la végétation dans le modèle. A et B sont deux paramètres à calibrer. Ils dépendent du type de la végétation, de l'angle d'incidence et de la longueur d'onde. Le modèle a été construit sur la base de deux hypothèses : (1) la constante diélectrique de la matière sèche est beaucoup plus faible que celle de l'eau ; (2) un couvert végétal est généralement composé de plus de 99% d'air en volume de constante diélectrique égale à un. En conséquence, le couvert végétal pouvait être modélisé comme un nuage d'eau dont les gouttelettes sont maintenues en place par la matière végétale. Cette végétation est décrite par une variable, appelé descripteur de la végétation. Dans la version originale du WCM, le descripteur est le contenu en eau de la végétation (VWC). Le modèle s'appuie sur un certain nombre d'hypothèses afin de le rendre simple : (1) Le volume de végétation est constitué de particules d'eau identiques, dont la taille est uniformément répartie dans tout le volume. (2) la diffusion multiple dans le volume du couvert peut être négligée. (3) La hauteur et la densité des nuages sont proportionnelles à la teneur en eau de la végétation. Le modèle couvre une bonne gamme de fréquences (8-18 GHz) et d'angles d'incidence (0-70°). Il s'est avéré performant sur une large gamme de types de végétation et de fréquences, pour la prédiction directe du coefficient de rétrodiffusion ainsi que pour l'estimation de variables biophysiques, en particulier pour les cultures telles que le blé (Baghdadi et al., 2017; Bai et al., 2017; Bindlish and Barros, 2001; Bousbih et al., 2017; El Hajj et al., 2016; Hosseini and McNairn, 2017; Periasamy, 2018; Taconet et al., 1994; Ulaby et al., 1984; Wang et al., 2018; Zribi et al., 2011).

La rétrodiffusion d'un couvert est donnée par :

$$\sigma^0_{couvert} = \sigma^0_{vegetation} + L^2\sigma^0_{soil} \quad (I.33)$$

La contribution de volume $\sigma^0_{vegetation}$ est définie par :

$$\sigma^0_{vegetation} = AV_1 cos\theta(1 - L^2) \quad (I.34)$$

Où L c'est la transmittivité du couvert, s'exprime comme suivant :

$$L^2 = e^{-2BV_2 sec\theta} \quad (I.35)$$

V_1 et V_2 sont les deux descripteurs de la végétation qui peuvent être deux variables différents ou bien un seule ($V_1 = V_2$) comme c'est le cas dans la plupart des études.

III. Inversion de l'humidité de surface du sol

La SSM est un paramètre important pour de nombreuses applications hydrologiques telles que la gestion des irrigations. Les micro-ondes sont particulièrement adaptées à l'estimation de la SSM en raison de la dépendance de la réponse micro-onde à la constante diélectrique du sol. Pour un sol nu de condition de rugosité et/ou texture donnée, la rétrodiffusion radar dépend linéairement de SSM dans la couche superficielle d'épaisseur de 2 à 5 cm. Par contre, la présence d'un couvert végétal introduit un autre niveau de complexité dans la détection de SSM à cause de l'interaction des micro-ondes avec la végétation et le sol. Les propriétés diélectriques, la géométrie et la densité de la végétation réduisent la sensibilité des micro-ondes à SSM. Toutefois, il est possible d'améliorer la capacité de cartographier efficacement l'humidité du sol par une sélection judicieuse de quelques paramètres comme l'angle d'incidence, la longueur d'onde et la polarisation.

Les angles d'incidence élevés se sont avérés être les plus sensibles au couvert végétal et à la contribution de volume étant donné que les angles d'incidence élevés augmentent la longueur du trajet à travers la végétation tandis que les faibles angles d'incidence réduisent l'atténuation par la végétation et permettre ainsi l'interaction de l'EM avec le sol (Ulaby, 1975; Ulaby et al., 1975). En outre, la rugosité de surface affecte fortement la rétrodiffusion pour des angles d'incidence > ~40° (Baghdadi et al., 2002; Nolin et al., 2005). Par conséquent, Les données radar à des angles d'incidence plus faibles sont plus recommandées pour l'estimation de SSM (Nolin et al., 2005; Ulaby and Dobson, 1986).

De même pour la polarisation, les co-polarisations, notamment VV, sont les plus adaptées pour l'estimation de SSM alors que les polarisations croisées sont plus sensibles à la végétation (Hosseini et al., 2015; Le Toan et al., 1989) grâce aux caractéristiques

dépolarisantes du couvert végétal. Cependant, ces affirmations sont nécessairement liées à la bande et à la densité de la végétation. Pour la bande C par exemple, la polarisation HH peut être plus sensible à SSM et moins sensible à la rugosité de la surface en présence d'une faible biomasse. Pour les champs agricoles, au fur et à mesure que la végétation se développe, les longueurs d'onde plus grandes (comme la bande L) sont préférables pour permettre une meilleure pénétration dans le couvert. Pour les forêts, seules les grandes longueurs d'onde telles que la bande L ou la bande P fournissent la pénétration nécessaire pour estimer l'humidité du sol.

Avant de passer en revue les différentes approches qui estiment l'humidité à partir des données radar (active), il est indispensable de présenter brièvement les produits existants de SSM dérivées des micro-ondes passives.

III.1 SSM par micro-ondes passive

Comme pour la rétrodiffusion, qui est sensible au SSM, l'émission mesurée par un radiomètre est également sensible à cette variable. Les radiomètres mesurent l'énergie naturellement émise par la surface de la terre sous forme de température de brillance qui est proportionnelle à la température de surface par une constante de proportionnalité : l'émissivité, qui est fortement influencée par les variations de SSM (Karthikeyan et al., 2017; Schmugge, 1978). Un algorithme d'estimation de l'humidité du sol à partir de la température de brillance se fait en deux phases : un modèle de transfert radiatif qui fait le lien entre la constante diélectrique et la température de surface et un modèle de "dielectric mixing" qui sont les modèles qui permettent de calculer l'humidité à partir de la constante diélectrique (déjà vu dans le section II.1). Plus de détail dans (Karthikeyan et al., 2017).

L'estimation de l'humidité à partir de données des radiomètres a fait l'objet d'études depuis les années 70 (Schmugge, 1978) pour un sol nu ainsi que pour un sol couvert de végétation. Schmugge (1983) a été l'une des premières études à valider l'humidité inversée d'un radiomètre en bande L par des mesures *in situ* , où ils ont trouvé de bonnes corrélations supérieures à 0.92 (Ulaby and Long, 2014). Ci-après, plusieurs études ont été menées pour étudier les différentes configurations (canal unique ou multicanal, multi-angles, multifréquences …) afin de déterminer la meilleure configuration pour la détection de l'humidité du sol (Bindlish et al., 2006; Bolten et al., 2003; Saleh et al., 2009; Schmugge et al., 1986; Ulaby and Long, 2014; Wilson et al., 2001). Le premier capteur passif de micro-ondes par satellite a été lancé en 1978 : c'est le capteur SMMR avec une résolution spatiale de

l'ordre de 150 km à sa fréquence la plus basse (6.6 GHz), suivi ensuite par SSM/I en 1987 (Njoku and Li, 1999; van de Griend and Owe, 1994). Aujourd'hui, plusieurs produits de SSM à l'échelle du globe existent, principalement les produits dérivées des deux satellites de l'ESA : SMOS (Kerr et al., 2001) et de la NASA : SMAP (Entekhabi et al., 2010). Le radiomètre MIRAS de SMOS (lancé en 2009) fonctionne en bande L sur une plage angulaire allant du nadir à 55°. L'un des deux objectifs de la mission SMOS est l'estimation globale de l'humidité du sol avec une précision de 0.04 g/cm^3 avec un temps de revisite de 1 à 3 jours (Kerr et al., 2016; Mecklenburg et al., 2012). La résolution spatiale des produits SMOS est de 40 km^2 ce qui implique une grande diversité des classes de la scène dans un seul pixel : on peut trouver (dans le même pixel) du sol nu, foret, bâtiments, … Il en résulte des erreurs dans l'estimation de l'humidité de chaque scène. Par exemple, une étude de comparaison avec des mesures *in situ* au États-Unis (Ulaby and Long, 2014) indique un accord général mais avec des erreurs deux fois supérieures à l'objectif fixé de 0.04 g/cm^3. De même que pour SMOS, le radiomètre de SMAP (lancé en 2015) fonctionne en bande L avec une résolution spatiale de 40 km^2 et estime l'humidité avec une erreur de 0.04 g/cm^3. Ses différences avec SMOS sont (1) différence technique qui permet un angle d'incidence constant entre 35.5° et 40° et (2) l'intégration d'un radar en bande L afin de fusionner les avantages de la télédétection active et passive pour produire des cartes de SSM à une résolution de 10 km^2 (Ulaby and Long, 2014). Cependant, en raison de la défaillance du radar 6 mois après son lancement, seuls le radiomètre est en orbite.

Il existe d'autres produits issus de radiomètres qui n'ont pas été conçus à l'origine pour l'estimation de l'humidité, tels que les produits AMSR-E. C'est un instrument micro-onde passif qui mesure les températures de brillance dans la gamme de 6.9 à 89 GHz (Bolten et al., 2003). Il existe plusieurs algorithmes qui permettent d'estimer la SSM à partir de ces fréquences plus basses qui pénètrent mieux le couvert (Escorihuela and Quintana-Seguí, 2016). Des algorithmes ont également été développés pour dériver l'humidité des données du radiomètre WindSat (Li et al., 2010, 2007). WindSat a été lancé en 2003 dans le but d'estimer le vent océanique (Gaiser et al., 2004). Il se compose de 5 bandes discrètes entre 6.8 et 37 GHz. Les résultats de validation des produits de SSM sur plusieurs sites ont montré des erreurs standard de 0.04 m^3/m^3 (Li et al., 2010).
Dans le domaine des micro-ondes passives, les émissions naturelles sont très faibles aux fréquences sensibles à l'humidité du sol. De fait, les produits d'humidité souffrent d'une résolution spatiale faible, car les radiomètres micro-ondes doivent examiner une zone plus

large afin de détecter les émissions faibles. Ce problème peut être surmonté par l'utilisation de capteurs actifs qui permettent d'atteindre des résolutions spatiales plus fines.

III.2 SSM par micro-ondes active

Le premier produit d'humidité à l'échelle mondiale (1992-2000) a été dérivé des données micro-ondes actives du diffusiomètre ERS (bande C). Plus tard, le diffusiomètre ASCAT a été lancé en 2006 en polarisation VV. Les deux diffusiomètres ont été conçus pour mesurer la vitesse et la direction du vent au-dessus des océans, mais ils se sont avérés utiles pour mesurer la SSM à grande échelle (Escorihuela and Quintana-Seguí, 2016; Wagner et al., 2013). Actuellement, les produits d'humidité ASCAT font partie des produits à l'échelle du globe dérivés des mesures de rétrodiffusion acquises en bande C mais avec une résolution spatiale de 25x25 km². Ces produits ont été largement utilisés dans de nombreuses applications (Brocca et al., 2018; Cho et al., 2015; Greifeneder et al., 2018; Kumar et al., 2015; Zaussinger et al., 2019). Les deux produits ERS et ASCAT sont tous les deux dérivés d'approches basées sur la méthode 'change detection' (Barrett et al., 2009; Ulaby and Long, 2014; Wagner et al., 2003), et exprimés en degré de saturation entre 0 et 100% (Escorihuela and Quintana-Seguí, 2016; Wagner et al., 2013). La technique 'change detection' est une technique qui consiste à exploiter deux images (ou plus) pour l'estimation de SSM. Il existe plusieurs méthodes dérivées de cette technique (Rignot and Van Zyl, 1993), par exemple, la plus simple et la plus couramment utilisée consiste à relier la différence entre deux images de rétrodiffusion aux changements de SSM entre ces deux dates (Barrett et al., 2009; Villasenor et al., 1993). Toujours sur la base de la technique 'change detection', Copernicus Global Land Service a mis à disposition (gratuitement) des produits SWI (un indice d'humidité) et SSM drivés de Sentinel-1 (Bauer-Marschallinger et al., 2019). Les produits SSM sont uniquement sur l'Europe à une résolution de 1 km. Les produits SWI sur l'Europe sont distribués avec une résolution de 1 km (sur la base des SSM de Sentinel-1 et de Metop ASCAT), alors qu'ailleurs dans le monde la résolution est de 12.5 km (Metop ASCAT).

Bien que ces produits globaux aient supérieure au km², il est désormais possible de suivre l'humidité du sol avec une haute résolution adaptée au suivi des parcelles agricoles par exemple. De nos jours, les radars imageurs ont des résolutions beaucoup plus fines de quelques mètres (RadarSAT, ENVISAT, Sentinel-1...). En effet, leur résolution spatiale plus élevée que les radiomètres est un avantage majeur des SAR pour la cartographie de la SSM à haute résolution (Karthikeyan et al., 2017; Walker et al., 2004). Comme déjà écrit, la complexité de la réponse radar d'un couvert végétal tient au mélange des contributions du

sol et de la végétation ainsi que de leurs interactions. Pour inverser l'humidité, il est indispensable d'être capable de représenter la contribution de la réponse de la végétation au signal. Cela nécessite, dans la plupart des cas, le passage par des modèles de rétrodiffusion quelle que soit la longueur d'onde du capteur. De ce fait, la plupart des travaux sur l'inversion utilise un modèle de végétation couplé à un modèle de sol nu pour distinguer les différentes contributions. Pour les raisons déjà évoquées, la majorité des approches d'inversion de SSM utilise le WCM couplé à un modèle de sol (simple, nombre de variable d'entrée restreint et temps de calcul minimal).

En raison de sa pénétration limitée, la bande X peut être moins adaptée que les bandes C et L aux applications de suivi au sol sous un couvert végétal, comme l'inversion SSM. Elle est généralement plus appropriée aux sols nus où ses données ont démontré une forte sensibilité à la SSM (Fontanelli et al., 2013; Gorrab et al., 2015a; Wu and Chen, 2004). Toutefois, le nombre d'études menées avec ces données est limité à cause du nombre restreint de capteur dans cette bande en plus de la non gratuité des quelques produits qui existent (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed).

Prevot et al. (1993) ont utilisé le WCM avec des données de diffusiomètres en bandes C et X, en polarisation respectivement HH-20° et VV-40°, acquises sur des parcelles de blé afin d'inverser la surface foliaire (LAI) et la SSM. Pour l'humidité du sol, les résultats montrent une estimation avec une erreur de l'ordre de 0.065 m^3/m^3. Le WCM a été également utilisé par Taconet et al. (1994) pour l'inversion de VWC et SSM sur des parcelles de blé en France avec des données de diffusiomètre en bandes X et C (polarisations HH et VV à des angles d'incidence entre 15° et 45°). SSM a été inversée avec une erreur de 0.06 m^3/m^3 en bande C. Bindlish and Barros (2001) ont proposé une approche de paramétrisation semi-empirique de WCM pour représenter les effets d'ombre radar. L'utilisation de cette paramétrisation leur a permis d'améliorer l'estimation de l'humidité du sol pour les pixels couverts de végétation (blé et prairies) où ils ont passé d'un coefficient de corrélation de 0.84 à 0.95 accompagné d'une diminution de la RMSE de 32%. Cependant, ces auteurs ont souligné que la biomasse aux sites étudiés était bien en dessous des niveaux de saturation des bandes C et L, ce qui pourrait être une des raisons du succès de cette paramétrisation. En utilisant des données polarimétrique en bandes C et L avec un modèle semi-empirique basé sur MIMICS combiné à Oh, De Roo et al. (2001) ont estimé la SSM sur des parcelles de soja avec une corrélation atteignant 0.89 et une RMSE de l'ordre de 0.02 m^3/m^3 en utilisant une combinaison des

deux bandes. Ces auteurs ont utilisé le rapport de polarisation en bande C pour corriger les effets de la végétation.

Avec une méthodologie différente, Mattia et al. (2006) ont proposé une approche d'inversion de SSM à partir des données bande C ENVISAT (HH et VV, 15 à 31°) basée sur un algorithme qui assimile des informations *a priori* sur les paramètres du sol. Une erreur d'environ 0.05 m^3/m^3 a été obtenue sur l'estimation de SSM mais l'approche n'est applicable que pour les zones de végétation éparse où la contribution de volume est faible. Gherboudj et al. (2011) ont profité des données polarimétriques de RadarSAT en bande C pour estimer la rugosité du sol, la hauteur du couvert et le VWC. Les relations établies sont ensuite utilisées pour corriger l'effet de la rugosité et de la végétation dans un modèle qui combine le WCM et Oh. L'évaluation de l'algorithme d'inversion sur des parcelles de blé, petit-pois, lentille et canola montre une estimation de SSM avec un RMSE de 0.056 m^3/m^3. Au lieu d'avoir besoin de données polarimétriques, Bao et al. (2014) ont utilisé les données optiques pour calculer la contribution de volume et la transmittivité du couvert et n'a donc besoin que d'une seule image SAR pour inverser SSM. Leur approche, basée sur un modèle semi-empirique dérivé de MIMICS, a permis l'estimation de SSM avec un RMSE de 0.041 m^3/m^3. Bai et al. (2017) ont aussi utilisé les données optiques avec les images VV de Seninel-1 (bande C) pour cartographier SSM sur une région en Asie centrale. Avec une approche basée sur le couplage WCM avec IEM, l'humidité du sol a été estimée avec un RMSE de 0.055 m^3/m^3 en orbite descendante et 0.073 m^3/m^3 en orbite ascendante. He et al. (2014) ont combiné des données radars (C-HH et L-VV) et optiques pour estimer SSM avec une précision 0.03 m^3/m^3. El Hajj et al. (2016) ont proposé une approche d'inversion de SSM à partir de la synergie optique et radar en bande X (TerraSAR-X et COSMO-SkyMed) sur les prairies en France. L'algorithme d'inversion de SSM est basé sur l'inversion du WCM par une technique de réseaux de neurones. L'humidité est estimée par une erreur de 0.04 m^3/m^3 pour le NDVI entre 0.45 et 0.75 et 0.061 m^3/m^3 pour NDVI entre 0.75 et 0.9. Cette approche a été appliquée ensuite pour générer des produits de SSM par synergie Sentinel-1 et Sentinel-2 (El Hajj et al., 2017). La précision des produits a été estimée à environ 0.055 m^3/m^3 pour des conditions de sol sec à légèrement humide, et à 0.069 m^3/m^3 pour des conditions de sol très humide et c'est valide uniquement pour NDVI < 0.75.

La grande majorité des approches qui visent l'inversion de SSM des données radar utilisent également l'optique pour caractériser la végétation dans les modèles de rétrodiffusion, surtout le WCM. Néanmoins, l'utilisation des données optiques peut être limitante vu leur

dépendance aux conditions atmosphérique. Elles ne conviennent pas aux zones couvertes de nuage (Bao et al., 2014; Li and Wang, 2018) ce qui incite la recherche d'autres alternatives. Li and Wang (2018) ont comparé l'inversion de SSM par WCM en polarisation HH (RadarSAT-2) en utilisant trois descripteurs de végétation : NDVI, Indice Radar de Végétation (PVI) et le coefficient de rétrodiffusion en HV. Les résultats de l'évaluation sur plusieurs cultures (soja, canola, maïs, blé et pâturages) démontrent une erreur de 0.069 m^3/m^3 en utilisant σ^0 en HV contre 0.071 m^3/m^3 en utilisant le NDVI. En effet, le coefficient de rétrodiffusion en HV s'est avéré très utile pour le suivi des cultures (Srivastava et al., 2015; Susan Moran et al., 2012; Ulaby et al., 1986). Une autre alternative c'est l'utilisation du rapport de polarisation pour caractériser la dynamique de la végétation. Ce rapport a démontré une bonne sensibilité au couvert végétal dans plusieurs études (Gherboudj et al., 2011; Greifeneder et al., 2018; Jacome et al., 2013; Srivastava et al., 2015). En particulier, Jacome et al. (2013) ont trouvé que l'utilisation du ratio dans une méthode de 'change detection' minimise l'effet de la végétation sur la rétrodiffusion et par conséquent, la méthode permet une estimation précise de SSM des sols humides boréaux, quelle que soit l'influence du couvert végétal avec un biais inférieur à 1 % et RMSE < 0.07 m^3/m^3. À l'aide des algorithmes basés sur l'apprentissage automatique, Greifeneder et al. (2018) ont étudié la valeur ajoutée du rapport de polarisation VH/VV (disponible pour Sentinel-1) pour améliorer la paramétrisation de la végétation dans les modèles d'inversion et par conséquent dans l'estimation de l'humidité. L'étude a montré que le rapport permet une bonne compensation de la dynamique de la végétation pour une meilleure estimation de SSM. Ces études montrent des perspectives encourageantes sur l'utilisation de variables ou d'indices dérivées des données radar, au lieu d'indices optiques, pour l'inversion de SSM.

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art sur le principe des mesures radar et radiométrique ainsi que leur application dans le domaine du suivi de l'état hydrique de la végétation et du sol. La sensibilité des données micro-ondes à l'eau dans le sol (SSM) ou de la végétation (VWC) via ces propriétés diélectriques permet de dériver plusieurs variables du couvert à partir de ces données, particulièrement la SSM, mais peut également contribuer au suivi du stress hydrique via le cycle diurne du coefficient de rétrodiffusion et de la cohérence interférométrique.

Nous avons présenté les différents modèles utilisés dans la littérature pour modéliser la rétrodiffusion d'un couvert végétal. En complément aux observations, la modélisation

permet de (1) mieux comprendre la réponse radar d'une surface végétalisée en distinguant les différentes contributions des divers éléments de la surface ainsi que leur interaction entre eux et (2) développer des approches pour l'inversion des variables physiques telles que la biomasse et la SSM. Les modèles sont basés sur la résolution des équations du transfert radiatif. Ils sont généralement de deux types : (1) les modèles physiques, comme le modèle Karam, qui caractérise bien le couvert végétal en prenant en compte plusieurs paramètres et variables de végétation et (2) les modèles semi-empiriques, comme le WCM, qui présente une certaine simplification de la solution au premier ordre des équations de transfert radiatif. Ce type de modèle est principalement adapté aux problèmes inverses étant donné qu'il représente un bon compromis entre le domaine de validité et la complexité du modèle. Une synthèse bibliographique des différentes approches d'inversion de SSM proposées dans la littérature a été présentée. Alors que les produits SSM inversés des micro-ondes passives souffrent d'une résolution spatiale supérieure à 1 km, non appropriée à un suivi à l'échelle de la parcelle, l'utilisation des données acquises par des capteurs actifs peut améliorer la résolution, notamment la constellation Sentinel-1 avec une résolution de 10 m. Le WCM est l'un des modèles les plus utilisés dans les approches d'inversion vu sa simplicité à inverser et surtout le nombre limité d'entrées de modèle requises. Cependant, la plupart de ces approches sont basées sur la synergie des données radar et optiques, ce qui limite leur utilisation dans des conditions nuageuses. Un certain nombre d'études ont souligné la possibilité de se débarrasser des données optiques, qui sont utilisées pour la caractérisation de la végétation, en utilisant plutôt des indices dérivés du radar tels que le rapport de polarisation qui est fortement lié au développement de la végétation. De même, la cohérence interférométrique s'est avérée fortement corrélée aux variables de la végétation. Dans ce contexte, nous proposons tout d'abord de mener une analyse des données Sentinel-1 (σ^0, ρ et PR) en relation avec les variables bio et géophysiques du couvert durant les différents stades de développement du blé (Chapitre III). Ensuite, les deux modèles de complexité différente, Karam et WCM, seront utilisés pour mieux comprendre la réponse d'un couvert de blé pendant la saison agricole (Chapitre IV). Ensuite, nous nous proposons de développer une approche d'inversion de SSM en utilisant uniquement des données radar: σ^0, ρ et PR (Chapitre V). Enfin, nous présentons une analyse préliminaire du cycle diurne de σ^0 et ρ dans le Chapitre VII. Le chapitre suivant présente l'état de l'art des approches utilisées dans la littérature pour l'inversion des quantités et/ou dates d'irrigation par télédétection.

Chapitre II
Caractérisation de l'irrigation par satellite

I. L'inversion des irrigations

L'irrigation est l'une des interventions humaines les plus importantes sur le cycle de l'eau terrestre car elle représente 70-75 % des prélèvements en eau disponible. Le suivi de l'irrigation est donc une question importante pour l'optimisation de l'utilisation de l'eau, en particulier dans le contexte de la pénurie d'eau à laquelle les régions semi-arides sont déjà confrontées. Les zones irriguées, en humidifiant et en refroidissant la basse atmosphère, impactent ses caractéristiques thermo-hydriques et peuvent donc ainsi avoir une influence sur le climat local. Les modèles de transfert Sol-Végétation-Atmosphère qui sont utilisés pour représenter les limites basses de l'atmosphère dans les modèles de prévision du temps et du climat ne représentent que marginalement les pratiques agricoles et en particulier l'irrigation. L'estimation des quantités et des dates d'apports d'eau pourraient donc constituer une entrée clé pour ces outils de modélisation.

Les quantités d'eau attribuées au secteur agricole sont assez bien connues à l'échelle saisonnière pour l'ensemble du bassin versant par les autorités du bassin et sur une base mensuelle pour les périmètres irrigués gérés par les offices agricoles. Cependant, la quantité et le jour de l'irrigation sont mal connus à l'échelle de la parcelle comme ils ne sont généralement pas mesurés, ni par les agriculteurs, ni par l'office agricole qui, au mieux, peut fournir ces informations à l'échelle de la ferme sur une base mensuelle (Jarlan et al., 2015; Le Page et al., 2014). Ces informations sont aussi manquantes en dehors des périmètres équipés et notamment sur les fermes privées qui irriguent grâce à des forages qui se multiplient en dehors de tout cadre légal. Certaines observations *in situ* existent. Elles reposent sur la relation entre la consommation électrique et le taux de pompage au niveau des forages (Hurr and Litke, 1989) ou sur des enquêtes statistiques qui sont généralement disponibles avec un retard de 1 à 3 ans, agrégées spatialement à l'échelle régionale ou nationale et qui ont une qualité très variable (Siebert et al., 2005; Zappa et al., 2021). La disponibilité croissante d'observations de télédétection à haute résolution spatiale et temporelle offre donc une opportunité unique de progresser dans la caractérisation des trois types d'informations sur l'irrigation : (1) la cartographie des zones irriguées ; (2) le timing (jours d'irrigation ou calendrier d'irrigation) et, (3) les quantités irriguées.

I.1 Cartographie des zones irriguées

Historiquement, les premières cartes de zones irriguées à l'échelle mondiale ont été produites sur la base de compilations des cartes existantes des principales zones d'irrigation

et d'enquêtes statistiques : à titre d'exemple, la carte GMIA (Global Map of Irrigated Areas) avec une résolution de 0.5° (Döll and Siebert, 2002) cartographie les zones irriguées pour la période entre 1990 et 1995 ; ensuite, une nouvelle version mise à jour en 2000 a été distribué avec une résolution améliorée (Siebert et al., 2005) ; plus tard, Siebert et al. (2015) ont développé l'ensemble de données historiques sur l'irrigation en rassemblant des statistiques infranationales sur l'irrigation provenant de diverses sources pour estimer le développement des zones irriguées entre 1900 et 2005 à une résolution de 5 arcmin. Toutes ces cartes ont utilisé comme base les zones équipées pour l'irrigation telle que définie par la FAO qui ont été inventoriées par les autorités nationales ou locales. Elles excluaient donc les zones non contrôlées comme les zones de culture en décrue, les zones humides cultivées et toutes les fermes privées (Massari et al., 2021). Ces cartes sont pourtant encore utilisées comme référence pour de nombreuses applications telles que la modélisation hydrologique mondiale et l'évaluation de l'impact du changement climatique. Cependant, elles sont accompagnées d'erreurs liées principalement aux incertitudes des statistiques et à l'irrigation illégale qui se matérialise par l'expansion des zones irriguées basées sur les eaux souterraines (Siebert et al., 2015).

La télédétection est un outil efficace pour la surveillance des zones irriguées. En fait, la cartographie a constitué la 1ère application de la télédétection pour le suivi de l'irrigation. Initialement, ce sont les données acquises dans les domaines optique et thermique qui ont été utilisées car la réponse spectrale des zones irriguées est différente de celles non irriguées (Ozdogan et al., 2010b). En effet, la distinction de couleur entre les zones irriguées et non irriguées a encouragé les chercheurs à utiliser les images spectrales pour cartographier l'irrigation, historiquement par inspection visuelle et plus tard par le développement et/ou l'utilisation de plusieurs indices spectraux. Les premiers travaux dans cet objectif datent des années 70 (Draeger, 1976; Heller and Johnson, 1979; Thiruvengadachari, 1981). La plupart des approches s'appuient sur des indices spectraux tels que le NDVI (Anukesh Krishnankutty Ambika et al., 2016; Deines et al., 2017; Thenkabail et al., 2017), le NDWI (Normalized Difference Water Index) (Deines et al., 2017), l'indice de verdure (Greenness Index –GI–, calculé comme le rapport entre les deux bandes proche infrarouge et verte) (Chen et al., 2018) et l'indice d'eau de surface (Land Surface Water Index –LSWI-, calculé à partir des deux bandes proche infrarouge et infrarouge court) (Xiang et al., 2019). L'une des premières cartes mondiales des zones irriguées dérivées des images satellites est la carte GIAM (Global Irrigated Areas Map) (Thenkabail et al., 2006). Elle a été construite en combinant 20 ans de réflectances AVHRR et un an de NDVI (dérivé de Spot) pour

représenter les zones irriguées du monde en 1999 avec une résolution de 10 km. En utilisant le GI de MODIS et les images Landsat, Ozdogan and Gutman (2008) ont utilisé un algorithme d'arbre de régression pour cartographier les zones irriguées aux Etats-Unis en 2001. Avec une technique similaire, Ambika et al. (2016) ont développé des cartes annuelles (2000-2015) des zones irriguées basées sur un seuillage de séries temporelles NDVI MODIS en Inde. Thenkabail et al. (2005) ont utilisé des séries temporelles de réflectances MODIS à résolution de 500 m pour générer une carte des zones irriguées dans les deux bassins du Ganges et de l'Indus en 2001-2002. Afin d'améliorer la résolution spatiale, Gumma et al. (2011) ont combiné les données Landsat 30 m avec les données MODIS 250 m dans une approche d'arbre de décision. Leur résultat montre une précision d'identification des parcelles irriguées entre 67 et 93 %. Ces études ne sont que des exemples, mais il en existe plusieurs autres (voir la revue de Massari et al. (2021)). Ces études donnent des résultats prometteurs pour la cartographie des zones irriguées. Toutefois, le problème est que les données optiques sont sensibles aux conditions atmosphériques, ce qui limite leur utilité dans de nombreuses zones tropicales ou tempérées. En plus, il est possible que les précipitations affectent la précision de ces algorithmes étant donné que les signatures spectrales des zones irriguées et pluviales peuvent être similaires. La coïncidence des signatures spectrales peut également rendre difficile la distinction entre les parcelles irriguées et non irriguées dans les zones humides (Ozdogan et al., 2010b).

L'humidité du sol est évidemment une bonne candidate pour la cartographie des zones irriguées, particulièrement en région semi-aride, qui a été largement utilisée pour la cartographie et l'inversion des quantités d'eau apportées. En effet, plusieurs études ont démontré le potentiel des observations micro-ondes, grâce à leur sensibilité à la SSM, pour la détection de l'irrigation (Brocca et al., 2018; Filippucci et al., 2020; Li et al., 2019; Zaussinger et al., 2019). Kumar et al. (2015) ont été les premiers à utiliser SSM pour la cartographie de l'irrigation en exploitant les différences entre les produits d'humidité du sol micro-ondes à basse résolution (ASCAT, AMSR-E, SMOS, WindSat et ESA CCI) et l'humidité du sol prédite par un modèle de surface qui ne représente pas l'irrigation. Les résultats, bien que prometteurs, ont aussi montré les limites de l'approche liées à l'inadéquation spatiale entre le modèle et les données satellitaires, aux effets de la topographie et à la présence de végétation qui réduit la qualité des produits satellitaires de SSM. Sur la base d'une approche similaire, Malbéteau et al. (2018) ont assimilé des produits SMOS de SSM désagrégés à 1 km à partir des produits MODIS kilométriques dans un modèle de surface simple forcé par les précipitations uniquement. Les zones irriguées ont

ainsi été détectées en utilisant l'incrément d'analyse cumulé (différence entre la valeur analysée et la valeur simulée de SSM) au cours de la saison. Des approches similaires ont été utilisées dans plusieurs autres études en Chine (Qiu et al., 2016) et en Inde (Singh et al., 2017). Les produits d'humidité du sol avec une résolution temporelle élevée (entre 1 et 3 jours) ont démontré une forte potentialité dans la cartographie de l'irrigation, cependant, leur résolution spatiale reste une limitation majeure. Des produits à une meilleure résolution dérivés de ces produits comme ceux utilisés par Malbéteau et al. (2018) sont potentiellement capables d'identifier les jours d'irrigations (Lawston et al., 2017), mais les études basées sur ces produits ne sont pas unanimes. Par exemple, tandis que Dari et al. (2020) ont montré que les données SMOS et SMAP désagrégées à 1 km permettent de cartographier l'irrigation à une résolution spatiale de 1 km, Fontanet et al. (2018), par contraste, démontre que la désagrégation des produits leur fait perdre toute « sensibilité » à l'irrigation à des échelles inférieures au km². Par contraste, les données acquises dans le domaine radar par les radars à synthèse d'ouverture comme les capteurs à bord de la constellation Sentinel-1 ont une résolution de quelques mètres. Ces données ont effectivement favorisé le développement de plusieurs méthodologies de cartographie de l'irrigation, soit en utilisant les mesures brutes de rétrodiffusion soit en utilisant des produits de SSM dérivés du coefficient de rétrodiffusion. Parmi ces études, Gao et al. (2018) ont proposé une approche d'apprentissage automatique basée sur l'analyse directe de la rétrodiffusion radar à l'échelle de la parcelle agricole. Cette approche, développée en Espagne, a permis de distinguer trois classes : les cultures annuelles irriguées, les arbres irrigués et les zones non irriguées avec une précision d'environ 80%. D'autres études, ont tenté d'améliorer la précision de la cartographie en combinant des observations optiques et SAR (Thenkabail et al., 2009) ; en particulier depuis le lancement du capteur optique Sentinel-2 avec une résolution de 10 m et un temps de revisite de 5 jours (Bazzi et al., 2019; Bousbih et al., 2018; Gao et al., 2018). Dans l'étude menée en Tunisie par Bousbih et al. (2018), par exemple, les auteurs ont trouvé une meilleure précision de la cartographie de l'irrigation en utilisant la SSM dérivée de Sentinel-1 (avec une précision de 77%) qu'en utilisant uniquement les données NDVI Sentinel-2 (précision de 58%). En outre, le couplage du NDVI et la SSM a réduit la qualité de la classification et les auteurs ont supposé que la raison était liée à la capacité limitée du NDVI à distinguer les champs irrigués des non irrigués, dans les zones semi-arides caractérisées par des événements de pluie limités. Les données micro-ondes, y compris les données SAR et les observations des radiomètres passifs, ont ainsi montré un fort potentiel pour la cartographie de l'irrigation, avec ou sans combinaison avec des données optiques.

I.2 Estimation de la quantité et timing d'irrigation

Bien que la cartographie des zones irriguées soit importante pour de nombreuses applications, il ne suffit pas de savoir si une parcelle est irriguée ou non, mais il est indispensable de connaître le jour et les quantités d'eau utilisées pour d'autres applications, par exemple : pour comptabiliser avec précision l'utilisation de l'eau agricole afin de quantifier les prélèvements dans les eaux souterraines.

Contrairement à la cartographie, peu d'études ont visé à estimer le timing ou/et les quantités d'eau d'irrigation à partir d'observations de télédétection. Parmi elles, l'approche de Brocca et al. (2018) avait pour objectif d'estimer les quantités mensuelles d'eau d'irrigation dans quatre régions différentes (Maroc, États-Unis, Australie et Espagne) en utilisant la SSM dérivée de satellites à basse résolution, notamment SMOS, SMAP, ASCAT et AMSR-2 (~40 km). L'approche est une adaptation de l'algorithme SM2RAIN (Brocca et al., 2014) qui a été initialement développé pour l'estimation des précipitations. L'approche a donné de bonnes estimations lorsque l'erreur sur SSM est faible et le temps de revisite est élevée. En particulier, les résultats d'une expérience synthétique montrent que ses performances, sur des sites semi-arides, sont limitées pour des erreurs supérieures à 0.03 m^3/m^3 et un temps de revisite supérieur à 3 jours. Ce travail a été récemment décliné par Dari et al. (2020) en Espagne en utilisant une estimation de SSM dérivée de SMOS désagrégée à une résolution de 1 km et par Jalilvand et al. (2019) en Iran. Ces études ont révélé la perte significative de performance en présence de précipitations importantes et régulières pendant la période d'irrigation, rendant difficile la détection de l'irrigation pour les cultures d'hiver. Filippucci et al. (2020) ont utilisé des observations de SSM horaires *in situ* (mesuré par la technique Gamma-Ray) pour analyser la qualité de l'estimation de l'irrigation en fonction du temps de revisite des produits : leurs résultats ont montré qu'une perte significative de performance pouvait être attendue si la résolution temporelle est diminuée d'une heure à 36 heures (le coefficient de corrélation R diminuant de 0.88 à 0.6) tandis que R tombe à 0.1 pour 120 heures (5 jours ~ passage de Sentinel-1). Une étude théorique visant à quantifier les quantités d'irrigation dans le Nebraska basée sur l'assimilation d'observations synthétiques de SSM dans un modèle de surface a été publiée récemment (Abolafia-Rosenzweig et al., 2019). Les auteurs ont utilisé un ensemble d'expériences jumelles utilisant des produits SSM conçus dans le contexte de l'assimilation des observations de SMAP à 9 km de résolution. Zaussinger et al. (2019) ont également utilisé un modèle de bilan hydrique et des produits SSM à grande échelle pour dériver les quantités d'irrigation mensuelle aux Etats-Unis à partir des incréments d'analyse. Leurs

résultats suggèrent qu'une meilleure performance peut être atteinte en utilisant des produits à haute résolution spatiale et temporelle (1 jour). Une approche similaire a été utilisée par Zohaib and Choi (2020) pour identifier les tendances des quantités d'eau d'irrigation à l'échelle mondiale. Leurs résultats démontrent une sous-estimation significative des quantités réelles d'irrigation. Récemment, Zappa et al. (2021) ont développé un algorithme pour définir le timing quasi-réel et la quantité d'irrigation entre deux acquisitions Sentinel-1 en Allemagne en utilisant des produits SSM à résolution de 500 m dérivés des produits Copernicus à résolution de 1 km (Bauer-Marschallinger et al., 2019). L'approche est capable de reproduire l'évolution saisonnière de l'irrigation, mais les quantités hebdomadaires et saisonnières souffrent d'importants biais. Il est aussi crucial de définir correctement la période d'irrigation (début et fin) dans leur approche où la précision de détection des évènements chute de 81% à 61% lorsque la période réelle (vraies dates de début et de fin) est inconnue.

Au-delà de ces études basées sur des produits à grande échelle, certaines tentatives d'estimation de l'irrigation à plus haute résolution ont également été menées. En effet, plusieurs études ont souligné que la résolution grossière des produits SSM dérivé des capteurs micro-ondes, même désagrégée, n'est pas adaptée à la taille réelle des parcelles dans plusieurs régions du monde (Brocca et al., 2018; Escorihuela and Quintana-Seguí, 2016; Kumar et al., 2015; Santi et al., 2018; Zaussinger et al., 2019). C'est notamment le cas dans la région sud-méditerranéenne où la superficie des parcelles est généralement comprise entre 1 et 5 ha (Bousbih et al., 2017; Olivera-Guerra et al., 2020; Ouaadi et al., 2020). Bazzi et al. (2020) ont développé une approche pour l'estimation du timing de l'irrigation en temps quasi-réel en utilisant le coefficient de rétrodiffusion Sentinel-1, le NDVI Sentinel-2 et SSM dérivées d'une synergie entre Sentinel-1 et Sentinel-2 (El Hajj et al., 2017) sur différentes parcelles de cultures en France et en Espagne. L'approche est basée sur une technique de 'change detection' entre deux observations successives de Sentinel-1. Le Page et al. (2020) ont également développé une méthode pour détecter le timing de l'irrigation uniquement sur des parcelles de maïs en France. Les auteurs ont comparé les produits SSM Sentinel1-Sentine2 (El Hajj et al., 2017) avec la SSM prédit par le modèle FAO-56 (Le Page et al., 2014) entre deux observations SSM pour détecter la fenêtre (entre deux observations Sentinel-1) dans laquelle l'irrigation se produit. Ensuite, des quantités préalablement connues d'irrigation (sur la base d'un historique de mesures) sont injectées à chaque jour de la fenêtre. Le jour où l'irrigation a eu lieu est détecté en minimisant la différence de SSM entre observation et prédiction. Les deux études présentées ci-dessus visent, enfin, à estimer

le calendrier d'irrigation au cours de la saison. Cependant, à notre connaissance, la seule étude visant à estimer à la fois le timing et les quantités à l'échelle de la parcelle en utilisant des données de télédétection à haute résolution a été publiée récemment par Olivera-Guerra et al. (2020). Les auteurs ont utilisé des données infrarouges thermiques acquises par Landsat et ont montré des résultats prometteurs sur plusieurs parcelles au Maroc. Néanmoins, les données thermiques et optiques sont sujettes à des observations atmosphériques qui peuvent sérieusement entraver l'application de l'approche dans les régions nuageuses, surtout lorsqu'on utilise des capteurs thermiques qui ont actuellement une résolution temporelle relativement faible (cycle de revisite de 16 jours pour Landsat).

Les données Sentinel-1 avec une résolution spatiale de 10 m et un cycle de 6 jours semblent être de bonnes candidates pour déterminer le moment et les quantités d'irrigation au niveau de la parcelle, en surmontant plusieurs des limitations mentionnées ci-dessous. Un tel cycle de 6 jours peut être intéressant avec l'assimilation dans un modèle qui assure la continuité de la prédiction. En particulier, l'assimilation de données a montré de résultats encourageant pour estimer l'irrigation en assimilant SSM dans un modèle de surface (Abolafia-Rosenzweig et al., 2019; Malbéteau et al., 2018).

II. L'assimilation de données

Dans le contexte agricole, la télédétection radar permet d'extraire des informations utiles sur la végétation et le sol sous-jacent comme SSM par exemple. Cela permet d'avoir des informations spatialisée, sans avoir recours à des mesures *in situ* souvent coûteuses à mettre en place et très localisées (Jarlan and Boulet, 2013). Cependant, la télédétection ne propose qu'une vision superficielle de la surface. En particulier, la SSM dérivée des mesures micro-ondes n'est représentatives que des 1er centimètres du sol alors que c'est l'humidité dans la zone racinaire qui pilote le fonctionnement des couverts. De plus, certaines variables d'intérêt comme les flux où les quantités d'irrigation réellement appliquées ne sont pas directement observable par télédétection. Les modèles de surface permettent de faire le lien entre les observations et les variables d'intérêt et permettent également d'assurer la continuité dans le temps. En effet, la plupart des produits dérivés du radar ont une répétitivité de quelques jours (6 jours pour Sentinel-1 par exemple). Par contraste, les simulations des modèles sont associées à des incertitudes liées principalement aux données d'entrées (paramètres de sol et de la végétation, données de forçage) ainsi qu'aux imperfections du modèle lui-même en particulier pour certains processus physiques ou biologiques qui sont mal connus ou trop complexes. Ces processus sont donc approchés avec

des simplifications et des estimations empiriques. Les modèles de surface permettent donc de simuler les variables (géo- ou bio-) physiques de manière continue mais de manière imparfaite.

L'objectif de l'assimilation de données est de tirer parti du meilleur des deux : observations et prédictions des modèles. C'est une technique d'analyse de données définie comme un processus mathématique qui permet une description fiable de l'état réel d'un système à un instant donné en combinant toute l'information disponible (modèle, observations …) (Daget, 2007; Sabater et al., 2006). Elle vise à fusionner de manière optimale les observations et les prédictions afin d'obtenir une meilleure estimation avec un meilleur niveau de précision que celle obtenue avec chacun des deux utilisé séparément (Talagrand, 1997). Elle permet de réduire l'incertitude prédictive des modèles et en même temps, de mettre régulièrement à jour les prédictions des modèles en utilisant les données observées (mesurées) pour obtenir une meilleure estimation des sorties du modèle (estimation d'état). La valeur estimée est appelée 'analyse' et la valeur prédite par le modèle est appelée 'ébauche' avant assimilation (background en anglais). Par exemple, dans l'étude menée par (Reichle et al., 2007), la comparaison de SSM prédite par un modèle et des produits satellitaires considérés séparément à des mesures *in situ* donnent des coefficients de corrélation < 0.5 alors que la combinaison du modèle avec les produits satellitaires par assimilation de données permet l'amélioration de la corrélation. La variable analysée est donc plus proche de la réalité que le modèle ou les observations seules.

L'assimilation de données est utilisée dans plusieurs domaines. En géosciences, la météorologie et l'océanographie ont été les premières à utiliser l'assimilation de données dans les modèles dynamiques, tandis que son utilisation en hydrologie est plus récente (Jarlan and Boulet, 2013; Sun et al., 2016). Un système d'assimilation se compose typiquement de trois éléments : les observations, un modèle dynamique et une technique d'assimilation. Il existe plusieurs techniques d'assimilation mais elles peuvent être regroupées en catégories. Il en va de même pour les modèles de surface. Dans ce qui suit, nous présenterons les principales techniques d'assimilation de données ainsi que les catégories de modèles de surface les plus utilisées.

II.1 Techniques d'assimilation

Classiquement, il existe deux catégories de méthodes : l'assimilation séquentielle basée sur la théorie de l'estimation statistique (ou de l'inférence bayésienne), et les méthodes variationnelles, qui sont basées sur la théorie de l'optimisation et du contrôle optimal.

Soit x le vecteur d'état. La notation internationale en assimilation de données utilisent des exposants pour indiquer la nature du vecteur ('b' pour ébauche et 'a' pour analyse) alors que les indices indiquent le temps ou l'espace (x_i désigne le vecteur d'état x à l'instant i). Un modèle est défini par la lettre M : c'est lui qui permet de projeter l'état dans le temps (modèle de surface dans notre cas). Le vecteur contenant les observations est noté y. Comme l'espace des observations et l'espace d'état sont souvent différents, le passage entre les deux espaces (passage de x à y ; considérons une observation y de SSM alors que la variable analysée x est l'humidité en zone racinaire) se fait par un opérateur d'observation H.

II.1.1 Les méthodes variationnelles

Les méthodes variationnelles ont été introduites dans les années 50 (Sasaki, 1955). Elles ont ensuite été largement utilisées dans plusieurs domaines notamment en météorologie (Andersson et al., 1998; Parrish and Derber, 1992). Leur principe est de corriger l'état initial à un instant donné i, en minimisant l'écart entre la trajectoire du modèle et les observations disponibles sur toute la période d'assimilation, entre les instants i et $i + k$ (Sabater et al., 2006). Il existe principalement deux types de méthodes variationnelles : 3D-var et 4D-var. 3D-var est la méthode d'assimilation variationnelle tridimensionnelle introduite dans les années 90. Elle rassemble les problèmes uni- bi- et tri- dimensionnels (dans l'espace) qui ne prennent pas en compte l'aspect temporel. Cette technique cherche à minimiser la distance entre les prédictions et les observations et à utiliser le nouvel état analysé comme point de départ pour la prédiction suivante. L'objectif est donc de trouver l'état analysé qui minimise la fonction coût suivante :

$$J(x) = J^o(x) + J^b(x) \tag{II.1}$$

Avec :

$$J^o(x) = \frac{1}{2}\left(y^0 - H(x)\right)^T R^{-1}(y^0 - H(x)) \tag{II.2}$$

$$J^b(x) = \frac{1}{2}(x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) \tag{II.3}$$

Où B et R sont les deux matrices de covariance d'erreur respectivement d'ébauche et d'observation. La fonction coût J est la somme des deux termes : l'écart aux observations J^o et l'écart à l'ébauche J^b. L'équilibre entre ces deux termes se fait par l'inverse de leurs matrices B et R ce qui veut dire que la minimisation de J est liée donc à la confiance associée aux observations et à l'ébauche. Par exemple, si une observation est fiable, sa variance est faible et elle aura donc un poids plus important dans la fonction coût.

Il est possible d'utiliser la technique 3D-var dans un problème avec une dimension temporelle. Le principe est d'effectuer de l'assimilation sur des cycles appelés fenêtres temporelles d'un nombre défini de jours (ou d'heures généralement). Sur chaque fenêtre, les observations (qui appartiennent à cette fenêtre) sont regroupées à un instant t où l'assimilation est effectuée. Soit y_i^0 une observation dans une fenêtre donnée, la fonction coût dans l'équation II.2 devient :

$$J^o(x) = \frac{1}{2}\sum_{i=0}^{N_{t-1}}(y_i^0 - H_i(x(t_f))^T R_i^{-1}(y_i^0 - H_i(x(t)) \quad \text{(II.4)}$$

Cette technique est appelée 3D-var classique. En météorologie, les performances du 3D-var sont limitées à cause de la grande taille du problème en plus des non-linéarités des opérateurs d'observations. Ceci a conduit au développement d'un ensemble de variantes comme 3D-PSAS qui permet de résoudre le problème dans l'espace dual des observations (Bennett and Thorburn, 1992) et la méthode 3D-FGAT qui prend en compte le temps des observations en les comparant à l'état du modèle au pas de temps le plus proche. Cette dernière peut être vue comme un passage vers le 4D-var.

La technique quadridimensionnelle 4D-var a été introduite pour remplacer 3D-var. Le principe générale est de chercher le trajet optimal sur chaque fenêtre et non pas un état optimal à un instant donnée. Elle présente une extension dans le temps du 3D-var et ressemble à 3D-FGAT si ce n'est qu'elle mais avec des calculs réduits (Carrassi et al., 2018). La minimisation de la fonction coût dans les méthodes 3D-var est généralement effectuée par des méthodes de type descente de gradient alors que pour les 4D-var, la minimisation de la fonction coût est effectué par des méthodes plus efficaces (Jarlan and Boulet, 2013) dites méthodes adjointes issues de la théorie du contrôle optimal (Le Dimet and Talagrand, 1986).

II.1.2 Les méthodes séquentielles

Elles sont aussi connues sous le nom filtrage ou 'updating' (Dorigo et al., 2007). Comme le mot l'indique, leur principe est basé sur la mise à jour continue des variables d'état du

modèle, chaque fois qu'une observation est disponible. Cette méthode repose sur l'hypothèse qu'une variable d'état mieux simulée au jour i améliorera également la précision de la variable d'état simulée aux jours suivants.

L'inférence bayésienne, théorie sur laquelle reposent les méthodes séquentielles, est basée sur le théorème de Bayes construit à partir de la formule des probabilités conditionnelles. Le théorème s'exprime comme suit :

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} \quad \text{(II.5)}$$

Avec $p(x|y)$ est la distribution de x (l'état du système) sachant y (les observations).

Le Best Linear Unbiased Estimator (BLUE) est un estimateur qui considère que la solution ayant la variance minimale est la solution optimale du problème. Cet estimateur est la base du filtre de Kalman (Kalman, 1960) qui généralise le BLUE au cas dépendant du temps sous certaines hypothèses détaillées dans (Bonan, 2013). Le principe du filtre de Kalman consiste à réajuster l'ébauche au niveau intermédiaire entre la simulation et l'observation à chaque fois qu'une observation est disponible. L'état analysé est donné par :

$$x_i^a = x_i^b + K_i(y_i^o - H_i(x_i^b)) \quad \text{(II.6)}$$

Avec K est la matrice de gain de Kalman. L'estimation de l'état analysé se fait en deux phases principales : (1) la prédiction qui consiste à propager l'état analysé de l'instant i (précédent) à l'instant $i+1$ et (2) l'analyse qui consiste à mettre à jour ou à 'corriger' l'estimation en utilisant l'observation. Le filtre de Kalman est un filtre gaussien ce qui veut dire qu'il nécessite que les erreurs (du modèle et d'observations) soient gaussiennes pour qu'il puisse déterminer entièrement l'évolution de la loi de probabilité recherchée par l'approche bayésienne. Une autre condition nécessaire est que le modèle et l'opérateur d'observation soient linéaires. Or, en pratique, ce type de problème est très rare, ce qui peut mettre en défaut cette méthode d'hydrologie. Certaines variantes de Kalman ont été proposées afin de pallier le problème de linéarité, comme le filtre de Kalman étendu et les filtres de rang réduit (Verlaan and Heemink, 1997). Les deux types de variantes estiment les matrices de covariances d'erreur en se basant sur la linéarisation du modèle et de l'operateur d'observation, ce qui engendre des risques d'instabilité du système (Bonan, 2013; Gauthier et al., 1993; Kushner, 1967). C'est dans le but de surmonter ces limites que sont introduites les méthodes de type Monte-Carlo qui utilisent un échantillonnage discret de la distribution

p(x|y). Les deux techniques largement utilisées en hydrologie sont le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) et le filtrage particulaire (PF). L'EnKF (Evensen, 1994) est la technique d'assimilation la plus utilisée en géoscience dès les années 2000. Le principe consiste à propager un ensemble de N états perturbés de l'ébauche de l'instant i à l'instant $i+1$ où une observation est disponible : c'est la phase de prédiction, l'ensemble est défini par :

$$x_{i+1}^{b\ (k)} = M_i\left(x_i^{a\ \ (k)}\right) + \varepsilon_i^{\ (k)} \tag{II.7}$$

Avec $k = \{1,2,\ldots N\}$ et ε_i l'erreur du modèle. Dans le cas où la loi de probabilité de l'erreur du modèle est connue, il est possible de générer l'ensemble des vecteurs d'erreur (d'une manière stochastique). Cependant, il est aussi possible d'utiliser la formule de l'équation II.7 sachant uniquement la matrice de covariance d'erreur. Dans ce cas une loi normale est adoptée. Cependant, le calcul de cet ensemble présente des limitations, notamment liées à la lenteur de la de convergence (Bonan, 2013) et les techniques qui sont proposées pour résoudre cette limite (Pham, 2001) sont difficiles à implémenter en pratique (Bonan, 2013). Une solution plus simple est de ne pas considérer le terme d'erreur dans l'équation II.7 dès le départ mais cela entraine une sous-estimation des variances des estimations.

L'état analysé de chaque membre de l'ensemble N est calculé par la même équation que le filtre de Kalman (Equ. II.6). Sans entrer dans les détails, il a été démontré que l'EnKF dans sa version originale sous-estime les variances de l'erreur d'estimation, d'où l'intervention de quelques variantes de EnKF, notamment la version dite stochastique (Burgers and Van Leeuwen, 1998) et la version déterministe (Bishop et al., 2001). Il faut cependant garder à l'esprit que, bien que l'EnKF soit appliqué à des modèles non linéaires, il repose toujours sur l'hypothèse de normalité des distributions (Jarlan and Boulet, 2013).

Les filtres particulaires, quant à eux, sont des techniques d'assimilation de données séquentielles de Monte Carlo mettant en œuvre un filtre bayésien récursif (Jones and Fletcher, 2013). Ce sont des techniques puissantes et flexibles qui peuvent décrire un large éventail de problèmes (Yozevitch and Ben-Moshe, 2017). Au contraire de l'EnKF, les filtres particulaires ne sont pas limités à la distribution gaussienne, à la solution unimodale et aux problèmes linéaires (Bera et al., 2017; Sircoulomb et al., 2006; Yozevitch and Ben-Moshe, 2017). Le principe des filtres particulaires peut être résumé en deux étapes (Arulampalam et al., 2007) : la prédiction et la correction (ou mise à jour des poids). La première étape est identique à celle de EnKf : un ensemble de particules (appelées membres dans le cas d'EnKF)

de la variable d'état avec des poids égaux est généré. Les particules sont propagées dans l'espace d'état en utilisant le modèle dynamique pour générer des prédictions de la variable d'état jusqu'à ce qu'une nouvelle observation soit disponible. La deuxième étape diffère totalement de l'étape d'analyse dans EnKF. Contrairement à l'EnKF, la particule n'est pas modifiée mais c'est son poids qui est mis à jour selon sa proximité à l'observation. En effet, les prédictions sont comparées aux mesures et les poids des particules sont actualisés en fonction de l'adéquation des prédictions avec les observations actuelles grâce à la fonction de vraisemblance (Pervan and Murphey, 2019). Pour un ensemble de N particules, le poids de la particule k à l'instant i est donné par :

$$w_i^k = \frac{p\left(y_i^o \middle| x_i^{b\,(k)}\right)}{\Sigma_{k=1}^N p\left(y_i^o \middle| x_i^{b\,(k)}\right)} \tag{II.8}$$

Le poids de chaque particule w_i^k est compris entre 0 et 1 : le dénominateur est un facteur de normalisation afin que la somme des poids soit égale à 1. Le calcul de l'état analysé est obtenu, pour un filtre classique, soit par une moyenne pondérée des N particules :

$$x_i^a = \sum_{k=1}^N w_i^k \, x_i^{b\,(k)} \tag{II.9}$$

Soit par la particule ayant le poids le plus important :

$$x_i^a = x_i^{b\,(k)} \quad avec: \; w_i^k > w_i^j \; \forall \, j \in \{1,2,\dots N\}, j \neq k \tag{II.10}$$

En pratique, le filtre particulaire, tel que présenté jusqu'à maintenant, est divergent. Après quelques itérations (prédiction-correction), il est fort probable qu'une seule particule aura un poids proche de 1 alors que toutes les autres particules se retrouveront avec des poids proches de 0 (voir la troisième étape de la Figure II.1). Par exemple, il a été montré par Van Leeuwen and Evensen (1996) que même en utilisant un système relativement simple, tout le poids est concentré sur une particule après quelques itérations. Ce phénomène est connu sous le nom de dégénérescence des particules (Arulampalam et al., 2007; Chen et al., 2005; Doucet and Johansen, 2008). Pour pallier ce problème, il existe deux types de solutions. La première solution consiste à introduire un facteur d'oubli et la deuxième, à un rééchantillonnage des particules (Sircoulomb et al., 2006). L'insertion d'un facteur d'oubli au niveau des poids par les filtres particulaires à oubli, a pour objectif de diminuer l'influence des observations plus anciennes au profit des mesures récentes dans la procédure d'estimation d'état. Cette technique nécessite un très grand ensemble N de particules pour

assurer la convergence du problème, ce qui encourage l'utilisation de la deuxième solution : le rééchantillonnage.

Le rééchantillonnage des particules (Figure II.1), effectué avant la propagation à la fenêtre suivante, sert à éliminer les particules à faible poids et à dupliquer celles à poids élevé de manière à conserver la même taille de l'ensemble (N particules). Plusieurs méthodes de rééchantillonnage des particules ont été proposées (Crisan et al., 1999; Douc et al., 2005; Gordon et al., 1993; Hol et al., 2006; Kitagawa, 1996; Liu and Chen, 1995; Nicely and Wells, 2019) et ont montré leur efficacité pour améliorer les performances de l'algorithme du filtrage particulaire. D'une manière générale, il existe quatre grandes familles de méthodes d'échantillonnage (Douc et al., 2005; Sircoulomb, 2008) : Le rééchantillonnage classique, le rééchantillonnage résiduel, le rééchantillonnage systématique (appelé aussi de variance minimale) et la méthode de branchement de Bernoulli. La méthode systématique, également appelée "stratifiée" dans certaines références (utilisée dans le cadre de cette thèse) a été introduite dans la littérature par (Carpenter et al., 1999). Les auteurs ont fait valoir qu'une plus grande précision peut être obtenue en utilisant cette méthode selon la théorie de l'échantillonnage. Elle est également préférée en raison de sa simplicité de mise en œuvre (Douc et al., 2005; Hol et al., 2006; Sircoulomb et al., 2006).

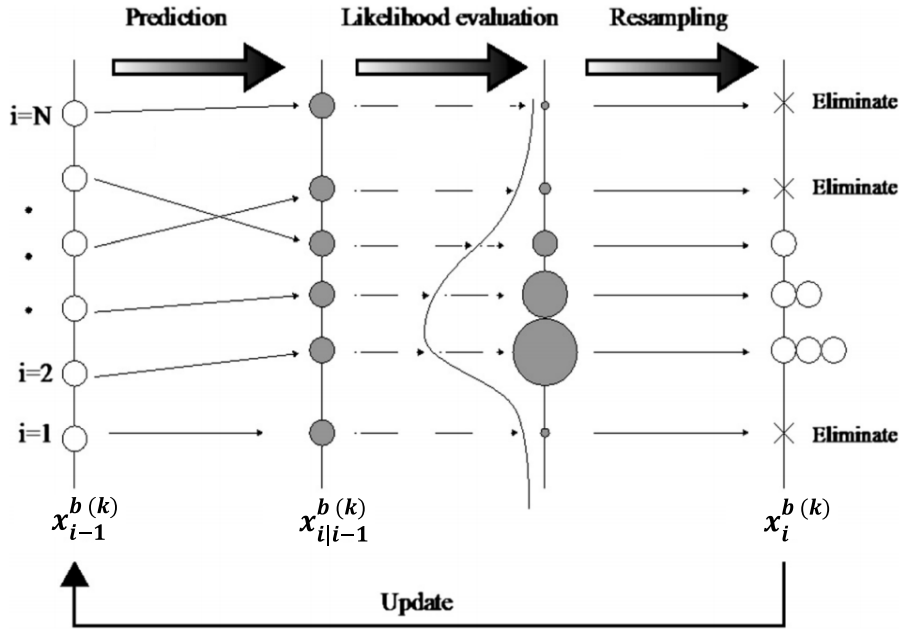

Figure II.1 : Le principe du filtrage particulaire avec rééchantillonnage (Source : Ibrahim et al. (2015)**).**

Bien que le rééchantillonnage des particules permette d'éviter la divergence, il n'est conseillé de le faire que si nécessaire (i.e. concentration de poids en quelques particules). Dans cet

objectif, il existe des indicateurs qui mesurent la dégénérescence des particules. Ils permettent de contrôler et de lancer le rééchantillonnage à chaque étape de correction si leur valeur est inférieure à un seuil fixé. Les deux indicateurs existants sont le nombre effectif de particules et l'indicateur d'entropie. Ce dernier est introduit par Pham (2001) sous une analogie faite entre les particules d'un filtre et celles d'un gaz. Il est donné par :

$$S_i = -\sum_{k=1}^{N} w_i^k \ln(w_i^k) \quad \text{(II.11)}$$

S_i varie entre *ln(N)* lorsque l'ensemble des particules contribue de manière égale et 0 dans le cas contraire.

Le nombre effectif de particules, quant à lui, est donné par (Kong et al., 1994) :

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{N}(w_i^k)^2} \quad \text{(II.12)}$$

Le rapport N_{eff}/N mesure l'importance de la contribution de chaque particule à l'estimation de l'état. Lorsque le rapport est ~1, cela signifie que toutes les particules contribuent de manière égale ($w_i^k \sim \frac{1}{N}, \forall k$). En revanche, N_{eff}/N ~0 signifie qu'une particule a un poids très élevé alors que les autres sont proches de zéro.

Après le rééchantillonnage, certaines des particules ont des valeurs identiques, mais si le modèle contient une composante stochastique et que des forçages aléatoires indépendants sont utilisés pour différentes particules, la diversité est rétablie (Van Leeuwen et al., 2019).

En hydrologie, de nombreuses approches d'assimilation ont été appliquées (Walker and Houser, 2005). Les méthodes les plus couramment utilisées sont les méthodes variationnelles, les filtres de Kalman et les filtres particulaires. Les méthodes variationnelles sont plutôt dominantes dans les prévisions météorologiques mais n'ont pas été largement utilisées dans l'hydrologie (Sun et al., 2016). Elles sont lourdes en termes de calcul quand la dimension temporelle est prise en compte (Clark et al., 2008). Elles sont également compliquées et leur codage est souvent long et difficile du fait de la complexité des modèles non-linéaires pour le développement des modèles adjoints. Leur utilisation en hydrologie a été limitée aux modèles simples (Abaza et al., 2015; Seo et al., 2009) alors que les méthodes séquentielles sont préférées car elles sont plus stables (Abaza et al., 2015). Les méthodes basées sur le filtre de Kalman sont plus faciles à mettre en œuvre et pourraient produire des résultats comparables, voire meilleurs, avec un calcul moins exigeant, en plus d'être flexibles

pour être couplées avec les modèles hydrologiques. Cependant, elles conviennent aux modèles linéaires et/ou avec une distribution gaussienne, ce qui n'est pas d'une condition nécessaire pour utiliser un filtre particulaire, d'où le choix du filtrage particulaire dans cette thèse.

II.2 Modèles de surface

Les modèles de surface sont des modèles dynamiques qui simulent le fonctionnement des surfaces au cours du temps. D'une manière générale, ils se basent sur la résolution d'un (ou plusieurs) des trois bilans : eau, énergie et carbone (Jarlan et al., 2021). Ce sont des systèmes d'équations qui permettent de prédire l'évolution temporelle d'une quantité physique à partir de termes sources ou puits. Par exemple, le bilan d'eau de surface permet de prédire l'évolution de l'humidité de surface à partir de l'évapotranspiration, du drainage profond (puits) et des précipitations et irrigation (sources). Les différents termes de ces équations sont déterminés par des lois physiques ou par des relations empiriques simples. Il existe plusieurs méthodes ainsi que plusieurs façons de les classer.

Les modèles de bilan d'énergie permettent de résoudre le bilan d'énergie à la surface. Le bilan d'énergie en surface exprime l'équilibre énergétique entre les flux radiatifs d'un côté et les flux convectifs et conductif de l'autre. Cet équilibre s'exprime par :

$$R_g(1-\alpha) + R_a - \varepsilon\sigma T^4 = H + LE + G + F \qquad \text{(II.13)}$$

Le rayonnement solaire absorbé est la différence entre l'énergie incidente et celle réfléchie dans le domaine visible ($R_g(1-\alpha)$) ; le bilan radiatif dans les grandes longueurs d'onde s'exprime comme la différence entre l'énergie incidente dans l'infrarouge thermique et celle émise par la surface terrestre déduite de la loi de Stefan-Boltzmann ($R_a - \varepsilon\sigma T^4$). Où R_g est le rayonnement global incident dans les courtes longueurs d'onde et R_a le rayonnement incident dans les longues longueurs d'onde, α est l'albédo de surface, ε est l'émissivité, σ est la constante de Stefan-Boltzmann et T la température de surface. L'énergie absorbée est partitionnée entre les flux de chaleur sensible *H*, le flux de chaleur latente *LE* (l'énergie absorbée ou dégagée par le changement de phase de l'eau), le flux conductif dans le sol *G* et un terme destockage dans la plante *F* qui est généralement négligeable. Il existe plusieurs modèles qui se basent sur ce bilan pour déterminer l'évapotranspiration (ET) étant donné son importance, non seulement en agronomie et en hydrologie, mais aussi en

météorologie (Allen et al., 2007; Bartholic et al., 1972; Bastiaanssen et al., 1998; Gibelin, 2007; Long and Singh, 2012; Norman et al., 1995; Raupach and Finnigan, 1988; Soer, 1980).

Les modèles de bilan d'eau, par contre, sont préférés parce qu'ils sont plus simples et donnent de bons résultats. Ils sont basés sur une théorie solide qui garantit une estimation précise de l'une des composantes du bilan hydrique (ET par exemple) pour autant que les mesures des autres composantes soient précises (El Farkh, 2021). Les modèles issus de ce bilan sont applicable à toutes les échelles : des parcelles de dizaines de m^2 aux bassins versants de dizaines de km^2 (Rana and Katerji, 2000). Pratiquement parlant, il est difficile de mesurer toutes les composantes. Des simplifications sont alors faites par la paramétrisation des processus, ce qui a conduit à une variété de modèles.

À l'échelle du bassin versant, le bilan hydrique désigne la variation du stock d'eau ramené en surface, exprimé par :

$$\Delta S = P - ET - R \tag{II.14}$$

Avec P désignant les précipitations et R le ruissellement en surface et en profondeur.

En fonction du niveau de complexité, on peut distinguer deux types de modèles : (1) les modèles mécanistes et (2) les modèles de type réservoir. Les plus complexes sont les modèles mécanistes qui discrétisent le sol en plusieurs couches et simulent les échanges inter-couches à l'aide de l'équation à base physique de Richards (Richards, 1931) qui décrit l'écoulement de l'eau dans un milieu poreux (le sol). Les modèles appelés SVAT (sol-végétation-atmosphère) font partie de cette catégorie. Les SVAT couplent à la fois le bilan hydrique et le bilan d'énergie pour reproduire avec un pas fin la dynamique diurne de la température et des flux convectifs qui constituent la limite basse pour l'atmosphère. Ce sont des modèles plus détaillés, complexes et fortement paramétrés, ce qui peut rendre leur spatialisation délicate lorsque les surfaces sont mal caractérisées. De nombreux modèles SVAT ont été développés au cours des 20 dernières années pour des besoins météorologiques, ce qui explique leur description plus détaillée des processus physiques (Braud et al., 1995; Coudert et al., 2006; Gentine et al., 2007; Noilhan and Mahfouf, 1996; Sellers et al., 1996). À noter que les modèles SVAT peuvent également résoudre le bilan de carbone dans certains cas (Arora, 2002; Gibelin, 2007; Jarlan et al., 2021). Bien que les SVAT permettent d'accéder aux détails du couvert végétal et du fonctionnement du sol avec un pas de temps de quelques minutes, leur inconvénient majeur c'est qu'ils nécessitent la calibration de nombreux paramètres liés aux propriétés du couvert et du sol (texture du sol, type de couvert). Si ces calibrations sont

possibles à l'échelle de la parcelle, où les sols et les variétés cultivées sont connus et peuvent être considérés comme homogènes, elles deviennent particulièrement difficiles à réaliser sur des zones ayant une grande étendue spatiale.

Outre les SVAT, il existe d'autres modèles, basés sur l'équation de Richards, construits sous différentes hypothèses et utilisés à des fins différentes mais qui permettent d'estimer l'ET (Dawes and Short, 1993; Kroes and van Dam, 2003). Le modèle RZWQM (Ahuja et al., 2000), par exemple, est un modèle de transport des contaminants composé d'autres modèles estimant d'autres composantes comme l'infiltration, le ruissellement et l'ETp. Ce dernier est simulé par un modèle Penman-Monteith modifié alors que l'ET réelle est limitée par la disponibilité de l'eau telle qu'elle est estimée à partir de l'équation de Richards.

Les modèles de type réservoir, quant à eux, sont des modèles plus simples qui modélisent le sol comme un réservoir d'eau constitué d'un nombre de couche. Ils sont souvent utilisé de part leur simplicité de mise en œuvre. Un exemple parmi d'autres est un modèle semi-empirique pour estimer ET des bassins versants en Australie décrit dans Zhang et al. (2001). Dans leur modèle, les auteurs supposent que ET est égal soit aux précipitations si les conditions sont très sèches, soit à l'évapotranspiration potentielle (sans stress hydrique ; ET_p) dans des conditions très humides. A l'échelle de la parcelle, les modèles sont plus détaillés que les modèles de bassin versant. SWB (Annandale et al., 1999), par exemple, est un modèle unidimensionnel utilisé pour la planification de l'irrigation. Il est développé pour les couverts uniformes et modélise le sol comme un réservoir d'eau multicouche dont le bilan hydrique du sol en cascade est utilisé. WATCROS (Aslyng and Hansen, 1982) est un autre exemple de modèle hydrique unidimensionnel. Il est basé sur l'hypothèse que toutes les cultures vertes et denses ont un ET de référence de l'herbe calculée par une formule modifiée de Makkink (1957). Lorsque l'eau dans le sol est supérieure à la moitié de la capacité de la zone racinaire, elle est extraite à un taux potentiel (ET_p) ; sinon, la transpiration commence à diminuer linéairement en fonction de l'eau dans le réservoir. GLEAMS (Leonard et al., 1987) est également un modèle de type réservoir multicouche, conçus pour l'évaluation des effets des systèmes de gestion agricole sur le mouvement des produits chimiques à travers la zone racinaire. Il assure le calcul journalier du bilan hydrique et permet ainsi l'estimation de l'ET en fonction de l'humidité du sol, de l'indice foliaire et de l'ET_p, calculé par l'équation de Priestley-Taylor ou de Penman-Monteith.

L'un des modèles de type réservoir qui est largement utilisé en agronomie est le modèle FAO-56 (Allen et al., 1998a). C'est un modèle conçu pour calculer l'ET des cultures à partir

de données météorologiques et d'un coefficient empirique, le coefficient cultural. Deux configurations de ce modèle sont proposées selon la nature de ces coefficients. La configuration dite approche simple considère un seul coefficient qui tient compte de l'effet de la végétation ainsi que celui du sol. La deuxième, en revanche, distingue trois coefficients, chacun correspondant à un effet spécifique : de la plante, de l'évaporation du sol et du stress hydrique. Il s'agit de l'approche dite à double coefficient. Elle est considérée comme un modèle SVAT simplifié comme elle ne résout pas le bilan d'énergie et ne fournit pas le cycle journalier des échanges sol-végétation-atmosphère. L'ET réelle d'une culture donnée est exprimée comme suit :

$$ET_r = (K_{cb}\, K_s + K_e) * ET_0 \qquad \text{(II.15)}$$

Où ET_0 est l'évapotranspiration de référence calculée à l'aide de l'équation de FAO Penman-Monteith, K_{cb} est le coefficient de culture, K_s le coefficient de stress hydrique et K_e le coefficient d'évaporation.

L'ET de référence (ET_0) est l'ET d'une surface de référence herbacée hypothétique sous une disponibilité abondante de l'eau et donc le seul facteur qui l'affecte sont les variables climatiques. Il représente la demande évaporative de l'atmosphère, indépendamment du type de culture, du développement de la culture et des pratiques de gestion (Allen et al., 1998a). ET_0 est calculé grâce à l'équation de FAO Penman-Monteith :

$$ET_0 = \frac{0.408\,\Delta\,(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34\,u_2)} \qquad \text{(II.16)}$$

Avec R_n le rayonnement net à la surface de la culture et G le flux conductif dans le sol. T est la température de l'air, u_2 la vitesse du vent à 2 m au-dessus du sol, γ la constante psychrométrique, e_s et e_a sont les pressions de vapeur respectivement de saturation et réelle.

Le coefficient de culture K_{cb} représente les effets des caractéristiques de la culture cultivée et permet ainsi de la distinguer de l'herbe de référence. Les valeurs de K_{cb} sont données dans des tables par la FAO-56 (Allen et al., 1998a) pour différentes cultures. Ce sont des valeurs déterminées expérimentalement par région et par phase de développement : phase initiale, phase de développement, phase mi-saison et phase de sénescence. Comme alternative aux tables de la FAO, il est possible de calibrer la durée de chaque phase ainsi que la valeur du coefficient qui varient en fonction des conditions climatiques locales (Rafi et al., 2019). Des

études antérieurs ont montré que le NDVI est fortement lié avec le coefficient cultural (Choudhury et al., 1994; Duchemin et al., 2006; Er-Raki et al., 2010; Neale et al., 1990). L'utilisation du NDVI pour estimer le coefficient cultural permet notamment d'adapter les valeurs et le cycle du coefficient aux conditions climatiques et aux pratiques locales.

Le coefficient d'évaporation K_e permet d'estimer l'évaporation du sol ($E = K_e * ET_0$). Il évolue rapidement pour atteindre une valeur maximale après un évènement de précipitation ou d'irrigation, puis diminue jusqu'à zéro lorsque la surface du sol s'assèche. Le calcul de ce coefficient nécessite un bilan hydrique journalier de la couche superficielle du sol de profondeur Z_e :

$$K_e = min\,(K_r\,(K_{c\,max} - K_{cb}), f_{ew} + K_{c\,max}) \qquad \text{(II.17)}$$

Où f_{ew} est la fraction du sol exposé et mouillé à partir duquel le processus d'évaporation se produit. Elle est déterminée à partir de la fraction de couvert f_c et de la fraction mouillée f_w:

$$f_c\,(f_{ew} = \min(1 - f_c),\ f_w) \qquad \text{(II.18)}$$

$K_{c\,max}$ est la valeur maximale de $K_c\,(K_c = K_{cb} + K_e)$ après un événement de précipitation ou d'irrigation. K_r est le coefficient de réduction de l'évaporation. Il est sans dimension et dépend de la profondeur cumulée de l'eau évaporée par la couche de surface du sol. $K_{c\,max}$ et K_r sont donnés par :

$$K_{c\,max} = max\left(\left(1.2 + \left(0.04(u_2 - 2) - 0.04(Rh_{min} - 45)\right)\left(\frac{h}{3}\right)^{0.3}\right), (K_{cb} + 0.05)\right) \qquad \text{(II.19)}$$

$$\begin{cases} K_r = \frac{TEW - D_{e,i-1}}{TEW - REW} & D_{e,i-1} > REW \\ K_r = 1 & D_{e,i-1} < REW \end{cases} \qquad \text{(II.20)}$$

h c'est la hauteur du couvert, Rh_{min} est la valeur minimale de l'humidité de l'air, TEW est la quantité totale d'eau de surface qui peut être évaporée quand le sol est complètement mouillé. Elle s'exprime en fonction des humidités à la capacité au champ θ_{fc} et au point de flétrissement θ_{wp} :

$$TEW = 1000\left(\theta_{fc} - 0.5\,\theta_{wp}\right)Z_e \qquad \text{(II.21)}$$

REW est un seuil sur le réservoir d'eau de surface à partir duquel l'évaporation diminue avec l'assèchement et $D_{e,i-1}$ est le bilan d'eau de surface du jour précédent. L'équation journalière du bilan pour la fraction f_{ew} est :

$$D_{e,i} = D_{e,i-1} - P_i - R_{o,i} - \frac{I_i}{f_w} + \frac{E_i}{f_{ew}} + T_{ew,i} + DP_i \quad \text{(II.22)}$$

Où P_i sont les précipitations du jour i, $R_{o,i}$ est le ruissellement, I_i est l'irrigation, E_i est l'évaporation, DP_i est la percolation profonde quand le contenu en eau en surface dépasse la capacité au champ, $T_{ew,i}$ est la transpiration de la partie exposée et mouillée. Cette quantité est très faible et peut être négligée dans le calcul (Allen et al., 1998a).

Le calcul de K_e et K_{cb} permet d'estimer l'évapotranspiration dans des conditions standard ($ET_c = (K_{cb} + K_e) * ET_0$). Il s'agit de ET de la culture bien fertilisée et exempte de maladies dans des conditions optimales d'humidité du sol et atteignant la pleine production dans des conditions climatiques données. Cependant, l'eau dans le sol diminue avec le temps (surtout dans les régions semi-arides) ce qui rend l'eau moins disponible pour l'extraction par les racines. En effet, lorsque le sol est humide, l'eau a une énergie potentielle élevée, ce qui lui permet d'être libre et peut être facilement absorbée par les racines. Par contre, dans un sol sec, la faible quantité d'eau est fortement liée à la matrice du sol, ce qui demande un effort de la part de la plante pour l'extraire. Lorsque la teneur en eau de la couche racinaire est en dessous d'un certain seuil, la végétation subit du stress hydrique et ne transpire plus à son taux potentiel. La transpiration est donc réduite, dans la méthode FAO-56, par le coefficient de stress hydrique K_s (compris entre 0 et 1). K_s est donnée par :

$$K_s = \frac{TAW - D_r}{(1-p)TAW} \quad \text{(II.23)}$$

Lorsque l'eau est disponible, la végétation est non stressée et $K_s = 1$ ($ET_r = ET_c$). TAW est l'eau disponible dans la zone racinaire de profondeur Z_r, elle s'exprime par :

$$TAW = 1000(\theta_{fc} - \theta_{wp})Z_r \quad \text{(II.24)}$$

Où p est la fraction de TAW que la plante peut extraire sans subir de stress hydrique. Sa valeur est donnée dans des tables de la FAO-56 pour $ET_c = 5\ mm$. Lorsque ET_c est différente de 5 mm/jour, p peut être ajusté en utilisant l'approximation suivante :

$$p = p_{table} + 0.04\ (5 - ET_c) \quad \text{(II.25)}$$

III. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes approches utilisées dans la littérature pour l'inversion des quantités d'irrigation par télédétection. La plupart de ces approches sont basées sur l'utilisation de produits SSM à faible résolution spatiale (entre 1 et 40 km²), ce qui

les rend inappropriées pour les parcelles du Sud de la Méditerranée dont la superficie est comprise entre 1 et 5 ha. Les approches qui utilisent des résolutions plus fines sont essentiellement dédiées uniquement à la détection de la date l'irrigation. D'autres sont basées sur des données optiques et thermiques qui peuvent être fortement perturbées par les conditions atmosphériques. Nous avons donc présenté une discussion des différentes techniques d'assimilation de données utilisées dans la littérature ainsi que certains modèles de surface basés sur un bilan hydrique. Le filtrage particulaire apparaît comme un candidat intéressant compte tenu de sa grande flexibilité d'adaptation aux problèmes de filtrage non-linéaire et non-gaussien. Enfin, en termes de modélisation, nous nous orientons vers un modèle simple à la paramétrisation parcimonieuse qui a été largement exploité par de nombreux travaux et en particulier, sur notre région d'étude. Nous bénéficierons donc de ces travaux antérieurs notamment en terme de calibration de la relation Kcb-NDVI. Dans ce contexte, nous proposons donc d'évaluer les potentialités des produits d'humidité du sol pour estimer à la fois les dates et les quantités d'irrigation. La méthode et les résultats obtenus sont présentés dans le Chapitre VI. Le chapitre suivant est consacré à la présentation du site d'étude et des données utilisées.

Chapitre III

Sites d'étude et analyse expérimentales des données *in situ* et satellitaires

I. Introduction

L'inversion de l'humidité de surface et de l'irrigation nécessite l'implémentation de modèles (modèles de rétrodiffusion et modèles de surface). Ces modèles demandent en entrées un certain nombre de variables renseignant sur les caractéristiques du sol et de la végétation. Ainsi, la collecte, l'analyse des données collectées et notamment leur qualité est une étape préliminaire. Dans ce chapitre, nous présentons le site d'étude principal ainsi que les données collectées qui sont utilisées dans les chapitres suivants. Le chapitre est ainsi organisé en trois parties :

1. Présentation de la région d'étude et des parcelles expérimentales du site d'étude principal. Des observations acquises sur d'autres sites utilisées comme base de données complémentaires de validation sont également décrites.
2. Présentation des données utilisées incluant les mesures terrain (campagne de mesures telles que biomasse, rugosité et mesures automatique : humidité du sol, données météorologiques …) et les mesures satellitaires (radar et optique).
3. Analyse expérimentales des données radar dérivées du capteur Sentinel-1 (bande C) en en lien avec les mesures collectées.

II. Présentation du site d'étude

II.1 Site d'étude principal

Le site d'étude principal est situé dans la plaine du Haouz dans le bassin versant du Tensift, au centre du Maroc (Figure III. 1).

Bassin versant du Tensift

Le bassin versant du Tensift est situé dans le centre Ouest du Maroc dans la région Marrakech-Safi (Figure III.1). Avec une superficie d'environ 20450 km², c'est l'un des plus importants bassins versants du Maroc. Ce bassin est caractérisé par un climat méditerranéen semi-aride avec des températures et précipitations déphasées. L'essentiel des précipitations tombent pendant l'hiver, associé à des températures basses tandis que l'été est caractérisé par des conditions chaudes et sèches (Abourida et al., 2008; Jarlan et al., 2015). Le bassin versant du Tensift est caractérisé par un relief et des altitudes très contrastées entre 0 et 4167 m. Il est entouré par les montagnes du Haut Atlas sur son côté sud, les petites montagnes appelées "Jbilet" au nord, par la ligne de partage des eaux à l'est et l'océan Atlantique à

l'ouest. Il se compose de trois zones principales : (1) "Jbilet" est un massif de petites montagnes sur une largeur de 20 à 30 km ; (2) "Le Haut Atlas" est une grande chaîne de montagnes qui s'élève à 4 165 m de hauteur au mont Toubkal ; et (3) "La plaine du Haouz" qui est notre région d'étude (voir la prochaine section). Les précipitations sont principalement concentrées sur les montagnes du Haut Atlas et une proportion importante tombe sous forme de neige. La fonte du manteau neigeux saisonnier contribue au débit du cours d'eau au printemps et en été. Le haut Atlas est ainsi considéré la principale source d'eau pour l'irrigation des cultures dans la plaine.

La plaine du Haouz

La plaine du Haouz est l'une des plus importantes plaines du Maroc située à 550 m au-dessus du niveau de la mer et couvre environ 6000 km² dont 2000 km² sont irrigués. La moyenne annuelle des précipitations est d'environ 250 mm. La distribution des précipitations met en évidence une saison humide avec environ 85% des précipitations annuelles entre octobre et avril, et une saison sèche de mai à septembre. La température moyenne maximale se produit en été en juillet-août (environ 35 °C) et la valeur minimale en janvier (environ 5 °C) (Abourida et al., 2008). L'humidité moyenne de l'air est d'environ 50% et l'évapotranspiration de référence ET_0 est d'environ 1600 mm/an (Jarlan et al., 2015), ce qui dépasse largement les précipitations annuelles. La production agricole dans la plaine n'est pas très diversifiée et peut être divisée en surfaces irriguées et non irriguées. Sur la partie irriguée, les céréales présentent 51%, les oliviers couvrent 30%, 9% sont dédiées à la production fourragère et 2% au maraîchage pour l'élevage bovin alors que la partie non irriguée de la plaine est cultivée en blé pluvial (Abourida et al., 2008). Le blé est généralement semé entre novembre et janvier en fonction de la répartition des précipitations, même pour les parcelles irriguées, et du cultivar. La récolte a lieu généralement en mai ou juin.

La plaine est traversée du sud au nord par plusieurs oueds (Figure III.1). L'eau est transportée du "Haut Atlas" vers la plaine soit directement par des systèmes hydrauliques (barrages et canaux modernes et traditionnels), soit indirectement en contribuant à la recharge de la nappe phréatique (Boudhar et al., 2007; Chaponnière et al., 2007). Vu l'augmentation de la fréquence et de l'intensité des périodes de sécheresse (Zkhiri et al., 2018), l'eau de surface disponible dans les barrages et à la sortie des oueds ne couvre plus les besoins de l'irrigation de la plaine. Les agriculteurs qui en ont les moyens recourent donc massivement aux pompages dans la nappe, ce qui a provoqué un abaissement important de son niveau (Abourida et al., 2008). En outre, les projections futures ont montré qu'une

diminution de la disponibilité de l'eau est prévue (Tramblay et al., 2017). Il est donc indispensable d'assurer une gestion rationnelle de l'eau dans la région.

II.2 Parcelles expérimentales

La base de données principale se compose de trois parcelles irriguées (D1, D2 et D3) situées au sein d'une ferme agricole privée dans la province de Chichaoua située à 65 km à l'ouest de la ville de Marrakech (Figure III. 1). D1 et D2 ont été suivies pendant deux saisons de croissance successives (2016-2017 et 2017-2018) tandis que D3 a été suivie pendant la saison 2018-2019. Les parcelles sont semées à l'aide d'un semoir automatique. Elles sont irriguées en utilisant la technique du goutte-à-goutte. Pour toutes les parcelles, le blé est cultivé une fois par an pendant l'hiver-printemps (voir le Tableau III.1 pour les dates de semis et de récolte).

Tableau III. 1 : Informations générales sur les trois parcelles D1, D2 et D3.

Parcelle	Surface (ha)	Saison	Date de semis	Date de récolte	Irrigation	Sable (%)	Argile (%)
D1	1.5	2016-2017 & 2017-2018	25 Nov. 2016	16 Mai 2017	goutte-à-goutte	32.5	37.5
D2	1.5		27 Nov. 2017	08 Juin 2018			
D3	12	2018-2019	04 Nov. 2018	06 Juin 2019			

Après la récolte, les parcelles sont généralement utilisées pour le pâturage du bétail jusqu'à la mi-juillet, lorsque les travaux de labour commencent. Tableau III.1 résume quelques informations générales sur les parcelles. Veuillez noter que le blé dans D2 pendant la saison 2017-2018 a été affecté par des conditions de croissance spécifiques, en particulier, le développement d'un type d'adventices qui appartient à la famille des chardons sauvages caractérisées par une structure horizontale. En outre, le blé dans D2 était plus exposé au vent que D1 parce que la densité de semis était beaucoup plus élevée et parce que les graines semées étaient un mélange de blé et d'orge. L'orge se caractérise par des tiges plus longues que le blé, qui ont atteint 146 cm en avril 2018 grâce à l'irrigation. En revanche, la hauteur des tiges sur D1 semé avec du blé pur, n'a atteint que 110 cm. Les tiges ont été presque entièrement couchées par le vent à partir du 12 avril 2018 (voir Figure A1) sur D2. Bien que de telles conditions de croissance exceptionnelles ne soient pas très probables, il a été choisi de conserver cette parcelle dans la base de données afin de couvrir différentes conditions de croissance.

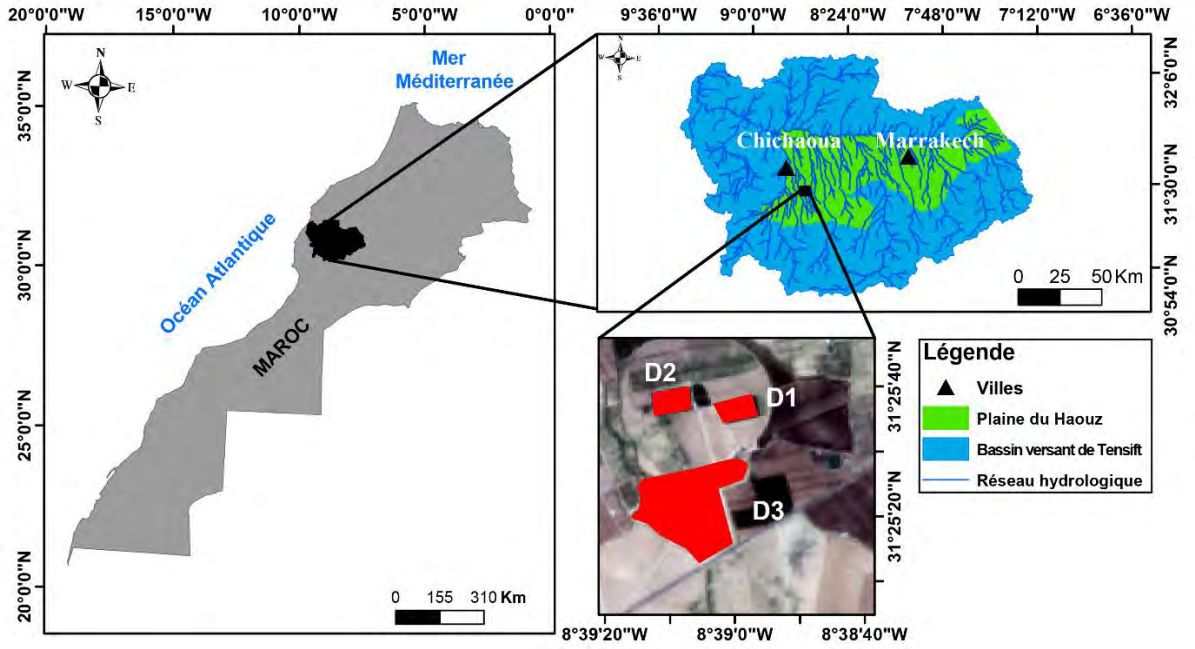

Figure III. 1 : Localisation des trois parcelles principales d'étude : D1, D2 et D3 de blé d'hiver irriguées par goutte-à-goutte dans une ferme privée ("Domaine Rafi") près de la ville de Chichaoua dans la plaine du Haouz, bassin versant du Tensift au centre du Maroc.

III. Présentation des données

III.1 Mesures terrain

Les données *in situ* sont composées de mesures automatiques de l'humidité du sol et des données météorologiques, et de mesures manuelles (campagnes de mesures) de la rugosité de surface, de la biomasse, du contenu en eau de la végétation, de la hauteur du couvert, de l'indice de surface foliaire verte et de la fraction de couvert. Au total, 26, 18 et 16 campagnes de mesure ont été menées respectivement au cours des saisons 2016-2017, 2017-2018 et 2018-2019.

III.1.1 Humidité du sol

L'humidité de surface du sol (SSM) est mesurée automatiquement toutes les 30 minutes à l'aide des capteurs Time Domain Reflectometr (TDR), modèle Campbell Scientific CS616. Deux capteurs enterrés à une profondeur de 5 cm sont utilisés : un sous les goutteurs et un entre les goutteurs. La moyenne des deux est calculée afin d'obtenir une valeur de SSM représentative de la parcelle. En outre, des capteurs similaires sont enterrés pour la mesure de l'humidité en zone racinaire (RZSM) à 15, 25 et 35 cm de profondeur sur D1 et D3 tandis que seul deux capteurs à 15 et 30 cm sont entrées sur D2 par manque de capteurs

supplémentaires. La Figure III. 2a illustre un exemple des capteurs TDR à différentes profondeurs.

La réserve utile (RU) présente la quantité d'eau dans la zone racinaire qui est disponible pour l'utilisation par la plante. Elle est calculée à partir des mesures RZSM à différentes profondeurs comme suit :

$$RU = \frac{(SSM_{5cm}-\theta_{wp})h_{5cm} + (SSM_{15cm}-\theta_{wp})h_{15cm} + (SSM_{25cm}-\theta_{wp})h_{25cm}}{(\theta_{fc}-\theta_{wp})(h_{5cm}+ h_{15cm} + h_{25cm})}100 \qquad \text{(III.1)}$$

Où SSM_{5cm}, SSM_{15cm} et SSM_{25cm} sont les SSM à respectivement 5, 15 et 25 cm. θ_{wp} et θ_{fc} sont respectivement l'humidité au point de flétrissement et l'humidité à la capacité du champ. $h_{5cm,}$ h_{15cm}, h_{25cm} sont les épaisseurs de sol contrôlées par les capteurs installés à respectivement 5, 15 et 25 cm. Les trois épaisseurs sont retenues égales à 10 cm (Rafi, 2020). RU est calculé sur D1 pour utilisation dans le Chapitre VII.

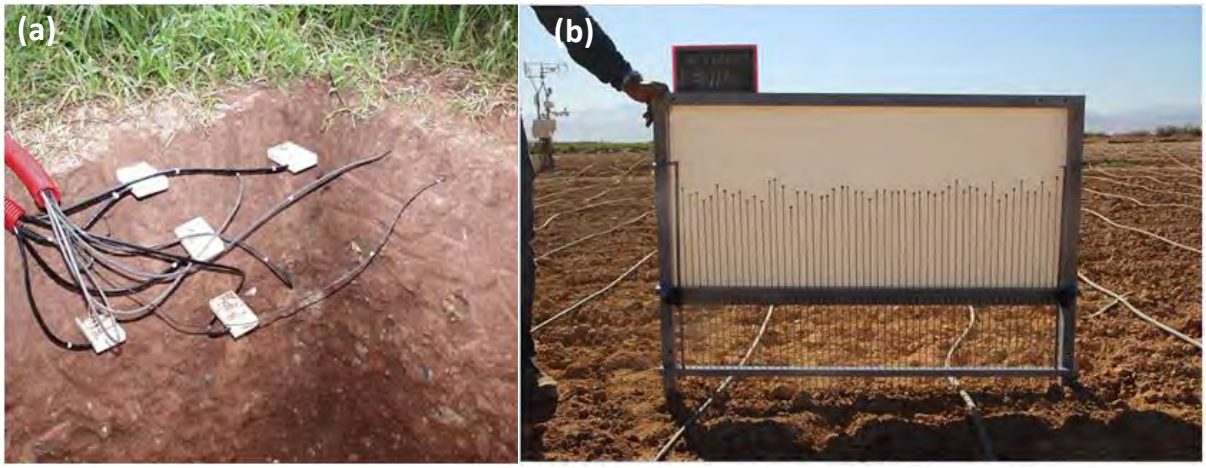

Figure III. 2 : Exemples de (a) capteurs TDR installés à différentes profondeurs et (b) une image du rugosimétre prise sur une des parcelles labourées avec des tubes d'irrigation goutte-à-goutte installés.

Les capteurs TDR sont calibrés en utilisant la technique gravimétrique. La calibration a été faite au cours de la saison 2016-2017 à l'aide d'échantillons prélevés dans les 5 premiers centimètres des deux parcelles D1 et D2. L'équation calibrée est ensuite appliquée aux données de D1, D2 et D3, car les caractéristiques du sol sont similaires et les mêmes capteurs sont utilisés. À cette fin, un cylindre d'aluminium de 392.5 cm^3 est utilisé pour recueillir des échantillons aux profondeurs d'installation des TDR. Trois échantillons sont collectés par jour et par parcelle pendant cinq jours choisis avec différentes conditions de SSM afin de couvrir une large gamme de valeurs (0.08 à 0.33 m^3/m^3). Une régression

linéaire est établie entre le contenu en eau volumétrique et la racine carrée de la réponse temporelle de la TDR (nommée τ en seconde) :

$$SSM = a_{TDR} * \sqrt{\tau} + b_{TDR} \quad \text{(III.2)}$$

Les valeurs calibrées en utilisant les données des deux parcelles sont $b_{TDR} = -1.154\ m^3/m^3$ et $b_{TDR} = -1.154\ m^3/m^3$. La Figure III.3 illustre les résultats de la calibration avec tous les échantillons prélevés. Les statistiques sont : coefficient de corrélation R = 0.97, erreur moyenne RMSE = 0.018 m^3/m^3 et aucun biais. En considérant les deux parcelles séparément, les résultats pour (D1, D2) sont R = (0.90, 0.94), RMSE = (0.023, 0.01) m^3/m^3 et biais = (-0.002, 0.003) m^3/m^3.

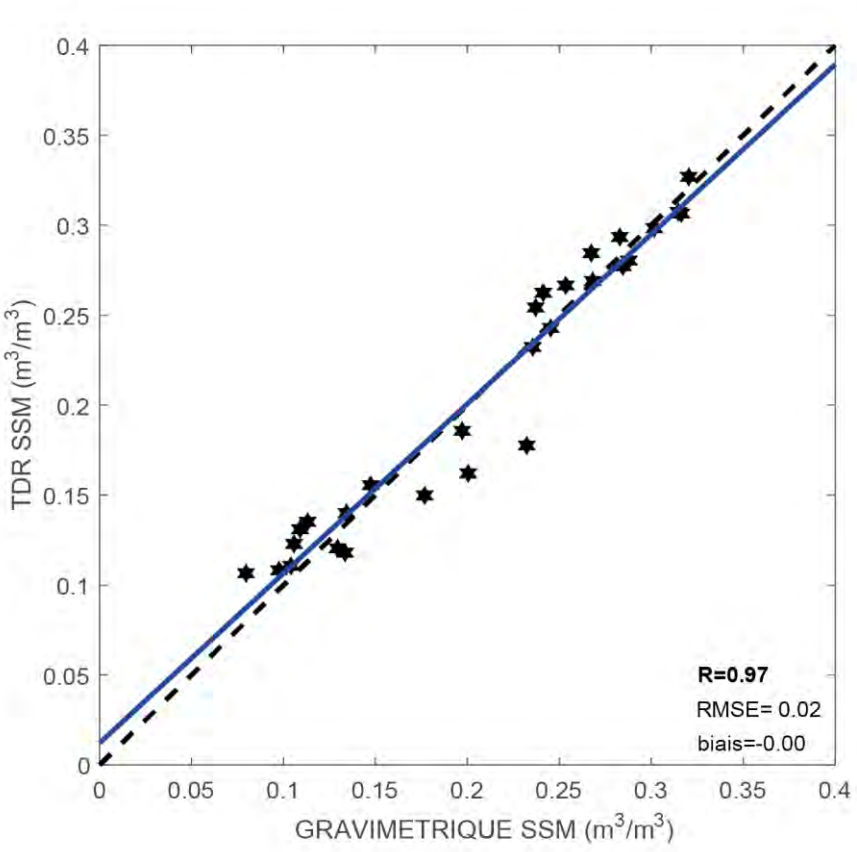

Figure III. 3 : Humidité de surface du sol mesurée par TDR contre les mesures gravimétriques dérivées des échantillons collectés sur les deux parcelles D1 et D2 pendant la saison de croissance 2016-2017. La ligne bleue continue correspond à la régression linéaire et la ligne noire pointillée à la droite Y = X.

III.1.2 La rugosité de surface

Les deux variables qui caractérisent la rugosité de surface h_{rms} et L (voir Chapitre I) sont mesurées. Sur les 3 parcelles étudiées, les mesures de la rugosité de surface sont effectuées

durant le premier stade du blé (de l'émergence au début du tallage) lorsque le sol n'est pas totalement couvert par la végétation. Dans le cadre de cette thèse, nous avons utilisé un rugosimétre à aiguilles de 1 m de long, composé d'un ensemble de 53 tiges métalliques de même longueur distantes de 2 cm (Figure III. 2b). 16 photos (échantillons) sont prises par parcelle et par date, incluant huit photos parallèles et huit photos perpendiculaires à la direction des rangs. Les photos sont prises à l'aide d'un Canon 6EOS 600D équipé d'un objectif TAMRON (modèle A14).

Les images sont traitées dans MATLAB par détection de la position supérieure de chaque tige. h_{rms} et L sont calculés à partir de la fonction d'auto-corrélation, puis les moyennes par direction, par parcelle et par date sont calculées. À titre d'illustration, la Figure III.4 montre une série temporelle des paramètres h_{rms} et L calculés séparément pour chaque direction pour D1 et D2 pendant la saison 2017-2018. Les valeurs moyennes par saison sont données dans le Tableau III. 2 pour D1, D2 et D3.

Tableau III. 2 : Mesures générales de la rugosité de surface sur les trois parcelles D1, D2 et D3.

		D1		D2		D3	
		h_{rms} (cm)	L (cm)	h_{rms} (cm)	L (cm)	h_{rms} (cm)	L (cm)
2016-2017	Parallèle	0.92	5.02	1.19	5.77		
	Perpendiculaire	1.34	5.88	1.19	5.8		
	Moyenne	1.13	5.45	1.19	5.78		
2017-2018	Parallèle	0.89	5.44	1.1	5.88		
	Perpendiculaire	1.16	7.4	1.12	6.6		
	Moyenne	1.02	6.42	1.11	6.24		
2018-2019	Parallèle					0.83	6.54
	Perpendiculaire					0.96	7.32
	Moyenne					0.89	6.93

Sur la base de la gamme de mesures h_{rms} ($0.83 < h_{rms} < 1.35$), on peut clairement voir que les parcelles sont caractérisées par une surface légèrement rugueuse ou lisse, ce qui est le cas général des parcelles labourés par disques. Après le semis, une légère variation est observée au début de la saison (28 décembre 2017, voir Figure III. 4). À ce moment-là, le sol vient d'être préparé pour le semis et les rangs sont directement exposés aux précipitations. Le fait que les rangs soient encore visibles dans la parcelle explique également les différences observées entre les deux directions au début de la saison. Cette anisotropie disparaît

rapidement avec l'irrigation, les précipitations et le développement de la végétation. h_{rms} et L sont presque constants à partir de début de janvier. En effet, il a été démontré qu'après le semis, la rugosité de surface est affectée par des variations très limitées (Bousbih et al., 2017) au cours de la saison puisque aucun travail du sol ne se produit après le semis. Pour la modélisation, la rugosité est généralement considérée constante pendant la saison agricole (El Hajj et al., 2016; Gherboudj et al., 2011; Gorrab et al., 2015b; Ouaadi et al., 2020).

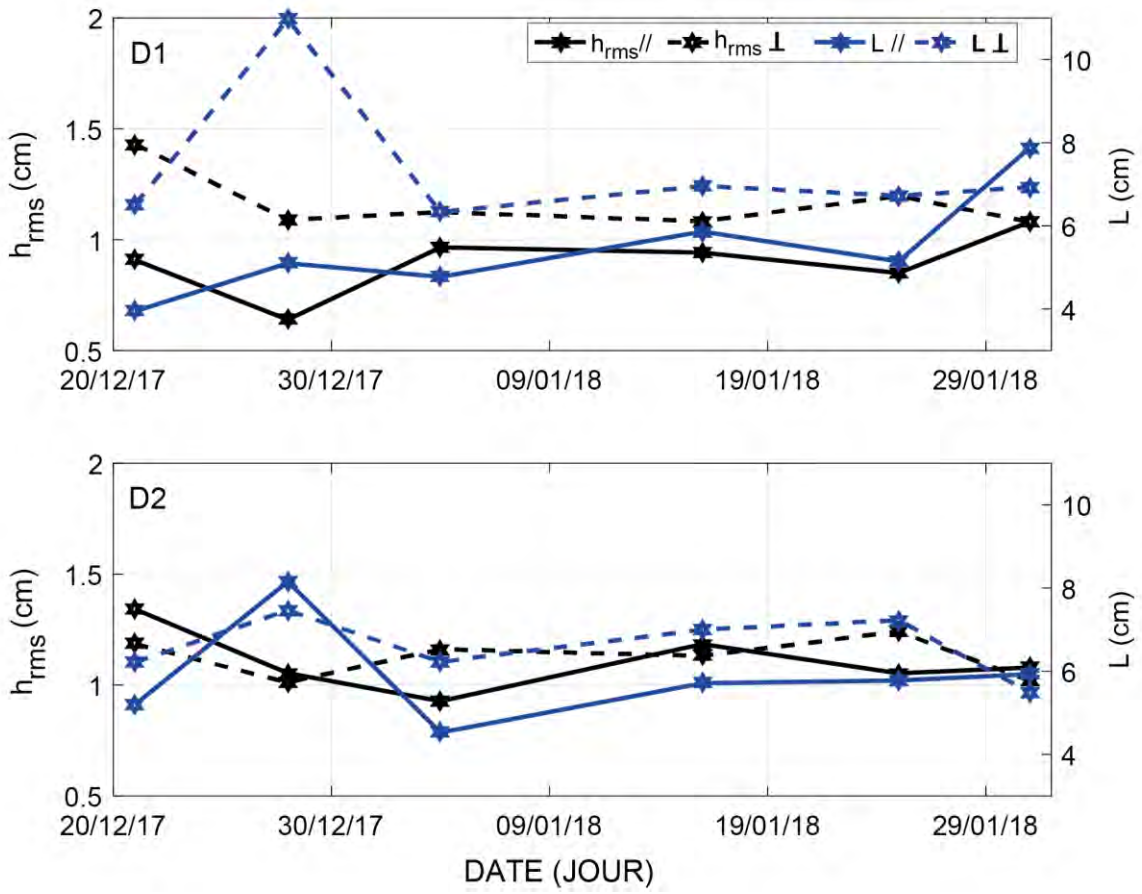

Figure III. 4 : Séries temporelles de h_{rms} et L calculées à partir des mesures de rugosimètre en parallèles et en perpendiculaires sur D1 et D2 pendant la saison 2017-2018.

III.1.3 Biomasse et contenu en eau de la végétation

La biomasse et le contenu en eau sont deux variables biophysiques d'une importance cruciale dans différentes applications agricoles, notamment le suivi du stress des plantes, la modélisation et la compréhension de la rétrodiffusion radar, le rendement des cultures et la modélisation de l'évapotranspiration. Dans chaque parcelle, huit échantillons sont collectés une fois par semaine ou toutes les deux semaines pendant la saison de croissance. Les échantillons sont choisis arbitrairement de façon à ce que la moyenne soit représentative de

la parcelle. Un carré d'une surface de 0.0625 m² (soit 25*25 cm²) est utilisé pour collecter les échantillons (Figure III.5). Afin d'éviter la perte d'eau des plantes par transpiration, les échantillons sont pesés sur place (dans la parcelle immédiatement après découpage) pour obtenir la biomasse aérienne fraîche (FAGB). La biomasse aérienne correspondante (AGB) exprimée en kg de matière sèche par m² est déterminée ensuite au laboratoire en séchant les échantillons dans un four électrique à 105°C pendant 48 heures. Le contenu en eau de la végétation (VWC) est ainsi calculée comme la différence entre la FAGB et l'AGB (Gherboudj et al., 2011; Ouaadi et al., 2020).

Au cours des deux saisons 2016-2017 et 2017-2018, le protocole de mesure suivi sur les parcelles D1 et D2 avait pour objectif la mesure des variables de végétation totales, c'est-à-dire que les mesures d'AGB, de FAGB, de VWC et de H sont des mesures totales des feuilles et des épis sans distinction. Cependant, des mesures séparées des variables de végétation sont nécessaires pour le modèle de Karam (Chapitre IV). Pour cette raison, un protocole différent a été suivi au cours de la saison 2018-2019 (parcelle D3) afin de distinguer les mesures des feuilles (et des tiges, bien sûr) et des épis.



Figure III. 5 : Photo prise lors d'une campagne de mesure illustrant un échantillon de blé utilisé pour la détermination de la biomasse aérienne et le contenu en eau.

III.1.4 Hauteur du couvert, indice de surface foliaire verte et fraction de couvert

La hauteur du couvert (H), l'indice de surface foliaire verte (GLAI) et la fraction de couvert (Fc) sont mesurés chaque semaine (ou deux semaines) pendant la saison de croissance. Les valeurs mesurées sur onze endroits différents dans la parcelle sont moyennées et considérées comme une mesure représentative de la parcelle. H est simplement mesuré à l'aide d'un ruban à mesurer tandis que GLAI et Fc sont calculés par traitement des photos hémisphériques (Figure III. 6b) à l'aide du logiciel MATLAB selon la méthode décrite dans Duchemin et al. (2006) et Khabba et al. (2009). Les huit photos collectées par date et par parcelle sont prises à l'aide d'un appareil photo Canon 6EOS 600D avec SIGMA 4.5 mm F2.8 EXDC fisheye circulaire HSM (Figure III. 6a). Les photos sont prises dans des conditions d'éclairage optimales afin d'éviter les effets d'ombre et les phénomènes de surexposition qui rendent la classification plus difficile. L'algorithme est basé sur la binarisation des images hémisphériques par seuillage d'un indice de verdure. Ensuite, la partie utile des images est extraite en masquant l'opérateur et les angles de vue élevés (> 75°) (Figure III. 6c). Finalement, la zone couverte par le sol est extraite sur des anneaux concentriques associés à des angles de vue fixes et la moyenne de toutes les images est le GLAI de la parcelle. En utilisant le même processus, Fc est calculé comme le rapport entre le nombre de pixels de végétation et le nombre total de pixels.

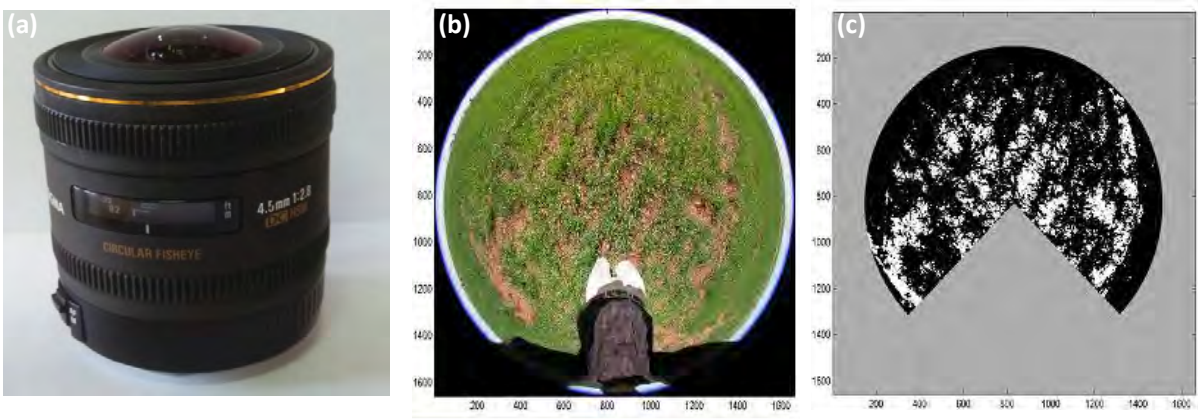

Figure III. 6 : (a) le HSM 4.5 mm F2.8 EXDC fisheye circulaire, (b) exemple de photo hémisphérique et (c) résultat du traitement de l'image b après binarisation et après masquage de l'opérateur et des angles de vue élevés (> 75°).

III.1.5 Mesures du PRI

L'indice de réflectances photochimiques (Photochemical Reflectance Index -PRI- en anglais) est un indice basée sur la différence normalisé de deux bandes de réflectances proches dans le vert qui permettent de suivre le cycle des xantophyles, un mécanisme de défense de la plante

en réponse à un stress hydrique. Le stress entraine une variation au niveau de la physiologie de la plante qui conduit ainsi à une variation de la réflectance de la feuille à la longueur d'onde de 531 nm (R_{531}). Le PRI combine cette bande de réflectance avec une bande de référence ; 570 nm (R_{570}) :

$$\frac{R_{570}-R_{531}}{R_{570}+R_{531}} \quad \text{(III.3)}$$

Sur la parcelle D1, un capteur PRI SKYE avec deux canaux qui mesurent le rayonnement réfléchi et incident des longueurs d'onde centrées à 531 et 570 nm avec une largeur de bande de 5 nm est installé. Le capteur qui a été installé sur D2 a subit un dysfonctionnement ce qui a résulter dans des données inexploitables sur cette parcelle. Le capteur possède un angle d'ouverture de 25 degrés qui lui permet de couvrir une surface au sol de 0.1 m² lorsque la végétation est bien développée et une surface de 0.44 m² lorsque le sol est nu. Ces données de PRI ont été traitées dans le cadre de la thèse de Zoubair Rafi (Rafi et al 2021). Ils ont fait ressortir trois indices que nous avons récupérés pour les utiliser dans le Chapitre VII. De manière succincte, ces indices sont :

PRI0 : Bien que le PRI soit reconnu comme un bon indice de stress qui contient des informations sur le fonctionnement hydrique d'une plante, le développement du couvert végétal affecte également le signal du PRI. C'est la partie qui contient cet effet qui est appelée le PRI0. Elle est déterminée tôt le matin lorsque le fonctionnement photosynthétique de la canopée est quasiment nul.

PRI11-13h : la moyenne de PRI mesuré entre 11h et 13h lorsque la plante est au maximum de son fonctionnement (transpiration et photosynthèse).

PRIj : Il s'agit de l'indice de stress hydrique qui présente la partie du signal PRI entre 11 et 13h liée au fonctionnement hydrique de la plante et calculé comme suit :

$$PRI_J = PRI_{11-13\,h} - PRI_0 \quad \text{(III.4)}$$

III.1.6 Irrigation et données météorologiques

Une station météorologique permet l'acquisition automatique des données météorologiques est installée au-dessus d'une parcelle de luzerne près des parcelles étudiées (Figure III. 7). La station mesure les variables météorologiques en continu toutes les 30 minutes. Ces variables sont : les précipitations, la température de l'air, l'humidité relative, le rayonnement solaire, la vitesse et la direction du vent. Le capteur Campbell CS215 est utilisé pour mesurer la

température de l'air et l'humidité relative (Figure III. 7). Le rayonnement solaire global et la direction et la vitesse du vent sont mesurés en utilisant respectivement le Campbell SKP215 et le Campbell windsonic4. Enfin, les précipitations sont mesurées en utilisant le pluviomètre (Campbell SBS500) montré dans la Figure III. 7.

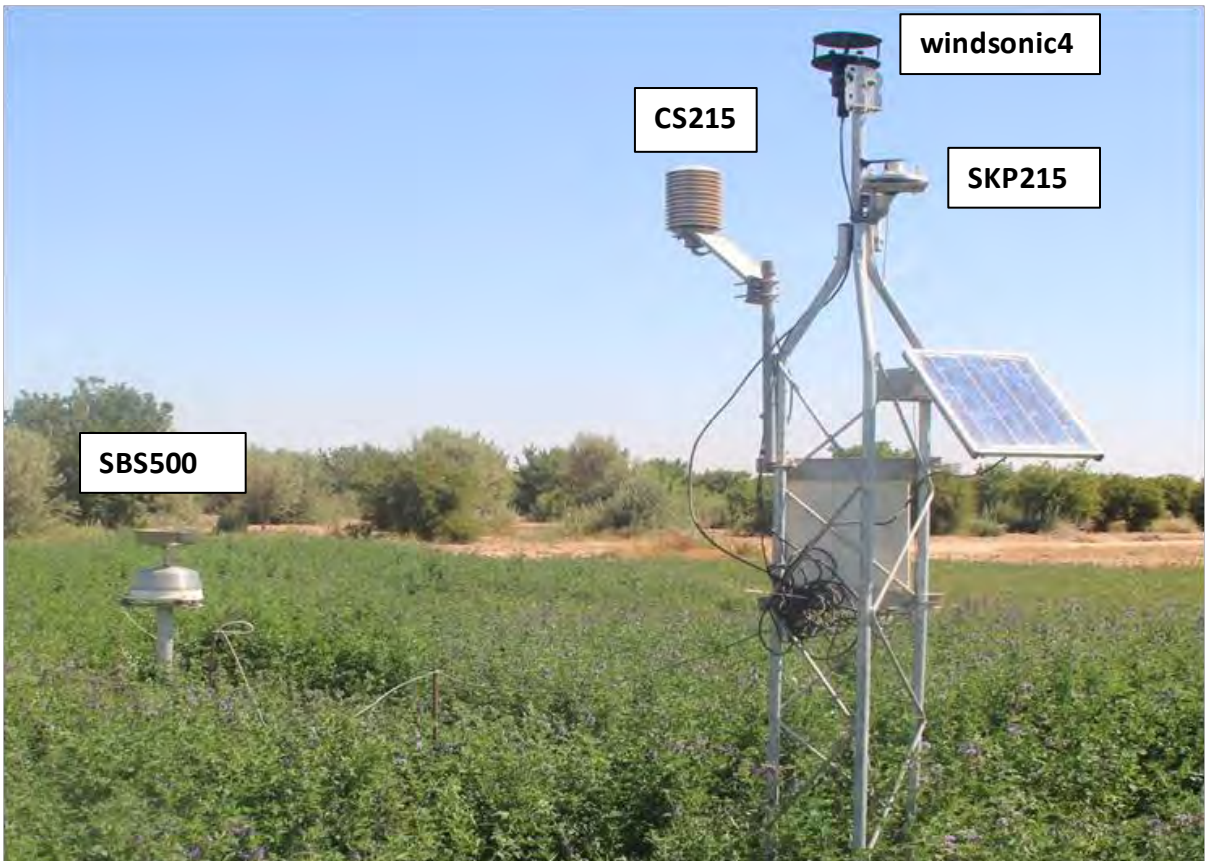

Figure III. 7 : Station météorologique automatique installée au-dessus d'une parcelle de luzerne près des parcelles D1, D2 et D3.

D1, D2 et D3 sont irriguées en utilisant la technique du goutte-à-goutte. Les quantités d'irrigation sont déterminées par l'agriculteur en estimant l'évapotranspiration journalière dans des conditions standard (ETc, voir Chapitre II) dans la région calculée à partir de l'approche simple du modèle FAO-56 (Allen et al., 1998). L'ETc cumulée pour une période donnée (généralement une semaine) est appliquée au cours d'un ou plusieurs événements par semaine en fonction des contraintes de l'agriculteur (par exemple, la disponibilité de la main-d'œuvre) et des conditions météorologiques (comme l'occurrence de la pluie). Les tuyaux d'irrigation sont espacés de 0.7 m et la distance entre les goutteurs le long du tuyau est de 0.4 m. Sur D1 et D2, le débit de chaque goutteur est de 7.14 mm/heure. Un débitmètre monté en aval d'une vanne permet une mesure précise des volumes d'irrigation. D2 et D3 ont été irriguées selon les recommandations de la FAO tandis que D1 a été soumise à un stress volontaire pendant certaines périodes. Le stress provoqué sur D1 ne concerne que la

première saison (2016-2017) car la saison 2017-2018 a été humide de sorte qu'il n'y a pas eu de stress clair observé sur la parcelle. Les dates et quantités d'irrigation sur D1 et D2 pendant les deux saisons sont bien enregistrées alors que sur D3, ces informations ne sont pas disponibles.

En moyenne, l'irrigation dure environ 105 minutes, ce qui correspond à une quantité de 12.5 mm par événement. Au début de la saison, l'irrigation a été appliquée tous les jours pendant la première semaine de décembre (environ 9 jours après le semis, juste avant l'émergence du blé) avec un total de 182.74 mm sur D2 et 140.76 mm sur D1. De telles quantités sont généralement appliquées par les agriculteurs de la région afin de stocker l'eau dans les couches profondes du sol, de faciliter l'émergence des cultures et d'éviter la formation de la croûte (Le Page et al., 2014; Olivera-Guerra et al., 2020). Ensuite, des événements sont programmés tous les deux jours (chaque période d'irrigation) avec des quantités allant de 7 à 22 mm pour 2016-2017, et de 1.2 à 22 mm en 2017-2018. L'irrigation a été arrêtée vers la mi-avril au cours de la saison 2016-2017 tandis qu'aucune irrigation n'a été appliquée après le début de février et mars sur D1 et D2, respectivement, pour la saison 2017-2018 en raison des conditions plus humides de cette saison par rapport à 2016-2017.

III.2 Bases de données complémentaires

En plus des trois parcelles (ensemble de 5 saisons agricole) du site d'étude principal, d'autres données collectées sur d'autres parcelles au Maroc et en Tunisie ont été utilisé dans le cadre des travaux de cette thèse. Dans cette section, nous présentons les différentes parcelles ainsi que les données utilisées :

Parcelles irriguées en gravitaire au Maroc: trois parcelles nommées F1 (4.5 ha), F2 (4 ha) et F3 (2 ha), situées dans un périmètre de la plaine de Haouz (voir section II.1) irrigué par la technique gravitaire (Belaqziz et al., 2013) ont été suivies pendant différentes saisons. F1 a été suivie pendant la saison 2002-2003 tandis que F2 et F3 ont été suivies pendant la saison agricole 2015-2016. La texture du sol est composée de 47% d'argile et 33% de limon. Chacune des trois parcelles est équipée d'une sonde TDR enterrées à 5 cm de profondeur pour la mesure de la SSM toutes les 30 minutes. En plus, une station météorologique a été installée proche des parcelles afin de collecter les mesures des variables météorologiques avec un pas de temps semi-horaire.

Il convient de mentionner que F3 était en fait irriguée en utilisant la technique du goutte-à-goutte, mais l'agriculteur a appliqué des quantités massives jusqu'à ~50 mm par événements

(8 événements pendant la saison agricole), imitant ainsi la technique d'irrigation gravitaire. Pour F2 et F3, l'eau est amenée aux parcelles par un réseau de canaux en béton de différentes tailles et débits. La quantité d'irrigation sur chaque parcelle est déterminée à partir du débit du canal connaissant la durée d'ouverture de ce dernier par des enquêtes terrain. Quatre événements d'irrigation ont été enregistrés sur F1 avec une quantité d'environ 60 mm chacun alors que sur F2, 8 événements de 64 mm sont répartis sur la période entre fin décembre et fin avril. Pour F3, un débitmètre a été installé le 21 janvier alors que le blé avait déjà poussé à cette date. 8 événements ont été enregistrés de la fin de janvier au début mai avec des quantités différentes allant de 23 à 50 mm.

Parcelle pluvial au Maroc : La parcelle nommée R1 également située dans la plaine du Haouz est une parcelle de blé pluvial de 1 ha située à environ 40 km à l'est de Marrakech près de la ville de Sidi Rahal. La texture du sol est composée de 47% d'argile et 33% de limon. La parcelle a été suivie pendant quatre saisons agricoles de 2014 à 2018 dont la saison 2015-2016 était considéré sol nu (le blé n'a pas poussé par manque de pluie). En outre, une station météorologique installée proche de la parcelle permet la mesure avec un pas semi-horaire des variables météorologique. La parcelle est équipée de deux sondes TDR enterrées à 5 cm de profondeur pour la mesure de SSM toutes les 30 minutes. Les valeurs sont comprises entre 4% et 39%.

Parcelles en Tunisie : Des mesures de SSM sur 18 parcelles situées dans la plaine de Kairouan en Tunisie pendant la saison de croissance 2016-2017 ont été utilisées dans cette thèse. Ces mesures ont été collectées par Safa Bousbih dans le cadre de sa thèse (Bousbih, 2019). La plaine de Kairouan est la plus grande plaine de Tunisie, également caractérisée par un climat méditerranéen semi-aride dont la majorité des précipitations tombent entre l'automne et le printemps, avec une moyenne annuelle d'environ 300 mm. L'été est sec et caractérisé par une température moyenne d'environ 19.2 °C avec le minimum en janvier (~12 °C) et le maximum en juillet-août (~30 °C). L'évapotranspiration potentielle est de 1600 mm en moyenne. La plaine est dédiée aux activités agricoles où elles occupent 90% du paysage. La végétation est dominée par les cultures, principalement les céréales (12%) et les oliviers (40%). Le sol dans la plaine couvre une grande variabilité de texture (Bousbih et al., 2019). Pendant la saison agricole 2016-2017, des campagnes de mesures ont été menée pour collecter manuellement la SSM par une sonde Thetaprobe sur un ensemble de 18 parcelles de blé d'hiver. Sur chaque campagne, 20 échantillons de la sonde ont été moyennés par parcelle. Ces échantillons ont été collectés au moment du passage de Sentinel-1 (entre 30 min avant et 2h après pour les orbites respectivement ascendante et descendante). La gamme

de SSM pour l'ensemble des données s'étend de 5 à 50%. La rugosité de surface est comprise entre 0.7 et 1.5 cm selon les mesures effectuées sur un ensemble de parcelles de la plaine, y compris celles utilisées ici (Bousbih et al., 2017). Parmi les 18 parcelles, 6 sont pluviales et 12 irriguées par aspersion. Les quantités et le calendrier des irrigations sur ces parcelles, qui appartiennent à des agriculteurs différents, ne sont pas enregistrés.

III.3 Données de télédétection

III.3.1 Sentinel-1

Sentinel-1 est une constellation d'observation de la Terre composée de deux satellites, Sentinel-1A et Sentinel-1B, développés pour l'initiative Copernicus et lancés par l'Agence spatiale européenne (ESA) respectivement en 2014 et 2016. Les deux satellites sont maintenus sur l'orbite héliosynchrone quasi-polaire à 693 km d'altitude, phasée à 180°, offrant un temps de revisite de six jours (Torres et al., 2012). A bord des satellites Sentinel-1, un radar à synthèse d'ouverture en bande C avec une fréquence de 5.33 GHz est installé. Il couvre le monde entier en 175 orbites par cycle. Son principal mode d'imagerie opérationnel est le Wide-swath mode (IW) qui permet l'acquisition des données avec une large fauchée de 250 km et avec de hautes résolutions géométrique (résolution en azimut de 20 m et résolution en distance au sol de 5 m) et radiométrique (European space agency, 2012). Le mode IW prend en charge le fonctionnement en polarisation simple et double (HH, VV, HH/HV et VV/VH) et couvre une gamme d'angles d'incidence comprise entre 31° et 46°. Les produits Sentinel-1 sont composés de trois sous-bandes acquises selon la technique d'imagerie TOPSAR.

Les produits de niveau 1 sont systématiquement traités et disponibles, gratuitement, après 24 heures sur le site Web Sentinel-1 Data Hub (https://scihub.copernicus.eu). Le site Web fournit des données sous deux types de produits : GRDH (Ground Range Detected High resolution) et SLC (Single Look Complex). Sur les parcelles d'étude principales, 561 produits GRDH et SLC ont été traités (Tableau III.3). Parmi eux, 124 images ont été acquises sur D3 pendant la saison 2018-2019 et 437 sur D1 et D2 du 01 octobre 2016 au 31 juillet 2018, le long des orbites relatives ascendantes #118 (221 images) et descendantes #52 (216 images). Cette période comprend deux saisons agricoles en plus de la période estivale. De même, sur la base de données complémentaire, 180 images ont été traitées dont 28 sur les 18 parcelles de Kairouan, 31 sur F2 et F3 et 121 sur R1 durant les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018.

Tableau III. 3 : Caractéristiques des produits Sentinel-1 traités sur toutes les parcelles utilisées dans le cadre de cette thèse.

Field	Saison	Numéro d'orbite relatif	Angle d'incidence	Orbite relatif	Temps de revisite	Produit	Nombre d'images
D1 et D2	Octobre 2016 - Juillet 2018	118	45.6°	Ascendant	18:30	GRDH	112
						SLC	109
		52	35.2°	Descendant	06:30	GRDH	110
						SLC	106
D3	Novembre 2018 - Mai 2019	118	45.6°	Ascendant	18:30	GRDH	32
						SLC	31
		52	35.2°	Descendant	06:30	GRDH	31
						SLC	30
R1	Novembre 2016/2017 - Juin 2017/2018	154	40°	Descendant	06:28	GRDH	61
						SLC	60
F2 et F3	Décembre 2015 – Juin 2016	45	40°	Ascendant	18 :33	GRDH	16
						SLC	15
Kairouan	Novembre 2016 - Avril 2017	88 & 95	39.5°-40°	Ascendant & Descendant	17:20 & 05:21	GRD	14
						SLC	14

Coefficient de rétrodiffusion

Les produits GRDH sont distribués par l'ESA avec une taille de pixel carrée et ne contiennent que les informations d'intensité. Le coefficient de rétrodiffusion est extrait de ces produits à l'aide de l'Orfeo toolbox (CNES, 2018). La procédure de traitement se compose de trois étapes (Frison and Lardeux, 2018):

1. *Thermal noise removal* : Un produit SAR contient non seulement le signal utile mais aussi le bruit indésirable qui perturbe l'information contenue dans les images d'intensité, notamment lorsque la puissance rétrodiffusée est faible. Le bruit thermique est un bruit additif. La compensation de ce bruit peut être effectuée par la soustraction de la puissance du bruit en utilisant les vecteurs de bruit calibrés fournis par l'ESA.

2. *Calibration* : L'étape de "calibration" vise à convertir les nombres numériques en une variable physiquement interprétée : le coefficient de rétrodiffusion. Un vecteur de calibration est inclus dans les produits GRDH qui contient les informations nécessaires pour convertir les valeurs numériques en coefficient de rétrodiffusion.

3. *Terrain correction* : Les données Sentinel-1 SAR sont mesurées avec un angle de vue supérieur à zéro, ce qui induit une distorsion dans les produits en raison de la géométrie de vue latérale. Le module "Terrain corrections" est utilisé pour compenser ces distorsions et obtenir autant que possible des images avec la représentation géométrique réelle. Les images sont projetées sur la surface de la Terre à l'aide d'un modèle numérique de terrain (MNT). Le MNT SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) de 30 m de résolution est utilisé selon la méthode décrite dans Small and Schubert (2008).

Les images SAR sont affectées par le speckle, qui est principalement dû à la phase relative des diffusions individuelles dans une cellule de résolution (voir Chapitre I). De nombreux filtres ont été développés pour éliminer le speckle, bien que le meilleur filtre soit la moyenne spatiale. La base de données présentée (site principale et base supplémentaires) est générée en utilisant une moyenne simple par parcelle. Par exemple, 120 pixels ont été moyennés sur D1 avec un écart type d'environ 1.55 dB. Afin de visualiser la dynamique des données, les coefficients de rétrodiffusion sont convertis en dB. Enfin, le rapport de polarisation $PR = \sigma^0_{VH}/\sigma^0_{VV}$ est calculé.

Cohérence interférométrique

Les produits SLC de Sentinel-1 sont fournis en géométrie distance oblique (slant-range en anglais) ; définie comme la ligne de visée entre le radar et la cible. Ils contiennent trois images de sous-bandes IW1, IW2 et IW3. Chaque sous-bande est composée de neuf rafales (bursts en anglais) an azimut séparés par une démarcation noir. Contrairement aux images GRDH, les informations d'intensité et de phase sont conservées. L'information de phase est utilisée pour le calcul de la cohérence interférométrique par exploitation des orbites répétées de Sentinel-1 (voir Chapitre I). Elle est calculé à partir de deux acquisitions consécutives de la même orbite (i.e., 6 jours avec Sentinel-1 A et B) en croisant pixel par pixel la première image SAR z_i avec le conjugué complexe $z_i'^*$ de la seconde (Bamler and Hartl, 1998; Touzi et al., 1999) pour un voisinage local donné :

$$\boldsymbol{\rho} = \frac{\sum_{i=1}^{N} z_i . z_i'^*}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} |z_i|^2 . \sum_{i=1}^{N} |z_i'|^2}} \qquad \text{(III.4)}$$

La cohérence interférométrique $|\rho|$ (designer par ρ pour simplification) varie entre 0 (incohérence) et 1 (cohérence parfaite). Elle est faible (perte de cohérence) dans le cas d'un couvert dense alors que des valeurs élevées sont obtenues sur des sols nus. ρ est fortement

sensible aux mouvements des diffuseurs au sein d'un couvert donnée. En effet, la dislocation aléatoire des diffuseurs due aux conditions météorologiques (vent et pluie) ou à la croissance de la végétation est la principale cause de la decorrelation (chute de ρ).

La plateforme d'application Sentinel SNAP est utilisée pour calculer la cohérence interférométrique des produits SLC de Sentinel-1 en cinq étapes (Veci, 2015) :

1. *Apply-Orbit-file* : Ce module est appliqué pour une meilleure estimation de la position et de la vitesse du satellite en utilisant le vecteur d'état d'orbite. Au préalable, un vecteur d'état d'orbite prédit est contenu dans les métadonnées des produits mais il n'est pas précis. Le vecteur d'orbite précise est disponible un mois après l'acquisition des données. Pour cette raison, le téléchargement automatique dans SNAP est utilisé afin de mettre à jour ces vecteurs.

2. *Back-géocoding* : Les deux images doivent être co-registrées. L'une des images est le maître et l'autre est l'esclave (master-slave en anglais). Cette étape garantit que chaque pixel de l'image esclave est aligné avec le pixel correspondant de l'image maître, de sorte que les deux pixels contiennent des contributions de la même cible. Le MNT est nécessaire pour l'étape de "Back-geocoding", SNAP permet soit de l'appeler (utiliser un MNT téléchargé sur l'ordinateur), soit de le télécharger automatiquement.

3. *Coherence* : Comme son nom l'indique, ce module de SNAP permet le calcul de la cohérence interférométrique entre les deux images pour un voisinage local donné. Afin d'obtenir un pixel carré de 13.95 m, azimuth*range est fixée à 3*15 dans le traitement.

4. *TOPSAR-Deburst* : La démarcation (ou remplissage) noire entre les bursts sont supprimées séparément pour les deux images de polarisation (VV et VH).

5. *Terrain-correction* : Enfin, les images traitées sont projetées sur la surface terrestre à l'aide d'un MNT.

III.3.2 NDVI de Sentinel-2

Les satellites optiques Sentinel-2 A et B ont été lancés par l'ESA respectivement en juin 2015 et mars 2017. Ils sont placés en opposition sur la même orbite à une altitude de 800 km. Sentinel-2 fournit des données tous les 5 jours avec une largeur de fauchée de 290 km et une résolution de 10 à 60 m selon les bandes spectrales (13 bandes) allant du visible au

moyen infrarouge. Le Centre national d'études spatiales (CNES) fournit gratuitement des produits de niveau 2A corrigés des effets atmosphériques via la plateforme PEPS (https://peps.cnes.fr/) ou le site Theia (https://theia.cnes.fr/). Les données sont corrigées des effets atmosphériques par le Centre d'études Spatiales de la BIOsphère (CESBIO) en utilisant la chaîne MAJA (Hagolle et al., 2015). Les corrections atmosphériques sont effectuées en trois étapes :

1. Les réflectances du satellite au sommet de l'atmosphère (TOA) sont corrigées de l'absorption par les molécules de gaz atmosphérique en utilisant la partie absorption de la méthode SMAC (Simplified Model for Atmospheric Correction) de Rahman et al. (1994). Les concentrations d'ozone, d'oxygène et de vapeur d'eau sont obtenues à partir de données satellitaires (ozone) et de données météorologiques (vapeur d'eau, pression).

2. La détection des nuages (et de l'ombre des nuages) est basée sur la méthode de détection multi-temporelle des nuages proposée par Hagolle et al. (2010).

3. L'estimation de l'épaisseur optique des aérosols (AOT) repose sur une méthode hybride fusionnant les critères d'une méthode multi-spectrale avec la technique multi-temporelle développée initialement pour la mission du satellite VENμS par Hagolle et al. (2010). L'AOT est utilisée avec l'altitude de la surface, la géométrie de visée et la longueur d'onde dans le paramétrage des tableaux 'look-up' pour la conversion des réflectances TOA déjà corrigées à l'étape '1' en réflectances de surface. Les tables 'look-up' sont données par les ordres successifs du code de diffusion (Lenoble et al., 2007) utilisé dans la modélisation des effets de diffusion moléculaire et des aérosols. Une 'look-up' différente est calculée pour chaque modèle d'aérosol.

Les images ont été téléchargées depuis le site Theia. Parmi les produits disponibles, seuls les produits non couverts de nuages sont utilisés. Sur les parcelles D1, D2 et D3 par exemple, le nombre d'images retenues est dix, vingt-cinq et vingt-six respectivement pour les saisons agricoles 2016-2017, 2017-2018 et 2018-2019. A noter que durant la saison 2016-2017, seul Sentinel-2A était en orbite ce qui explique le nombre limité d'images (10). Ensuite, le NDVI correspondant à chaque pixel est calculé à partir des bandes 4 et 8. Une moyenne par parcelle est utilisée pour calculer la série temporelle sur chaque parcelle, incluant les parcelles D1-D3 et celles de la base de données complémentaires.

IV. Analyse des données

IV.1 Variables de la végétation

Dans cette section, les relations entre les différentes variables (GLAI, FAGB, AGB, VWC et H) qui caractérisent la croissance et le développement de la végétation sont tout d'abord étudiées. Ces relations sont largement utilisées pour différentes applications telles que la calibration des modèles de rétrodiffusion et le développement d'approches d'inversion (Chauhan et al., 2018). Plusieurs modèles de surface ou de culture s'appuient sur des relations empiriques pour prédire Fc ou H (Bigeard et al., 2017; Castelli et al., 2018). D'autres modèles agricoles calculent l'AGB à partir du GLAI en utilisant des relations linéaires ou polynomiales (Major et al., 1986; Petcu et al., 2003). Pour illustration, la Figure III.8 présente les relations obtenues en utilisant les données de la parcelle D1 durant la saison 2016-2017. Ces relations sont établies séparément pour les données correspondant à la période avant et après les pics de GLAI et FAGB.

La nature de la relation change en fonction du développement (et donc des variables liée à la biomasse) ou de l'activité photosynthétique et de la densité du couvert (GLAI). Les variables de la biomasse (FAGB, AGB et VWC) et H augmentent jusqu'au pic de biomasse. Ensuite, on observe une évolution inverse caractérisée notamment par une décorrélation entre FAGB/VWC et AGB. Ceci est principalement lié au processus de sénescence de la végétation où les feuilles commencent à sécher progressivement avec le début du remplissage des grains, de sorte que le flux de sève (eau, glucides, protéines et sels minéraux) migre vers les épis en haut de la plante (Farineau and Morot-Gaudry, 2018). Le Tableau III.4 présente les corrélations entre l'AGB, la FAGB et le VWC avant et après le pic de développement. Le VWC et l'AGB sont fortement corrélés jusqu'au pic de développement de la végétation (le coefficient de corrélation R = 0.94 avant le pic et R = -0.20 après, voir Tableau III.4) tandis que la FAGB étant dominée par le contenu en eau de la plante est fortement corrélée avec VWC durant toute la saison agricole (R = 0.99 avant le pic et R = 0.98 après). La corrélation entre AGB et VWC chute radicalement après le pic ; le VWC totale étant dominée par les tiges et les feuilles, elle chute plus tôt que l'AGB. De même, H est fortement corrélé à la FAGB, au VWC et à l'AGB jusqu'au pic de développement (R > 0.97). Après le pic, H est quasi constant autour de sa valeur maximale tandis que l'AGB continue à augmenter avec le remplissage des grains et le VWC et la FAGB diminuent en raison de l'assèchement de la végétation.

La relation de ces variables (FAGB, AGB, VWC et H) avec le GLAI et Fc est très différente. Les courbes sont de forme parabolique avec un maximum atteint autour du pic du GLAI. Un décalage temporel entre les pics de GLAI et de FAGB est observé. Ceci est probablement lié à la sénescence des feuilles inférieures, qui entraîne une chute plus précoce du GLAI que du FAGB. Entre les pics de GLAI et FAGB, GLAI diminue tandis que (1) AGB et H augmentent et (2) FAGB augmente légèrement alors que VWC est presque constant. Après le pic de FAGB, l'AGB continue d'augmenter en raison du remplissage des grains tandis que le VWC diminue en raison de l'assèchement de la plante. La FAGB, qui est la somme de l'AGB et du VWC, est presque constante.

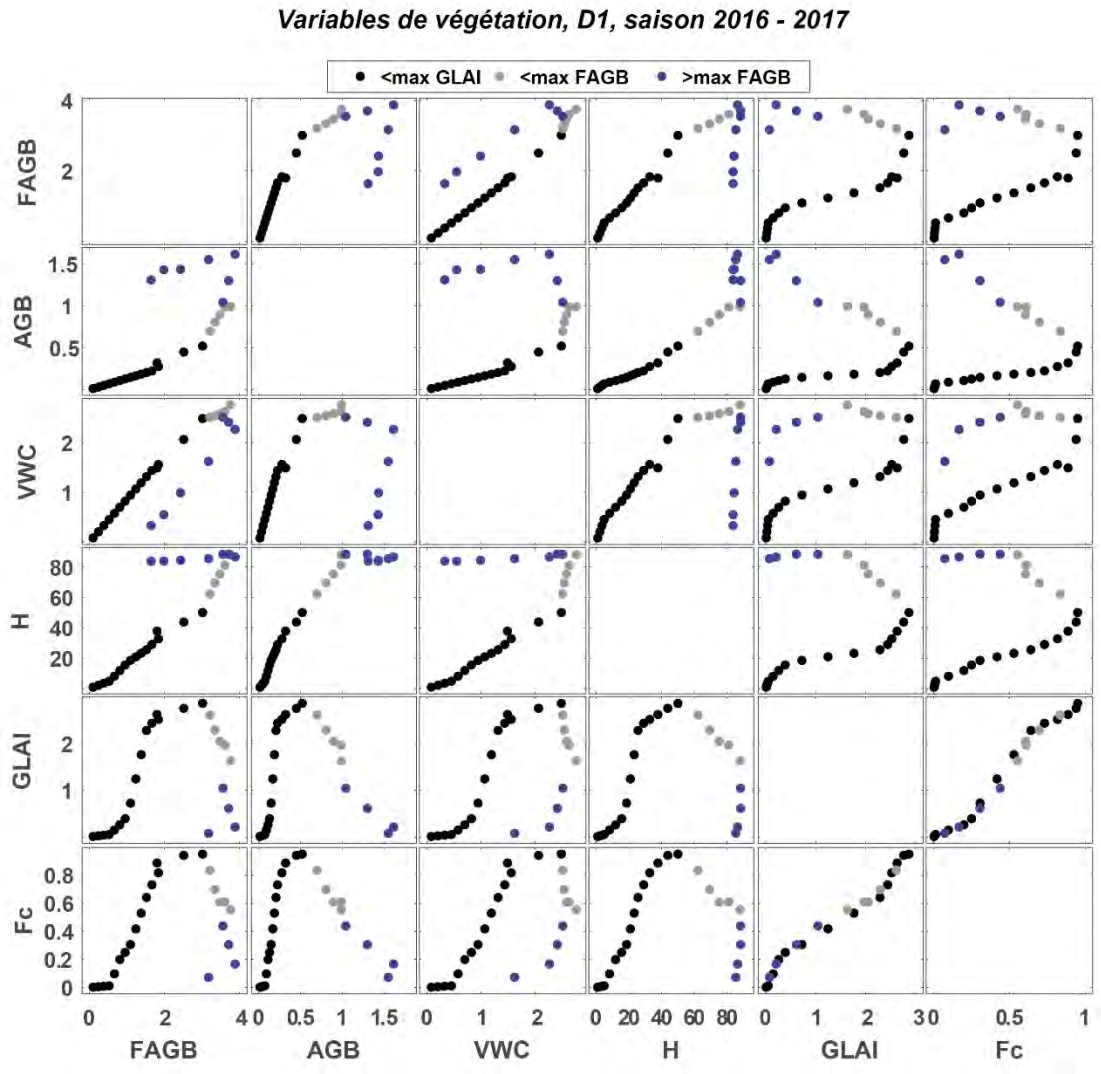

Figure III. 8 : Scatterplots des relations entre les variables mesurées du blé : FAGB, AGB, VWC, H, GLAI et Fc. Les données sont présentées séparément en utilisant le maximum de GLAI et FAGB comme seuils : les données <max GLAI sont en noir, les données < max FAGB (et > max GLAI) sont en gris et les données > max FAGB (et > max GLAI) sont en bleu.

Tableau III. 4 : Coefficients de corrélation entre les variables de biomasse FAGB, AGB et VWC sur D1 et D2 pour trois ensembles de données (avant le pic de FAGB, après le pic et en utilisant toutes les données).

		Avant le pic de FAGB		Après le pic de FAGB		Toute la saison	
		AGB	VWC	AGB	VWC	AGB	VWC
D1	FAGB	**0.85**	**0.97**	0.52	**0.98**	**0.49**	**0.88**
	VWC	**0.73**		0.38		0.04	
D2	FAGB	**0.9**	**0.98**	0.36[2]	**0.97**	**0.52**	**0.92**
	VWC	**0.81**		0.16		0.15	

IV.2 Données Sentinel-1

Les séries temporelles du coefficient de rétrodiffusion, du rapport de polarisation et de la cohérence interférométrique sont analysées dans cette section pour deux saisons agricoles et une période estivale sur D1 et D2 et pour deux angles d'incidence (35.2° et 45.6°).

La Figure III. 9 présente les séries temporelles de la réponse radar pour l'orbite 52 à un angle d'incidence de 35.2° durant les saisons agricole 2016-2017 et 2017-2018 sur D1. Le NDVI de Sentinel-2 et les mesures *in situ* sont également tracés. La date où le VWC chute fortement en fin de saison est superposée aux séries temporelles de la cohérence interférométrique et du coefficient de rétrodiffusion à des fins d'interprétation (ligne bleue verticale). La Figure III.10 est identique à la Figure III. 9 mais pour l'orbite 118 à l'angle d'incidence de 45.6° sur D2. Les mêmes figures mais à 35.2° sur D2 et à 45.6° sur D1 sont données dans l'annexe (Figures A3 et A4).

IV.2.1 Le coefficient de rétrodiffusion

Le coefficient de rétrodiffusion révèle un signal saisonnier avec deux cycles. Le premier cycle a lieu du semis à l'épiaison et le second de l'épiaison à la récolte avec le minimum atteint autour de l'épiaison. Les valeurs les plus élevées à 35.2° sont observées dans le premier cycle, tandis qu'à 45.6°, σ^0 est plus élevé sur le deuxième pic. Les valeurs maximales de σ^0_{VV} atteignent la même valeur pour D1 et D2 tandis que des valeurs plus élevées sont observées sur D2 en polarisation VH. σ^0_{VV} est plus sensible à la variation de SSM jusqu'à la mi-janvier autour du stade de tallage, lorsque le sol n'est pas encore entièrement couvert par la végétation. Bien qu'il soit convenu que le signal durant cette période est gouverné par la dynamique de SSM, son comportement diffère d'un site à l'autre compte tenu de la différence de conditions hydriques du sol et de la rugosité de surface. Après cette période, le comportement du signal est similaire aux profils obtenus par Cookmartin et al. (2000), El Hajj et al. (2019), Nasrallah et al. (2019) et Veloso et al. (2017). Le signal diminue

progressivement du début du tallage jusqu'au stade de l'épiaison (vers le 13 mars) d'environ 10 dB sur D2 et 5 dB sur D1 en raison de l'atténuation par le couvert végétal pendant le développement des tiges (stade d'extension) (Cookmartin et al., 2000; Mattia et al., 2003; Picard et al., 2003; Wang et al., 2018). Évidemment, l'atténuation est plus importante en polarisation VV en raison de la structure verticale du blé (tiges) en accord avec les résultats obtenus par Fontanelli et al. (2013), Picard et al. (2003) et Wang et al. (2018). L'atténuation par la canopée est plus faible pour σ^0_{VH} que pour σ^0_{VV}. Après le stade de l'épiaison, le signal commence à augmenter à nouveau. Cette augmentation est plus nette sur D2 que sur D1 et à 45.6° qu'à 35.2°. Le stade d'épiaison est le stade phénologique du blé où l'épi commence à sortir de la gaine foliaire. Cette modification de la structure du couvert masque les tiges par l'apparition d'une couche supérieure épaisse et humide composée des épis. La bande C (pour rappel environ 5 cm de longueur d'onde) ne pénètre que dans cette couche, ce qui entraîne une augmentation de la diffusion de volume, tandis que l'atténuation devient faible. Cet effet est plus fort pour D2 que pour D1, à VH qu'à VV et à 45.6° qu'à 35.2°. L'augmentation du signal après l'épiaison a été montrée pour la première fois par Ulaby and Batlivala (1976). Par la suite, Ulaby et al. (1986) ont suggéré qu'un terme supplémentaire devait être ajouté au modèle traditionnel à trois termes (diffusion du volume de végétation, atténuation du sol et interaction sol-végétation) pour représenter correctement la rétrodiffusion du blé après l'épiaison. Par la suite, un comportement similaire a été observé et attribué à l'apparition des épis suivis des grains par de nombreux auteurs (Brown et al., 2003; El Hajj et al., 2019; Mattia et al., 2003; Patel et al., 2006; Veloso et al., 2017).

Les conditions de croissance exceptionnelles sur D2 pendant 2017-2018 sont à l'origine du plateau observé du coefficient de rétrodiffusion qui reste assez stable jusqu'à la récolte. C'est un comportement typique d'une culture développant une structure de canopée aléatoire, qui à son tour produit une contribution importante de diffusion de volume.

La faible variation observée sur D1 lors de la campagne 2016-2017 est principalement liée au développement limité de la végétation en raison du stress hydrique déclenché. De même, la différence entre les deux saisons sur D2 est liée à une plus grande densité de graines cultivées et à des conditions plus humides lors de la saison 2017-2018 par rapport à 2016-2017 (la quantité de pluie pendant la saison de croissance - du semis à la récolte - a atteint 167.23 mm en 2017-2018 alors que seulement 69.94 mm a été enregistré en 2016-2017). Avec l'assèchement de la couche des épis, la rétrodiffusion diminue à nouveau en fin de saison. En effet, avec l'assèchement de la couche des épis, la végétation devient transparente au signal. Le sol est également sec en fin de saison car l'irrigation est arrêtée. Ces faibles

valeurs restent approximativement constantes jusqu'au premier labour profond du 11 juillet, où une forte augmentation est observée en raison d'un changement drastique de la rugosité du sol. Par la suite, le signal est à nouveau stable jusqu'aux travaux de préparation des semis pour la prochaine saison 2017-2018 (22 novembre).

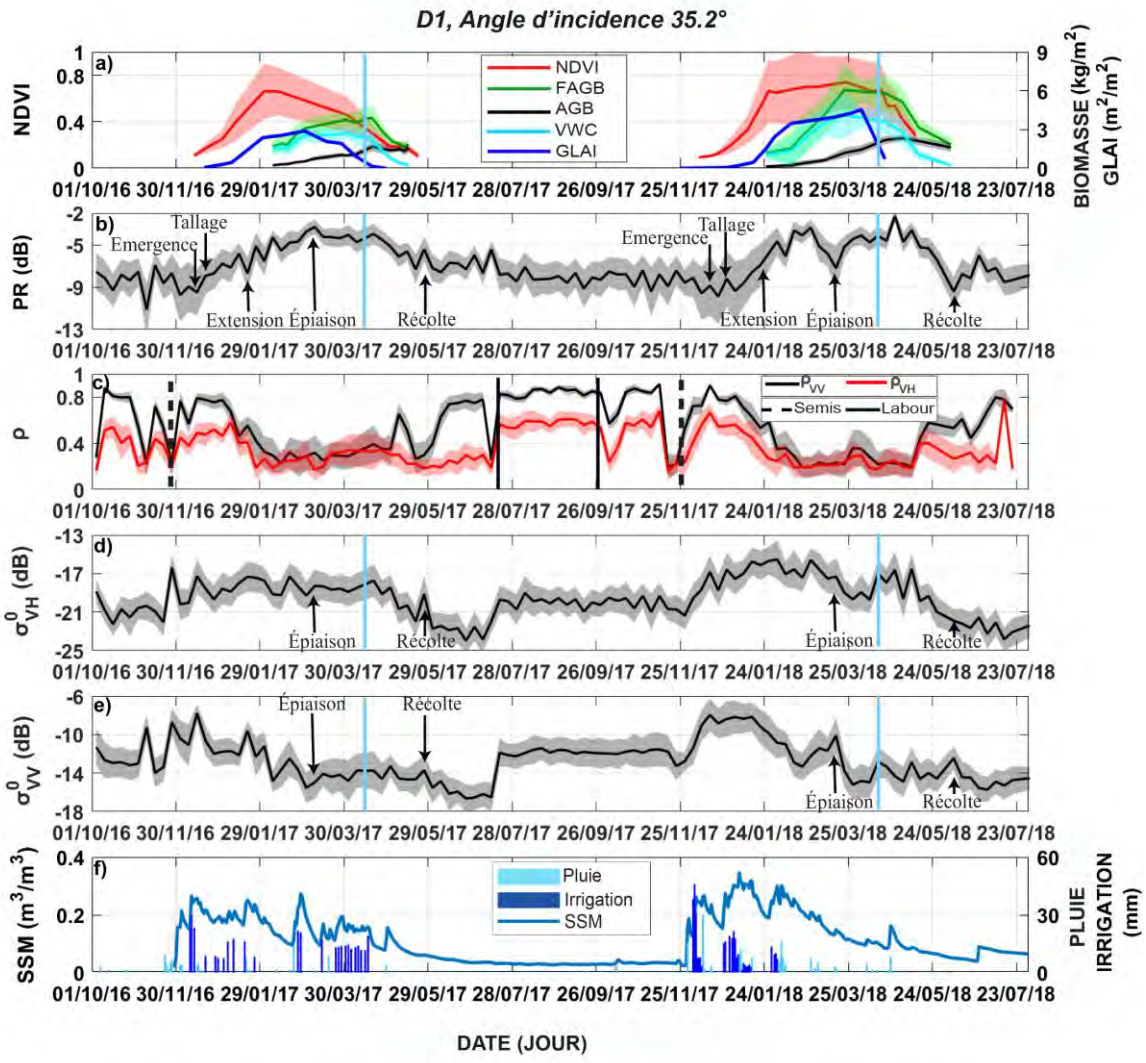

Figure III. 9 : Séries temporelles de PR, σ^0_{VV}, σ^0_{VH}, ρ_{VV} et ρ_{VH} à 35.2° d'incidence sur D1 et pendant deux saisons agricoles 2016-2017 et 2017-2018. Le NDVI, le LAI mesuré, le VWC mesuré, la FAGB et l'AGB sont tracés dans le premier subplot. Les valeurs moyennes sont représentées par des lignes continues et les écarts types par les zones remplies entourant les courbes. Les précipitations, l'irrigation et la SSM sont tracés dans le dernier subplot. Les stades phénologiques du blé et les événements de travail du sol sont superposés. La chute du VWC à la fin de la saison est représentée par une ligne verticale bleue sur les séries temporelles du rapport de polarisation et des coefficients de rétrodiffusion.

IV.2.2 Cohérence interférométrique et rapport de polarisation

Les séries temporelles de ρ_{VV} et ρ_{VH} suivent une évolution similaire. Avant le semis, la cohérence est à sa valeur la plus élevée correspondant à 0.9 pour ρ_{VV} et 0.7 pour ρ_{VH}. Ces valeurs, qui expriment une dominance de la diffusion cohérente, correspondent à la réponse des sols nus. Durant l'été, les parcelles font l'objet d'un labour profond qui produit de grosses mottes. Ces mottes résistent à tout changement de structure de surface causé par des facteurs climatiques tels que le vent ou la pluie. Le deuxième labour brise les mottes pour le prochain semis. Conformément à l'observation de Wegmuller and Werner (1997), les travaux du sol et les activités agricoles induisent une forte diminution de la cohérence. La rugosité de surface est une variable principale qui influence non seulement l'intensité du signal en bande C mais aussi la phase. En effet, des chutes abruptes sont observées autour de chaque événement de semis et de travail du sol (lignes verticales brunes sur la Figure III. 9 et 10).

Après le semis, l'évolution est similaire aux profils obtenus par Blaes and Defourny (2003) et Engdahl et al. (2001). La cohérence interférométrique augmente de 0.15 à 0.7 puis commence à diminuer légèrement à partir de l'émergence du blé, pour devenir presque constante après l'extension des tiges avec des valeurs < 0.3 correspondant au niveau de bruit. En effet, en utilisant la mission Tandem ERS-Envisat, Santoro et al. (2010) ont démontré que les mesures de cohérence des parcelles végétalisés sont toujours inférieures au niveau de cohérence des sols nus. En fait, il a été constaté que la croissance de la végétation entraîne une diminution exponentielle de la cohérence (Lee et al., 2012). La croissance de la végétation et la distribution aléatoire des diffuseurs provoquent une dégradation de la cohérence (Blaes and Defourny, 2003; Engdahl et al., 2001; Wegmuller and Werner, 1997), notamment sous l'effet du vent et de la pluie. Entre le semis et l'émergence, il est supposé que la variation observée est liée à l'installation des goutteurs d'irrigation qui a eu lieu jusqu'à deux semaines après le semis. Les variations qui se produisent entre la récolte et le premier labour pourraient être attribués au pâturage du bétail, une pratique courante dans la région après la récolte du blé, qui pourrait modifier la rugosité de la surface.

Bien que certains auteurs (De Zan et al., 2014; Morrison et al., 2011; Scott et al., 2017) ont démontré une sensibilité de la cohérence à SSM, une inspection visuelle des séries temporelles de la cohérence et de SSM (voir aussi Figure A4 dans l'annexe) ne met pas en évidence de lien fort entre les deux variables. De plus, les coefficients de corrélation calculés entre la cohérence interférométrique et soit l'humidité du sol, soit la variation de l'humidité

du sol entre les dates utilisées pour calculer la cohérence restent inférieurs à 0.20 à l'échelle saisonnière (Tableau A1 dans l'annexe).

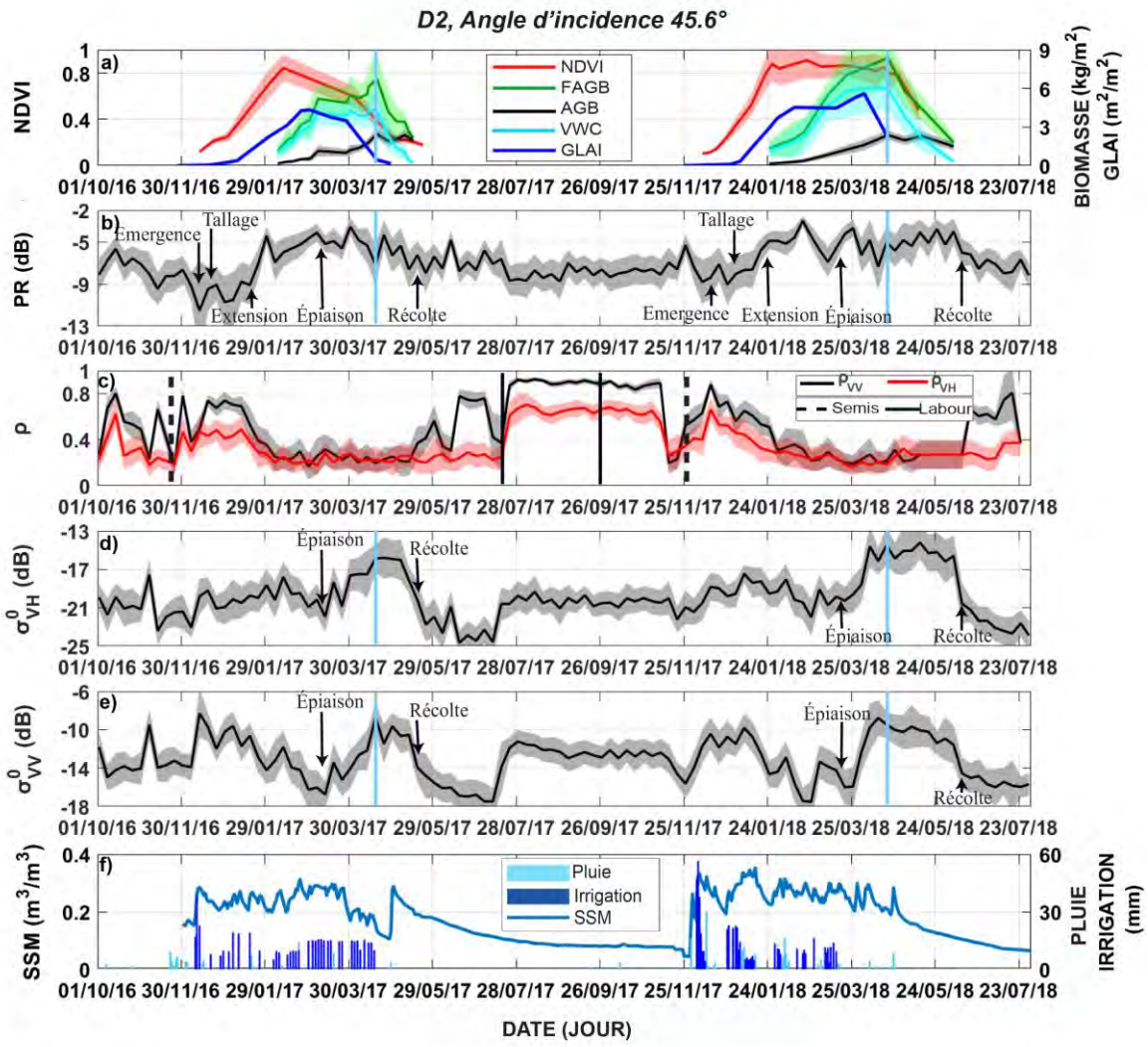

Figure III. 10 : Séries temporelles de PR, σ^0_{VV}, σ^0_{VH}, ρ_{VV} et ρ_{VH} à 45.6° d'incidence sur D2 et pendant deux saisons agricoles 2016-2017 et 2017-2018. Le NDVI, le LAI mesuré, le VWC mesuré, la FAGB et l'AGB sont tracés dans le premier subplot. Les valeurs moyennes sont représentées par des lignes continues et les écarts types par les zones remplies entourant les courbes. Les précipitations, l'irrigation et le SSM sont tracés dans le dernier subplot. Les stades phénologiques du blé et les événements de travail du sol sont superposés. La chute du VWC à la fin de la saison est représentée par une ligne verticale bleue sur les séries temporelles du rapport de polarisation et des coefficients de rétrodiffusion.

Le rapport de polarisation semble être plus stable que σ^0 pour les deux polarisations VV et VH. Il est fortement lié à la dynamique de la végétation où il suit l'évolution de la FAGB. Il commence à augmenter avec l'augmentation de la biomasse de l'émergence jusqu'à l'épiaison, puis les deux commencent à diminuer jusqu'à la récolte. Par exemple, dans D1 (saison 2016-

2017), PR augmente d'environ 9 dB de l'émergence à l'épiaison, et atteint son maximum en même temps que FAGB vers la mi-avril. Ce comportement confirme les résultats d'études précédentes (Veloso et al., 2017) et favorise l'utilisation de ce rapport pour le suivi des cultures.

IV.3 Relation entre les données SAR et les variables de la végétation

Il a été démontré que le rapport de polarisation et la cohérence interférométrique sont liés à la croissance de la végétation (Section IV.2). Dans cette section, les relations entre PR, ρ_{VV} et ρ_{VH} et les variables de la végétation, notamment AGB, VWC, H, GLAI et NDVI, sont analysées. La Figure III.11 présente les résultats à 35.2° d'incidence en utilisant les données de D1, D2 et D3 (5 saisons) et la Figure A5 de l'annexe présente les résultats à 45.6°. H est utilisé pour illustrer la croissance de la végétation car son évolution est monotone, de sorte que les données correspondant à l'avant et à l'après développement maximal peuvent être facilement distinguées. Le coefficient de détermination R^2 et le coefficient de corrélation Spearman Rank (Rs) sont donnés sur les subplots ainsi que les équations d'ajustement. Globalement, les variables SAR (PR, ρ_{VV} et ρ_{VH}) sont fortement corrélées aux variables de la végétation : AGB, VWC, GLAI et H. Néanmoins, une hystérésis est ainsi notable pour les variables de végétation avec une dynamique qui n'est pas monotone (VWC, NDVI et GLAI). Avec PR, les relations sont plus dispersées et caractérisées par une valeur de saturation plus faible. Bien que la plage de variation de ρ_{VH} soit limitée par rapport à PR, les métriques des relations entre les cohérences et les variables de végétation sont meilleures que celles obtenues avec PR. Cependant, ρ_{VV} démontre une meilleure corrélation avec les variables de végétation que ρ_{VH}. À l'exception du NDVI, Rs est toujours supérieur à 0.67. De plus, le meilleur ajustement est obtenu entre ρ_{VV} et H ($Rs = 0.78$ et $R^2 = 0.65$) avec une valeur de saturation plus élevée que pour les autres relations (~55% de H qui est d'environ 77 cm). En revanche, une inspection visuelle de la Figure III.11-d, i et n montre que les relations entre le NDVI et les données SAR (PR, ρ_{VV} et ρ_{VH}) sont moins bonnes lorsqu'on utilise les données sur l'ensemble de la saison de croissance. En effet, la dispersion est forte tout au long de la saison. Toutefois, il est possible de distinguer les données d'avant et d'après le développement maximal, notamment, en utilisant ρ_{VV} et dans une moindre mesure ρ_{VH}. La Figure III. 11-i et n montre qu'une relation linéaire existe entre le NDVI et ρ en utilisant uniquement les données avant le pic de développement, c'est-à-dire lorsque la végétation est encore verte. En début de la saison, la pente de ρ_{VV}-NDVI et ρ_{VH}-NDVI est faible par rapport aux autres variables de végétation. Cela s'explique par le fait que le NDVI augmente

plus rapidement autour de l'émergence du blé alors que ρ_{VV} est élevée en raison de la faible fraction de couvert végétal à cette période. L'effet d'hystérésis observé après le pic de développement de la végétation est dû à la sénescence des feuilles lorsque le NDVI commence à diminuer alors que ρ_{VV} et ρ_{VH} sont stables à des valeurs faibles.

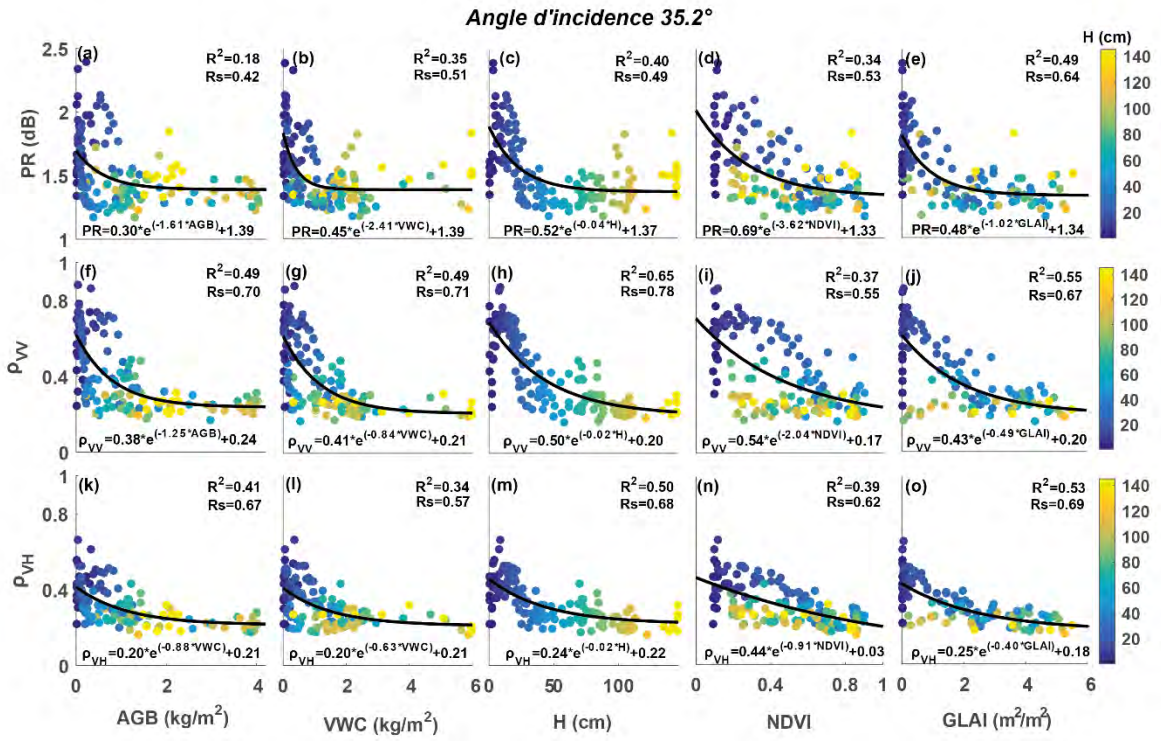

Figure III. 11 : Scatterplots des relations entre PR, ρ_{VV} et ρ_{VH} et AGB, VWC, H, NDVI et GLAI à 35.2° d'incidence. H est utilisé pour suivre l'évolution pendant la saison de croissance. Tous les coefficients de détermination R^2 et la corrélation Spearman Rank Rs sont significatifs à 99%.

Si l'on considère les données SAR à 45.6° d'incidence (Figure A5), un comportement similaire à celui de la Figure III. 11 est observé avec AGB, VWC, H et NDVI. La même hystérésis et la même dispersion sont observées pour le NDVI bien que des corrélations plus élevées sont obtenues. De même, ρ_{VV} est mieux corrélée aux variables de végétation que ρ_{VH} et PR et GLAI est mieux corrélé aux variables SAR que H. En outre, la relation PR-GLAI est plus dispersée qu'à 35.2° tandis que les meilleures métriques sont obtenues avec ρ_{VV}-GLAI (Rs = 0.82 et R^2 = 0.73), avec une valeur de saturation plus élevée autour de 50 % de la gamme de variation de GLAI (3 m^2 m^{-2}). Contrairement à PR, les métriques à 35.2° et 45.6° sont stables pour les relations entre ρ_{VV} avec AGB, VWC et H. En revanche, PR-GLAI est plus stable que ρ_{VV}-GLAI aux deux angles d'incidence. Ces résultats démontrent

qu'il est possible de dériver les variables de la végétation à partir des données SAR, notamment ρ et PR.

IV.4 Coefficient de rétrodiffusion et humidité de surface du sol

La Figure III. 12 illustre la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et la SSM pour les polarisations VV et VH à 45.6° (a et b) et 35.2° (e et f) d'incidence, et entre la différence de rétrodiffusion entre deux acquisitions successives et la différence correspondante de SSM (c, d, g et h). Les données des deux parcelles D1 et D2 pendant les deux saisons sont utilisées. Les points noirs correspondent au GLAI jusqu'à 1.5 m²/m² tandis que les données correspondant à une valeur de GLAI supérieure à ce seuil sont représentées en gris. GLAI = 1.5 m²/m² correspondent en moyenne à AGB = 0.14 kg/m² et à VWC = 1.00 kg/m². Les métriques et l'équation de l'ajustement linéaire superposé sont calculées pour l'ensemble de la saison. Les statistiques pour LAI<1.5 et pour LAI>1.5 sont également présentées dans le Tableau III. 5.

Lorsque l'on considère les données acquises sur l'ensemble de la saison, les relations sont évidemment dispersées (coefficients de corrélation inférieurs à 0.42 ; voir Tableau III. 5). Ceci est dû au fait que la contribution du sol au signal est progressivement atténuée par le couvert lors de la croissance du blé. Il en résulte une diminution progressive de la pente de la relation entre σ^0 (la différence de rétrodiffusion entre deux acquisitions) et le SSM (les différences de SSM) pour atteindre une sensibilité presque nulle aux variations de SSM. Le coefficient de rétrodiffusion est en moyenne mieux corrélé avec la SSM à 35.2° qu'à 45.6° en raison d'une plus forte contribution du sol à un angle d'incidence plus faible. Comme prévu, la polarisation VV est plus étroitement liée à la SSM que la polarisation VH à 45.6°, car la contribution du couvert est plus importante qu'à 35.2°. Des métriques légèrement plus faibles sont obtenues pour les relations $\Delta\sigma^0/\Delta SSM$ que pour les relations directes entre σ^0 et SSM, notamment en considérant la polarisation VV à 35.2° (R = 0.29 vs R = 0.41) mais le coefficient de corrélation est également significatif à 99% à 45.6° (R = 0.37) pour la polarisation VV.

Lorsque le blé ne couvre pas entièrement le sol (GLAI < 1.5 m²/m²), on observe des statistiques bien meilleures. Dans ce cas, des corrélations significatives à 99% sont obtenues pour toutes les configurations (Tableau III. 5). Des relations assez similaires $\sigma^0 -$ SSM sont observées à 35.2° pour VV et VH avec respectivement R = 0.76 et R = 0.82, tandis que des différences significatives en faveur de VV sont obtenues à 45.6°, car la contribution de la

végétation augmente avec l'angle d'incidence (Chapitre I). De même, à 35.2°, les pentes des relations sont similaires (17.4 et 16.7 dB/[m³/m³] pour respectivement VH et VV), tandis qu'à 45.6°, une sensibilité plus élevée est observée pour VV (21.5 dB/[m³/m³] contre 12.7 dB/[m³/m³] pour VH). Pour le $\Delta\sigma^0 - \Delta SSM$, le meilleur ajustement est obtenu pour VV avec R = 0.70 et R = 0.63 respectivement à 35.2° et 45.6°, tandis que la différence dans les métriques entre VV et VH est plus importante en ce qui concerne σ^0 −SSM. Comme prévu, des pentes plus élevées sont observées à VV pour les deux angles d'incidence avec des valeurs de 14.1 dB/[m³/m³] et 24.4 dB/[m³/m³] respectivement à 35.2° et 45.6°.

Ces observations confirment les résultats bien connus : une grande sensibilité du signal radar à la contribution du sol (et par conséquent à SSM) pour des angles d'incidence faibles et pour les polarisations parallèles (VV dans le cas de Sentinel-1).

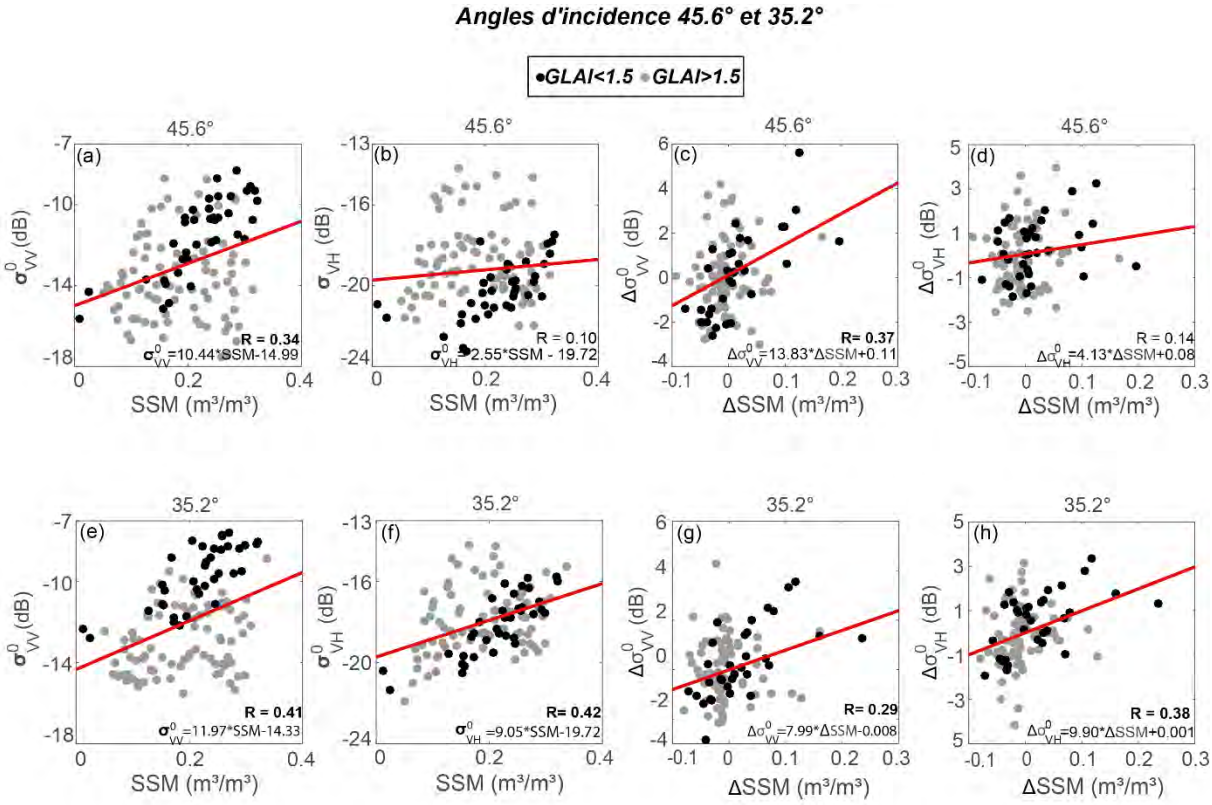

Figure III. 12 : Relation entre : (a, b) et (e, f) σ^0_{VV} et σ^0_{VH} et SSM, (c, d) et (g, h) $\Delta\sigma^0_{VV}$ et $\Delta\sigma^0_{VH}$ et ΔSSM à 45.6° et 35,2°. Les données sont présentées séparément pour GLAI < 1.5 (points noirs) et le GLAI > 1.5 (points gris). Les métriques sont données pour l'ensemble de la saison. Les corrélations significatives à 99% sont en gras.

Tableau III. 5 : Résultats de l'ajustement de σ^0 et $\Delta\sigma^0$ avec SSM pour GLAI < 1.5, GLAI > 1.5 et toutes les données en polarisation VV et VH et à 35.2° et 45.6° d'angles d'incidence. Les coefficients de corrélation en gras sont significatifs à 99%.

			σ^0			$\Delta\sigma^0$		
			GLAI < 1.5	GLAI > 1.5	Toutes les données	GLAI < 1.5	GLAI > 1.5	Toutes les données
35.2°	VV	R	**0.76**	0.27	**0.41**	**0.63**	0.02	**0.29**
		Équation	16.73x-13.34	5.83x-14.05	11.97x-14.33	14.11x+0.01	0.55x-0.13	7.99x-0.0
	VH	R	**0.82**	**0.31**	**0.42**	**0.55**	0.21	**0.38**
		Équation	17.42x-21.88	6.67x-19.11	9.05x-19.72	11.05x+0.29	6.47x-0.15	9.90x+0
45.6°	VV	R	**0.79**	0.05	**0.34**	**0.7**	0.09	**0.37**
		Équation	21.53x-16.27	1.41x+13.84	10.44x-14.99	24.49x-0.07	3.81x+0.04	13.83+0.11
	VH	R	**0.64**	0.04	0.1	0.3	0.03	0.14
		Équation	12.76x-23.04	1.12x-18.93	2.55x-19.72	6.45x+0.17	1.01x+0.0	4.13x+0.08

V. Conclusion

Les mesures *in situ* des caractéristiques de la végétation et du sol sont toujours nécessaires pour améliorer notre compréhension de la réponse radar, pour développer et calibrer les modèles de transfert radiatif et pour proposer des méthodes d'inversion des variables du sol ou de la végétation. Dans ce chapitre, nous avons présenté une description détaillée des variables terrain recueillies et des données de télédétection traitées sur des parcelles de blé d'hiver, une culture annuelle très importante dans la région et à l'échelle mondiale. Les résultats de l'analyse montrent que la cohérence interférométrique et le rapport de polarisation sont plus affectés par la croissance de la végétation tandis que le coefficient de rétrodiffusion est sensible aux variations de SSM pendant les premiers stades de la croissance du blé, surtout en polarisation VV. Avec le développement du blé, σ^0 est affecté par le changement de la structure du couvert pendant les différentes phases de croissance du blé. Les séries temporelles de σ^0 montrent l'existence d'une évolution saisonnière avec deux cycles dont le minimum est atteint au moment de l'épiaison. Alors que l'atténuation du signal par le couvert est à l'origine de la diminution du signal pendant la phase d'extension des tiges, l'augmentation du signal après l'épiaison est très probablement liée à la diffusion de volume par la couche des épis qui engendre un changement dans la structure du couvert ainsi que dans la distribution de son contenu en eau. Pour aller plus loin dans la compréhension de la réponse du blé en bande C ainsi que l'effet du sol et de la végétation progressivement au cours de la saison, le chapitre suivant est consacré à la modélisation du coefficient de rétrodiffusion d'un couvert de blé par deux modèles de transfert radiatif.

Chapitre IV
Modélisation de la rétrodiffusion radar d'un couvert de blé

I. Introduction

Afin d'améliorer notre compréhension de la réponse d'un couvert de blé en bande C, et pour l'inversion de SSM par la suite, deux approches de modélisation de rétrodiffusion radar ont été mises en œuvre :

1. *Water Cloud Model.* Le modèle de rétrodiffusion de la végétation Water Cloud et le modèle de sol sous-jacent Oh et al. (1992) sont couplés afin de calculer la rétrodiffusion du blé au cours de la saison agricole. La description détaillée des modèles est donnée dans le Chapitre I. Ce modèle simple a pour vocation à être utilisé dans une approche inverse pour l'estimation de l'humidité de surface (Chapitre V). Ce chapitre présente l'implémentation du modèle couplé (ci-après nommé WCM), l'analyse des résultats obtenus en utilisant différents descripteurs de végétation ainsi que l'analyse des contributions du sol et de la végétation.

2. *Karam.* Il s'agit d'un modèle de rétrodiffusion initialement développés pour simuler les mécanismes de rétrodiffusion des couverts arborés (voir Chapitre I). Face aux difficultés du modèle WCM à reproduire certains comportements de la rétrodiffusion observée, nous avons mené un exercice de modélisation à l'aide de cet outil à base physique. Il s'agissait notamment d'améliorer notre compréhension de la réponse radar du blé en bande C et en particulier les mécanismes de rétrodiffusion après l'apparition des épis. Dans cet objectif, une configuration discrétisant le couvert de blé en deux couches superposés est testée (voir Chapitre III).

II. Water Cloud Model

II.1 Descripteurs de végétation

Depuis l'introduction du WCM en 1978, une des principales questions porte sur l'identification des descripteurs de la végétation V_1 et V_2 (voir équations I.34-I.35, Chapitre I). Dans sa première version, les développeurs du modèle ont logiquement utilisé le VWC car le signal radar est sensible à l'équivalent en eau de la biomasse aérienne. C'est cette hypothèse qui a d'ailleurs conduit au développement de ce modèle. Cependant, il n'existe pas de cadre théorique général pour définir les meilleurs descripteurs du couvert dans le WCM notamment car la structure du couvert végétal est complexe alors que le modèle WCM est relativement simple (Prevot et al., 1993). De ce fait, plusieurs variables ont été utilisées dans la littérature. Historiquement, la grande majorité des travaux reposent sur des descripteurs

assez classiques du couvert, le VWC comme déjà souligné (Attema and Ulaby, 1978; Bindlish and Barros, 2001; Wang et al., 2018), la hauteur du couvert (Kumar et al., 2014), l'AGB (Hosseini and McNairn, 2017) et le LAI (Bai et al., 2017; Kumar et al., 2014; Prevot et al., 1993). Plus récemment, le NDVI, maintenant accessible à la même résolution que les données radar bande C avec une acquisition tous les 5 jours par Sentinel-2, a reçu une attention importante (Baghdadi et al., 2017; Bousbih et al., 2017; El Hajj et al., 2016; Li and Wang, 2018). Quelques autres études se sont aussi basées sur des descripteurs un peu plus "exotiques" notamment dérivés des données SAR (Chapitre I) comme le coefficient de rétrodiffusion en HV (Li and Wang, 2018) et le rapport de polarisation (Dabrowska-Zielinska et al., 2018). En parallèle, d'autres indices dérivés des données SAR pour décrire la dynamique des couverts végétaux ont également été développés notamment l'indice de végétation radar (RVI), qui est calculé à partir de trois polarisations (HV, HH et VV). Cet indice a été utilisé pour estimer la biomasse et la densité de la végétation (Kim et al., 2014) et plus récemment dans le WCM pour estimer la SSM (Li and Wang, 2018). Toutefois, le calcul de cet indice n'est possible que pour les capteurs pleinement polarimétriques ce qui n'est pas le cas de Sentinel-1.

Dans ce contexte et à la vue de la brève revue de littérature ci-dessus, nous avons décidé de tester plusieurs des descripteurs à notre disposition. Dans la suite du chapitre, nous présentons les résultats de simulations avec ces différents descripteurs.

II.2 Résultats des simulations

La Figure IV.1 montre les séries temporelles des coefficients de rétrodiffusion prédits et observés sur les deux parcelles D1 et D2 à 35.2° pendant les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018, ainsi que les contributions du couvert et du sol atténuées par le couvert en utilisant l'AGB comme descripteur de végétation. La Figure IV. 2 est identique à la Figure IV.1 mais à 45.6°. Le Tableau IV.1 présente les statistiques (R, RMSE et biais) de calibration et de validation du WCM toujours avec l'AGB. La calibration de WCM consiste simplement à identifier les deux paramètres A et B (équations I.34 et I.35) en minimisant la RMSE entre le coefficient de rétrodiffusion prédit et observé de la saison 2016-2017 des deux parcelles D1 et D2. La deuxième année (2017-2018) est utilisée pour la validation. Les données couvrent une large gamme de SSM (entre 10% et 40%) et d'AGB (jusqu'à 3Kg/m²). La rugosité de surface à travers les h_{rms} varie de 0.95 à 1.5 cm. Les paramètres A et B ont été estimés séparément pour chaque polarisation de Sentinel-1 (VV et VH) et chaque angle

d'incidence (35.2° et 45.6°) suivant les travaux antérieurs (Baghdadi et al., 2017 ; Hosseini et McNairn, 2017).

Tableau IV. 1 : Statistiques de la calibration et de la validation du WCM sur D1 et D2 à 45.6° et 35.2° d'incidence et pour les deux polarisations VV et VH en utilisant l'AGB comme descripteur de végétation.

	Calibration				Validation							
	D1 & D2				D1				D2			
	45.6°		35.2°		45.6°		35.2°		45.6°		35.2°	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
R	0.73	0.47	0.76	0.24	0.72	0.46	0.73	0.61	0.56	0.52	0.68	0.43
RMSE (dB)	1.54	1.66	1.44	1.92	1.5	1.89	1.66	1.74	2.02	2.52	1.58	1.98
biais (dB)	-0.17	0.25	-0.31	0.27	-0.39	0.02	-0.03	0.76	-0.03	0.54	0.08	0.32

Les Figures A6 et A7 dans l'annexe sont les mêmes que la Figure IV. 1 mais en utilisant respectivement le NDVI dérivé de Sentinel-2 et le VWC comme descripteur de la végétation. En considérant l'AGB, l'évolution saisonnière du coefficient de rétrodiffusion est bien reproduite pour les deux angles d'incidence et les deux polarisations. Les variations relatives entre les configurations (σ^0_{VV} est plus élevé que σ^0_{VH}, et σ^0 est plus élevé à 35.2° qu'à 45.6° pour les deux polarisations) sont également bien reproduites démontrant ainsi la bonne calibration du modèle. Bien évidemment, la contribution du sol domine le mécanisme de diffusion pendant le début de la saison lorsque la fraction de couvert est encore faible. Les valeurs du coefficient de rétrodiffusion sont élevées en raison de la texture argileuse du sol associée à des valeurs élevées de SSM et à une rugosité modérée. σ^0 suit donc la dynamique de SSM. Ensuite, la diffusion de volume au sein du couvert commence à augmenter avec le développement de la végétation tandis que la contribution du sol sous-jacent est progressivement atténuée par le couvert. Comme déjà montré par plusieurs auteurs (Fontanelli et al., 2013; Macelloni et al., 2001; Paloscia et al., 2014; Picard et al., 2003), l'atténuation du sol est plus forte en VV qu'en VH en réponse à l'extension verticale des tiges : le modèle calibré est capable de reproduire ce comportement (voir la diminution de σ^0_{VV} et celle de σ^0_{VH} pendant la phase de croissance).

En mars, lorsque les contributions du sol et de la végétation sont proches, l'accord entre les observations et les prédictions est plus faible par rapport au reste de la saison (RMSE = 2.62 dB en mars 2018 et 1.66 dB pour toute la saison sur D1 en polarisation VV à 35.2° d'incidence par exemple). Une explication possible à ce désaccord pourrait être liée à la contribution de la composante interaction sol-végétation qui est négligée dans le modèle,

même si elle devient significative avec le développement du blé. En effet, Picard et al. (2003) ont montré que pour un couvert de blé développé en bande C, l'interaction sol-végétation, en particulier l'interaction sol-tige, a une contribution significative à la rétrodiffusion totale.

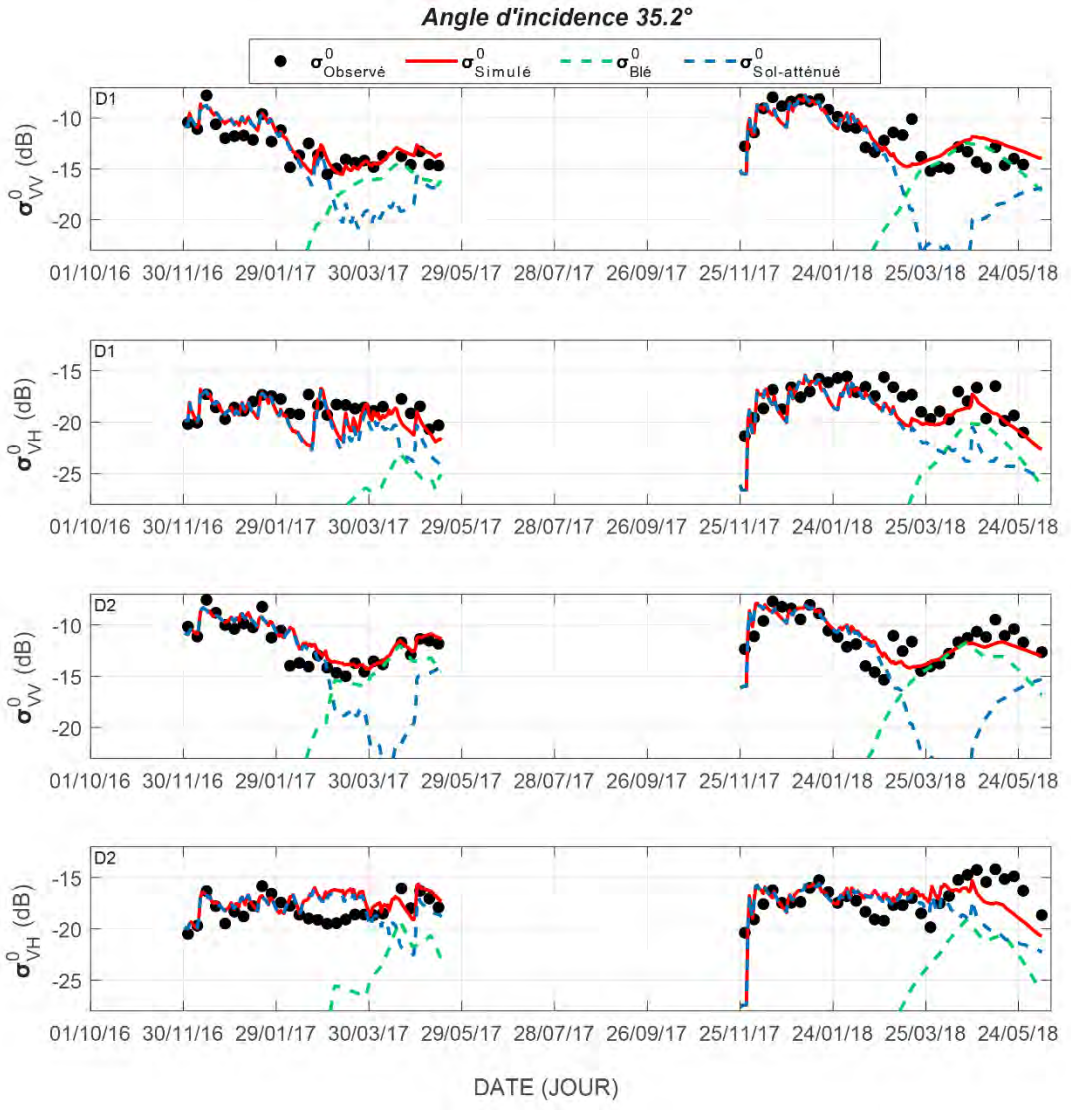

Figure IV. 1 : Série temporelle des différentes contributions simulées à l'aide du WCM et de l'AGB comme descripteur de végétation superposées aux observations Sentinel-1 en polarisations VV et VH sur les deux parcelles du site d'étude principal D1 et D2 et pour les deux saisons (2016-2017 et 2017-2018) à 35.2° d'incidence.

Lorsque la végétation est totalement développée, sa contribution présente presque 100% du coefficient de rétrodiffusion pour toutes les configurations. Durant cette période correspondant au deuxième cycle associé au développement des épis, l'accord est également bon même si un biais persiste (jusqu'à 2.84 dB sur D1 et -2.30 dB sur D2 en polarisation VV et 35.2°) : surestimation sur D1 et sous-estimation sur D2. Ce désaccord est légèrement plus marqué à 45.6° qu'à 35.2° d'incidence. Pour D2 durant l'année 2017-2018, le biais est plus

important et un écart assez fort est notable lors de la chute du signal en fin de saison. Cela peut être attribué aux conditions de croissance très spécifiques comme déjà souligné.

En lien avec l'analyse des séries temporelles de rétrodiffusion Sentinel-1 (Chapitre III), le deuxième cycle en fin de saison pourrait être lié au développement des épis (augmentation de la biomasse des épis et du contenu en eau). Avec l'utilisation de l'AGB comme descripteur dans le WCM, ce 2ème cycle est bien reproduit. En revanche, l'utilisation du VWC et, dans une moindre mesure, du NDVI comme descripteur de la végétation (Figures A6 et A7), souffre de plusieurs limitations : (1) la diminution observée du coefficient de rétrodiffusion du semis à l'épiaison est mal reproduite ; (2) il n'y a pas de deuxième cycle et (3) la chute du coefficient de rétrodiffusion en fin de saison se produit environ 18 jours plus tôt que pour les observations. Ce phénomène est particulièrement marqué pour la polarisation VH. Le fait que l'AGB est la seule capable de reproduire le deuxième cycle pendant la seconde moitié de la saison après l'épiaison est probablement due à la représentation du couvert comme une seule couche dans le WCM. Le VWC totale du blé mesurée continue de diminuer pendant le stade d'épiaison, car la contribution de VWC des épis au VWC totale est probablement faible.

Comme l'ont démontré Picard et al. (2003) et Mattia et al. (2003), les mécanismes de rétrodiffusion après l'épiaison sont dominés par la diffusion de volume au sein de la couche d'épis qui masque partiellement les tiges et les feuilles situées en dessous. L'ajout d'une deuxième couche dans le modèle représentant les épis qui ont un contenu en eau élevé à ce stade au-dessus d'un couvert qui s'assèche pourrait probablement améliorer la correspondance entre les observations et les prédictions après l'épiaison. En effet, Ulaby et al. (1986) ont suggéré qu'un terme supplémentaire doit être ajouté au modèle traditionnel à trois termes (diffusion de volume de la végétation, atténuation du sol et interaction sol-végétation) pour représenter correctement la rétrodiffusion du blé après l'épiaison. Cela peut expliquer pourquoi, pour un modèle simple comme le WCM incapable de séparer la contribution des feuilles, des tiges et des épis, l'utilisation de l'AGB a fourni les meilleures prédictions de l'évolution saisonnière de la rétrodiffusion, y compris la deuxième augmentation survenant à partir du stade de l'épiaison et la chute de σ^0 à la fin de la saison. Néanmoins, des études supplémentaires sont nécessaires pour soutenir cette hypothèse en utilisant un modèle de transfert radiatif multicouche.

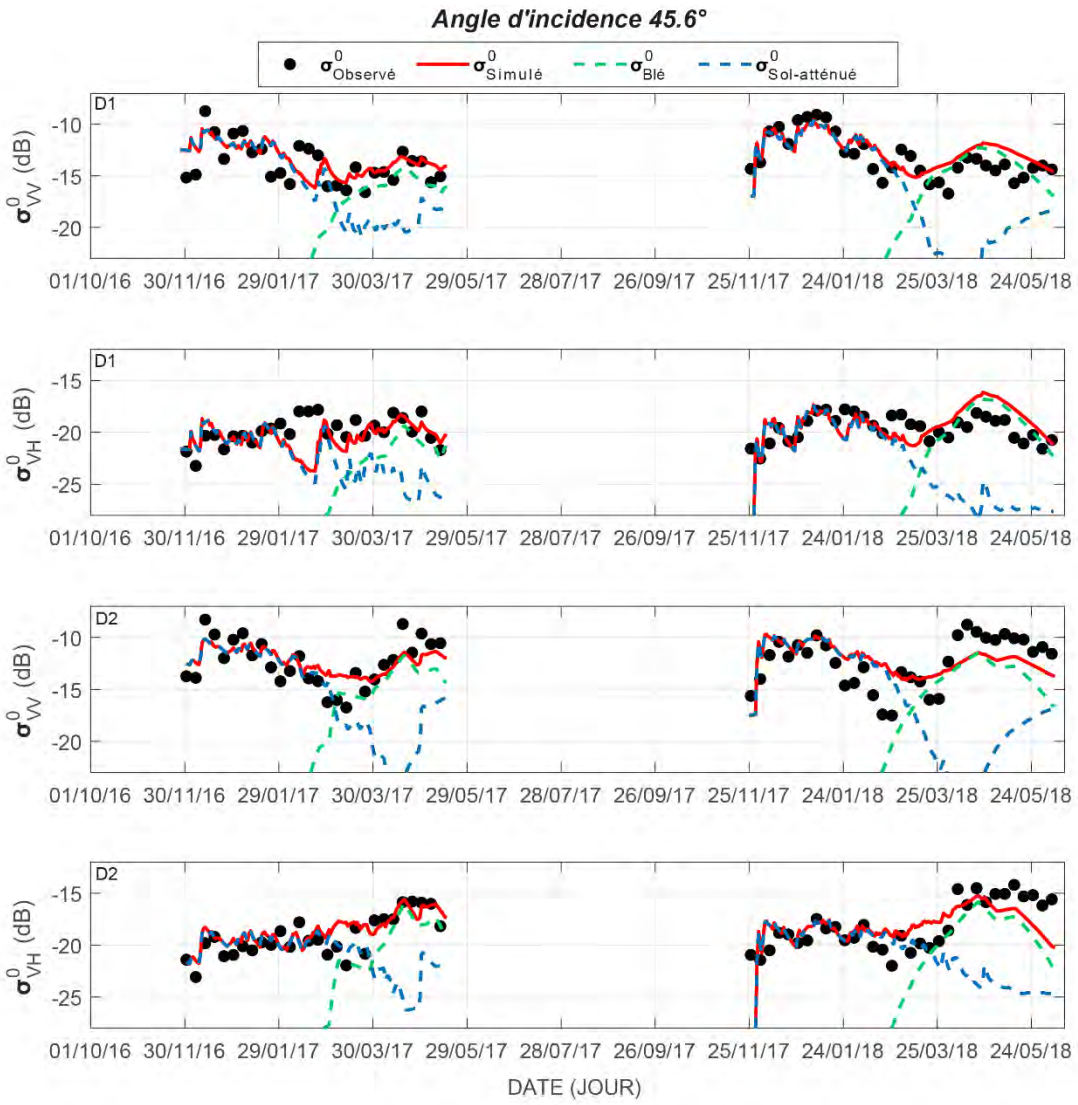

Figure IV. 2 : Série temporelle des différentes contributions simulées à l'aide du WCM et de l'AGB comme descripteur de végétation superposée aux observations Sentinel-1 en polarisations VV et VH sur les deux parcelles du site d'étude principal D1 et D2 et pour les deux saisons (2016-2017 et 2017-2018) à 45.6° d'angle d'incidence.

III. Modèle Karam

Le modèle de Karam est un modèle de transfert radiatif introduit dans la littérature en 1992 (Karam et al., 1992) pour calculer la rétrodiffusion par un couvert forestier (voir Chapitre I). Afin d'interpréter la réponse du blé après l'épiaison, une nouvelle configuration à double couche du modèle, pour le blé, a été développée et évaluée sur la parcelle du site d'étude D3 car les mesures de biomasse ont été effectuées en séparant tige/feuille d'un côté et épis de l'autre uniquement sur cette parcelle.

III.1 Configuration double couche pour le blé

Le couvert de blé est modélisé par de deux couches (Figure IV. 3) : la couche supérieure est composée des épis et la couche inférieure est composée des feuilles et des tiges. Pour des raisons de simplificité, un seul type de diffuseur de forme ellipsoïdale est considéré dans la couche inférieure représentant à la fois les feuilles et les tiges. Les épis sont eux modélisés par des cylindres de longueur finie orientés de façon aléatoire. La matrice de diffusion d'un cylindre de longueur finie est obtenue en estimant le champ intérieur d'un cylindre infini similaire (Karam and Fung, 1988). Le coefficient d'extinction est calculé à l'aide du théorème de la diffusion directe. Les feuilles sont modélisées comme des ellipsoïdes orientés de façon aléatoire. La matrice de diffusion des feuilles est obtenue en appliquant l'approximation de Rayleigh Gans généralisée. L'approximation est valable pour les feuilles minces et pour les feuilles de taille inférieure ou comparable à la longueur d'onde. Le coefficient d'extinction des feuilles est donc calculé comme la somme du coefficient d'absorption et du coefficient de diffusion. Dans chaque couche, les diffuseurs sont de taille identique et ont une distribution uniforme en azimut.

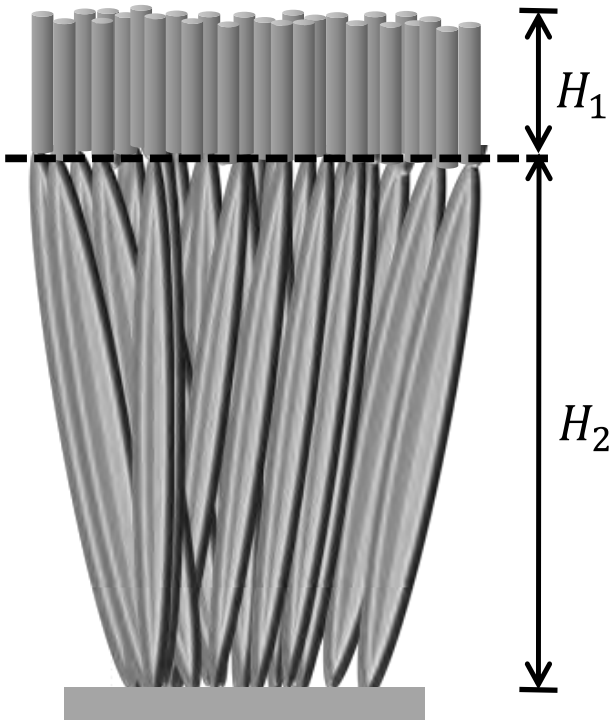

Figure IV. 3 : Exemple simplifié de la configuration double couche adopté pour un champ de blé.

Le coefficient de rétrodiffusion est calculé comme la somme incohérente de la diffusion de volume par la végétation (des épis et des feuilles) et la diffusion du sol atténuée par le couvert végétal :

$$\sigma^0_{pq,\ canopy} = \sigma^0_{pq,\ vegetation} + L^2\sigma^0_{pq,\ soil} \quad \text{(IV.1)}$$

Où pq est le mode de polarisation (V ou H) et L^2 est la transmissivité du couvert. Le coefficient de rétrodiffusion est un cas particulier obtenu à partir du coefficient bistatique en considérant que la direction d'émission est aussi la direction d'observation. L'ensemble des équations et les détails sur le calcul du coefficient bistatique peuvent être trouvés dans Karam et al. 1992. Les expressions du coefficient de rétrodiffusion de la couche des épis (couche 1) et de la couche des feuilles (couche 2) sont données par :

$$\sigma^0_{pq,\ vegetation,\ couche1} = 4\pi \cos\theta\, n_{01} \langle |F_{pq,1}(-\hat{\imath},\hat{\imath})|^2 \rangle \left(\frac{1-L_{1p}(\theta)L_{1q}(\theta)}{k_{1p}(\theta)+k_{1q}(\theta)}\right) \quad \text{(IV.2)}$$

$$\sigma^0_{pq,\ vegetation,\ couche2} = 4\pi L_{1p}(\theta)L_{1q}(\theta) \cos\theta\, n_{02} \langle |F_{pq,2}(-\hat{\imath},\hat{\imath})|^2 \rangle \left(\frac{1-L_{2p}(\theta)L_{2q}(\theta)}{k_{2p}(\theta)+k_{2q}(\theta)}\right) \quad \text{(IV.3)}$$

Où i = 1 pour la couche 1 et i = 2 pour la couche 2. n_{01} est la densité de diffuseurs dans la couche i, $F_{pq,i}(-\hat{\imath},\hat{\imath})$ est l'amplitude de diffusion et θ est l'angle d'incidence. L_{iq} et L_{iq} sont les facteurs d'atténuation en polarisation p et q, dans la direction de rétrodiffusion définis par l'expression suivante :

$$L_{ik}(\theta) = e^{-k_{ik}(\theta)sec(\theta)H_i} \qquad (\mathrm{i} = 1{,}2 \text{ et } \mathrm{k} = \mathrm{p}, \mathrm{q}) \quad \text{(IV.4)}$$

Où H_i est la hauteur de la couche i et k_{ik} est le coefficient d'extinction donné par :

$$k_{ik}(\theta) = n_{0i}\langle k_{ok}(\theta)\rangle \qquad (\mathrm{i} = 1{,}2 \text{ and } \mathrm{k} = \mathrm{p}, \mathrm{q}) \quad \text{(IV.5)}$$

Avec k_{ok} est la section d'extinction et < > est la moyenne d'ensemble prise comme décrit dans (Karam et al., 1992).

Le coefficient de rétrodiffusion du sol est calculé à l'aide du modèle d'Oh et al. (1992). Comme déjà montré, h_{rms} est maintenu constant tout au long de la saison agricole. Sa valeur est égale à la valeur mesurée sur la parcelle lors des campagnes de mesures en début de la saison agricole. De même, la constante diélectrique du sol est calculée en utilisant le modèle de Hallikainen et al. (1985).

Comme dans Karam and Fung (1988), les angles d'orientation eulériens (α,β,γ) sont nécessaires pour la description de l'orientation des feuilles elliptiques. Sur nos sites d'étude, nous ne disposons pas de mesures de l'orientation des feuilles et des épis. Par conséquent, la configuration utilisée par Frison et al. (1998) et Jarlan et al. (2002b) est donc adoptée en supposant que la distribution du blé est similaire à celle des graminées sahéliennes. Suite à

ces deux études, une distribution uniforme et érectophile est également choisie avec $\gamma = 45°$. La fonction de probabilité de la distribution de l'angle d'inclinaison des diffuseurs (β) a l'expression suivante :

$$\begin{cases} P(\beta) = Acos^n\left(\frac{\pi}{2}\left(\frac{\beta-\beta_m}{\beta_0-\beta_m}\right)\right) & \beta_1 \leq \beta \leq \beta_2 \\ 0 & Otherwise \end{cases} \quad \text{(IV.6)}$$

Les feuilles sont distribuées aléatoirement entre 0 et 90° d'inclinaison. Par conséquent, la puissance de la fonction (n) est choisie égale à 1. En revanche, les épis sont distribués verticalement, c'est pourquoi nous avons choisi n = 10. La constante diélectrique des feuilles et des épis est calculée en utilisant le modèle d'Ulaby and El-Rayes (1987).

Sur D3, les épis apparaissent le 13 mars 2019. Un rayon de 0.01 m est supposé constant jusqu'à la récolte. De même, la longueur des épis (qui est ainsi la hauteur de la couche) est considérée comme constante à une valeur de 10 cm à partir de la date d'apparition des épis. Fc pour la couche des épis est celle du couvert qui est maintenue constante, égale à la valeur maximale atteinte au stade de l'épiaison du blé. Pour la deuxième couche, les longueur, largeur est épaisseur des feuilles sont égales à respectivement, 0.1, 0.003 et 0.0003 m. La hauteur de la couche et la Fc sont mesurées, en moyenne, toutes les 2 semaines pendant la saison agricole comme décrit dans le Chapitre I. Enfin, la densité des diffuseurs dans chaque couche est calculée en utilisant la fraction volumique qui est exprimée par la formule donnée dans Frison et al. (1998) :

$$V_{fi} = 0.0001 * \frac{AGB_i}{Fc_i} * \frac{3+2*VWC_i}{H_i*\rho_e(1-VWC_i)} \qquad (i = 1,2) \quad \text{(IV.7)}$$

Où ρ_e est la densité de l'eau.

III.2 Résultats des simulations

La Figure IV.4 montre les observations Sentinel-1 et les résultats de simulations avec les contributions du sol atténuées par le couvert, de la couche des feuilles ainsi que celle des épis en utilisant la nouvelle configuration du modèle Karam pour deux angles d'incidence (VV à 35.2° et VH à 45.6°) sur la parcelle D3 (saison 2018-2019). Les statistiques (R, RMSE et biais) entre les simulations et les observations calculées sur toute la saison sont reportées sur chaque figure.

Pour rappel, la parcelle a été semée le 5 novembre tandis que les campagnes de mesure n'ont commencé qu'un mois plus tard. Les simulations sont donc mises en place qu'à partir de cette date. Comme pour le WCM, l'évolution saisonnière est plutôt bien reproduite (R = 0.87, RMSE = 0.84 dB et biais = -0.30 dB). Le sol domine la rétrodiffusion en début de saison et commence à diminuer avec le développement de la végétation au profit de la contribution de volume de cette dernière. La diffusion du volume contribue d'avantage en VH à 45.6° qu'en VV à 35.2°.

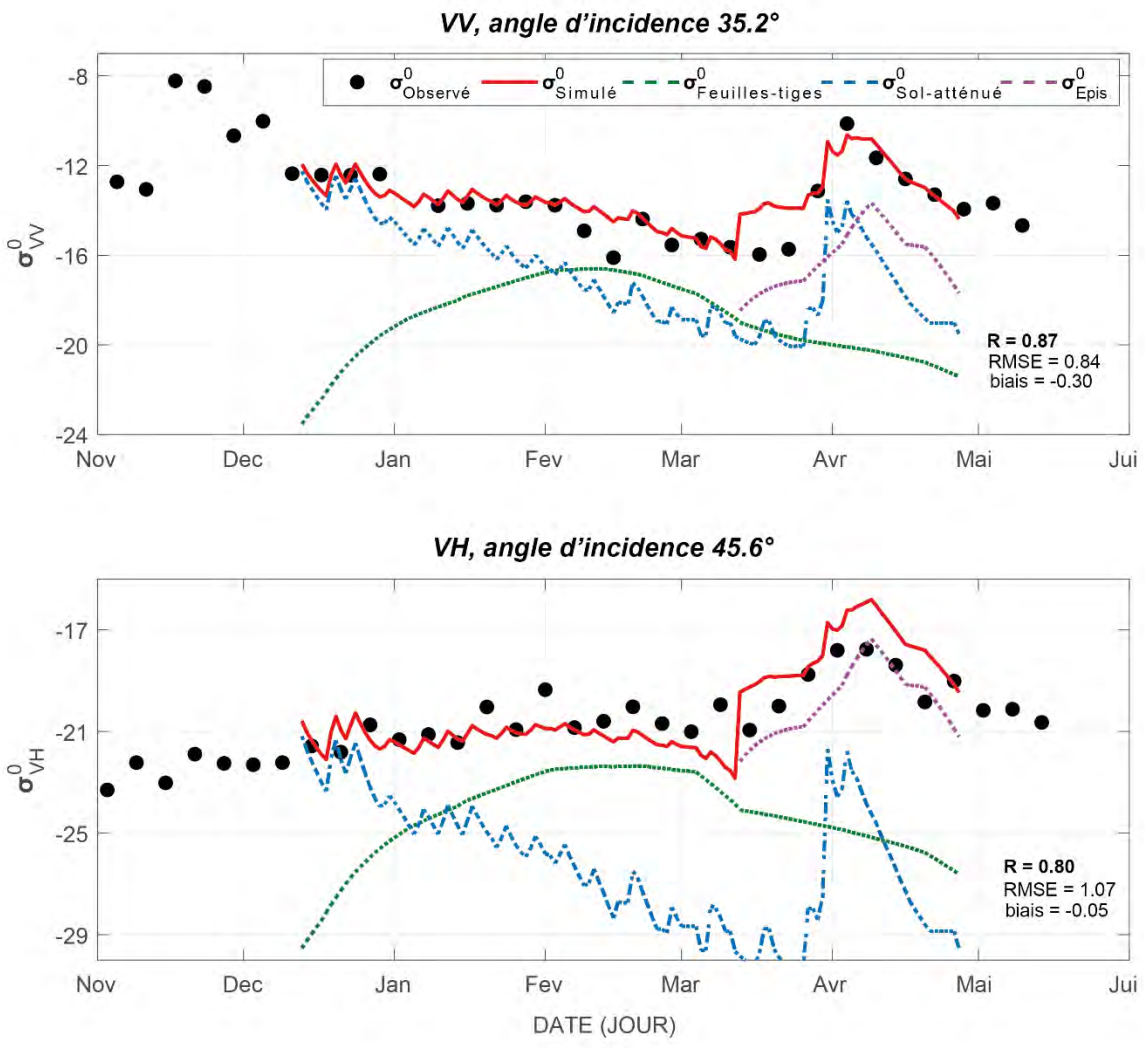

Figure IV. 4 : Série temporelle des différentes contributions simulées en utilisant la nouvelle configuration du modèle Karam sur la parcelle D3 pendant la saison 2018-2019 en polarisation VV à 35.2° et en polarisation VH à 45.6° d'incidence.

Pour rappel, cette implémentation du modèle de Karam avait pour objectif d'évaluer si une couche fine au-dessus des tiges pouvait expliquer l'apparition du 2ème cycle de rétrodiffusion en lien à la diffusion de volume au sein de cette couche. En effet, bien que le modèle WCM reproduise assez bien le signal pendant la première partie de la saison, il a plus de difficultés

après l'épiaison (Figures IV.1 et IV.2). De plus, cette relativement bonne reproduction du cycle a été obtenue grâce à un "artefact" consistant à utiliser la biomasse aérienne comme descripteur du couvert végétal (aucun des autres descripteurs n'a permis de reproduire le 2ème cycle pour les raisons déjà évoquées). Par contraste, grâce au modèle de Karam à double couche, le deuxième cycle après l'épiaison montre un bon accord avec les observations. La contribution de la couche des épis (σ^0_{Epis}) est importante et pourrait expliquer à elle seule l'augmentation du signal due à la diffusion de volume par la couche des épis comme cela déjà a été évoqué par plusieurs auteurs. A cette période, la contribution de la couche inférieure (qui contient les tiges et les feuilles) diminue en raison de l'assèchement global du couvert. En effet, au moment de l'épiaison, les feuilles commencent à sécher progressivement avec le début du remplissage des grains, de sorte que le flux de sève (eau, glucides, protéines et sels minéraux) migre vers les épis au sommet de la plante (Voir Chapitre III, Figure III. 8). Cette migration est illustrée par l'augmentation de σ^0_{head} avant qu'il ne chute en fin saison, entraînant ainsi une baisse de la rétrodiffusion totale due à l'assèchement de tous les éléments de végétation (y compris les épis) et du sol (SSM faible en fin de saison). Cela peut donc expliquer pourquoi les autres descripteurs et notamment le VWC ne permettait pas à la fois de reproduire le 2ème cycle mais aussi la chute assez tardive du σ^0 total. Evidemment, il ne s'agit que d'un travail préliminaire sur une saison qu'il s'agira d'affiner par la suite notamment grâce à de nouvelles mesures de biomasse en séparant tige/feuille des épis comme cela a été réalisé en 2020-2021 sur le site de mesures de la campagne MOCTAR (cf. Chapitre VII).

IV. Conclusion

La modélisation est un outil incontournable pour la compréhension du signal radar rétrodiffusé d'un couvert végétal. Elle permet de distinguer les contributions des différentes composantes (sol, végétation, sol atténué par le couvert végétal) et leur importance dans le signal total rétrodiffusé au cours de la saison agricole. Il existe plusieurs modèles dans la littérature, cependant, notre choix s'est principalement basé sur notre objectif final d'estimation de SSM par la mise en place d'une approche inverse. Dans ce contexte, notre choix s'est tout naturellement tourné vers un modèle parcimonieux comme le Water Cloud Model. Dans un premier temps, ce modèle a été calibré et validé sur plusieurs parcelles de blé irrigué en deux polarisation VV et VH et pour deux angles d'incidence 45.6° et 35.2°. Nous avons notamment évalué l'utilisation de plusieurs descripteurs de la dynamique de la végétation. L'AGB est apparu être le meilleur descripteur alors que c'est plutôt le VWC qui

est utilisé dans la littérature. Avec ce descripteur, le modèle reproduit raisonnablement l'évolution saisonnière observée du coefficient de rétrodiffusion si les coefficients empiriques WCM sont calibrés séparément pour VV et VH. Toutefois, la question de l'origine de l'augmentation du signal après la phase d'épiaison se pose car un simple modèle tel que le WCM dans sa forme classique ne distingue pas les différentes composantes du blé (feuilles, épis…). Dans ce sens, nous avons mené un exercice de modélisation avec une configuration multicouche du modèle Karam. Les résultats de simulation montrent que le deuxième cycle semble bien être lié à la diffusion de volume au sein de la couche d'épis. Dans la suite du manuscrit et notamment pour l'inversion de l'humidité du sol (Chapitre V), nous utiliserons le modèle WCM basé sur l'AGB comme descripteur de la dynamique du couvert végétal étant donné ses bonnes performances pour reproduire le signal observé en mode direct.

Chapitre V
Inversion de l'humidité de surface du sol

I. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle approche d'inversion de SSM basée sur le WCM et utilisant uniquement les observations radar en combinant le coefficient de rétrodiffusion et la cohérence interférométrique. L'approche est évaluée sur une large base de données de mesures *in situ* de SSM collectées sur des parcelles de blé au Maroc et en Tunisie.

II. Description de l'approche

Plusieurs approches d'inversion de SSM basées sur le WCM ont été proposées en utilisant différents descripteurs de végétation comme l'AGB et le NDVI (voir Chapitre I). Ces descripteurs sont calculés à partir de données provenant soit de mesures *in situ*, soit de la télédétection optique. L'utilisation de données *in situ* est difficile dans les applications opérationnelles en raison du coût élevé et du temps nécessaire pour obtenir ces données. Un exemple est l'AGB puisqu'il n'existe pas aujourd'hui de produits de ces variables issus de la télédétection. Concernant les données optiques, elles sont sujettes aux perturbations atmosphériques qui peuvent limiter leur disponibilité dans les régions où la couverture nuageuse est persistante.

Dans ce contexte, un des objectifs principaux de cette thèse était le développement d'une nouvelle approche pour estimer la SSM à partir de données radar indépendantes des conditions atmosphériques. Les résultats du Chapitre IV montrent que le WCM basé sur l'AGB comme descripteur du couvert végétal permet de bien reproduire le signal saisonnier de Sentinel-1 en mode direct. Du fait de sa simplicité, c'est donc un bon candidat pour inverser la SSM.

Notre approche tire profit des bonnes relations obtenues entre la cohérence interférométrique et les caractéristiques de la végétation (VWC et AGB) (voir Chapitre III). Dans un premier temps, ces relations ont été établies sur les deux parcelles D1 et D2. Ces relations ont été utilisées en entrée du WCM préalablement calibré avec l'ABG et le VWC (Chapitre IV). Nous avons donc testé 2 approches d'inversion différentes appelées $WCM_{\rho-AGB}$ et $WCM_{\rho-VWC}$. Les séries temporelles de SSM ont été inversées en minimisant la distance entre le coefficient de rétrodiffusion observé et prédit pour chaque acquisition Sentinel-1. Les polarisations VV et VH ont été testées. La minimisation a été effectuée à l'aide d'une approche simple de type "brute-force" (Jarlan et al., 2002a) qui consiste à explorer toutes l'espace des solutions possibles en le discrétisant. Dans notre cas, nous avons

fait varier SSM de 0 à 0.5 m^3/m^3 avec un pas de 0.0005 m^3/m^3 et les valeurs de rugosité du sol (h_{rms}) dans une gamme réaliste comprise entre 0.7 cm et 1.5 cm avec un pas de 0.05 cm. La gamme de h_{rms} a été déterminée à partir de la base de données *in situ* et d'une revue de la littérature (Balenzano et al., 2011; Bousbih et al., 2017; Mattia et al., 2003; Picard et al., 2003; Wang et al., 2018; Zribi et al., 2011). La moyenne de toutes les séries temporelles de SSM inversées est ensuite retenue comme solution au problème inverse. Veuillez noter qu'une valeur constante de 1 cm a d'abord été utilisée. Le fait de conserver la moyenne des séries temporelles de SSM correspondant à différentes valeurs de rugosité du sol a permis d'obtenir des biais légèrement plus faibles que ceux obtenus avec la valeur d'h_{rms} unique de 1 cm.

Étant donné qu'un traitement et un stockage supplémentaires sont nécessaires pour dériver la cohérence de Sentinel-1, la valeur ajoutée de l'utilisation de la cohérence interférométrique est évaluée par comparaison avec la même approche mais basée sur le PR puisqu'il est également bien connu qu'il est étroitement lié au développement de la végétation (Greifeneder et al., 2018; Paloscia et al., 2013; Veloso et al., 2017). Les deux approches basées sur les relations entre PR et les caractéristiques de la végétation sont nommées WCM_{PR-AGB} et WCM_{PR-VWC}.

En utilisant ces approches basées sur ρ et PR, la SSM peut être dérivée sur la base des données de Sentinel-1 uniquement : le coefficient de rétrodiffusion et la cohérence interférométrique ou le PR. Enfin, trois méthodes plus classiques d'inversion de SSM, composées de deux approches empiriques et d'une approche basée sur le WCM, sont également mises en œuvre pour comparaison :

1. ***Approches empiriques :***

   (1)- Il s'agit d'une simple relation linéaire entre le coefficient de rétrodiffusion (en deux polarisation σ^0_{VV} et σ^0_{VH}) et SSM. Cette approche simple a été utilisé historiquement pour dériver la SSM de la rétrodiffusion radar (Holah et al., 2005; Le Hégarat-Mascle et al., 2002; Le Morvan et al., 2008; Ulaby et al., 1982a; Ulaby and Dobson, 1986). Cette relation donne généralement de bons résultats pour des sols nus où le signal radar n'est sensible qu'au SSM et à la rugosité. Par contraste, quand le couvert végétal est développé, il modifie la pente de la relation linéaire et dégrade fortement les performances de ces approches linéaires car, d'autres mécanismes entrent en jeu et rendent le signal rétrodiffusé plus complexe.

(2)- Il s'agit d'une relation linéaire entre la différence relative du coefficient de rétrodiffusion entre deux acquisitions successives ($\Delta\sigma^0$) de la même orbite et la différence correspondante de SSM (ΔSSM) comme proposé par Balenzano et al. (2011). Elle a été proposée comme une méthode alternative moins sensible au changement de rugosité du sol qui peut se produire en cours de la saison. Cette méthode nécessite de connaitre la SSM au début de la saison agricole car seuls les variations relatives de SSM entre les acquisitions successives sont estimées. Dans cette étude, comme la méthode n'est mise en œuvre qu'à des fins de comparaison, SSM_0 est tirée des mesures *in situ*. L'inversion de SSM_0 lorsqu'aucune mesure n'est disponible peut augmenter les erreurs d'estimation de cette approche.

2. ***Approches semi-empirique basé sur le WCM et le NDVI :*** il s'agit d'une approche d'inversion assez similaire aux nouvelles approches que nous proposons mais où le NDVI est utilisé comme descripteur de la végétation. Cette approche a été testée avec sucée par plusieurs auteurs (Baghdadi et al., 2017; Bousbih et al., 2017; El Hajj et al., 2016). La méthode est ensuite nommée WCM_{NDVI}.

Les entrées, les sorties et les paramètres à calibrer avant le processus d'inversion pour chaque méthode sont donnés dans le Tableau V.1. Le nombre de paramètres algorithmiques à calibrer diffère significativement et varie de 2 (σ^0, $\Delta\sigma^0$ et WCM_{NDVI}) à 5 (approches basées sur le WCM et les observations radar).

Tableau V. 1 : Entrées, sorties et nombre de paramètres à calibrer pour chaque méthode d'inversion de SSM.

Méthode	Entrée	Sortie	Paramètres calibrés
σ^o	σ^o	SSM	a et b / σ^o=f(SSM)
$\Delta\sigma^o$	σ^o	ΔSSM	a et b / $\Delta\sigma^o$=f (ΔSSM)
WCM_{NDVI}	σ^o, NDVI	SSM	A et B / WCM
WCM_{PR-AGB}	σ^o, PR	SSM	A et B / WCM a, b et c / AGB=f (PR)
WCM_{PR-VWC}	σ^o, PR	SSM	A et B / WCM a, b et c / VWC=f (PR)
$WCM_{\rho-AGB}$	σ^o, ρ	SSM	A et B / WCM a, b et c / AGB=f (ρ)
$WCM_{\rho-VWC}$	σ^o, ρ	SSM	A et B / WCM a, b et c / VWC=f (ρ)

Pour les sept méthodes, les données de la première saison (2016-2017) sur D1 et D2 ont été utilisées pour la calibration ce qui signifie que, pour les approches empiriques, une relation linéaire entre σ^0 (ou $\Delta\sigma^0$) et SSM (ou ΔSSM) est recherchée pour la première année de données. Pour les méthodes basées sur le WCM, la première année de données est utilisée pour calibrer les coefficients A et B du modèle WCM (voir Chapitre IV) ainsi que les paramètres empiriques des relations entre la cohérence ou le PR et les caractéristiques de la végétation. La deuxième saison (2017-2018) incluant les données sur D1 et D2, D3 ainsi que la base de données de validation sont utilisées pour la validation. Pour rappel, la base de données de validation se compose de deux saisons (2016-2017 et 2017-2018) sur la parcelle pluviale R1 et des 18 parcelles de Tunisie acquises dans la région de Kairouan qui ont été suivies au cours de la saison 2016-2017 (voir Chapitre III).

III. Résultats d'inversion de l'humidité de surface du sol

Les résultats d'inversion de SSM sur l'ensemble de la base de données par les sept méthodes pendant toute la saison de croissance en utilisant uniquement les informations de Sentinel-1 sont présentés dans cette section. Les résultats des deux approches proposées, basées sur ρ et sur PR, sont comparés aux méthodes plus classiquement utilisées dans la littérature. Le Tableau V. 2 résume les statistiques obtenues sur toute la saison agricole sur les trois parcelles D1, D2 et D3.

Tableau V. 2 : Les statistiques de l'estimation de l'humidité de surface du sol à l'aide des sept méthodes (voir texte) pour les parcelles du site d'étude D1, D2 et D3. Les coefficients de corrélation en gras sont significatifs à 99 %.

		D1				D2				D3			
		45.6°		35.2°		45.6°		35.2°		45.6°		35.2°	
		VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
$WCM_{\rho-AGB}$	R	**0.6**	**0.34**	**0.82**	**0.73**	0.01	0.13	0.29	0.3	**0.71**	0.4	**0.8**	0.21
	RMSE (m^3/m^3)	0.08	0.09	0.05	0.06	0.13	0.11	0.09	0.08	0.04	0.09	0.04	0.08
	biais (m^3/m^3)	-0.03	-0.06	0	-0.03	0	-0.02	0.02	-0.03	0.03	-0.07	0.01	0.06
	Slope	0.85	0.27	0.93	0.61	0.02	-0.17	0.3	0.28	0.69	0.59	1.05	0.19
$WCM_{\rho-VWC}$	R	**0.62**	**0.4**	**0.59**	**0.58**	0.18	0.31	0.1	-0.1	**0.66**	**0.47**	**0.69**	**0.5**
	RMSE (m^3/m^3)	0.08	0.1	0.08	0.08	0.16	0.18	0.11	0.14	0.06	0.09	0.05	0.08
	biais (m^3/m^3)	0.02	-0.01	-0.02	-0.03	0.01	0.03	-0.01	0.03	0.05	-0.07	0.02	-0.07
	Slope	0.91	0.58	0.83	0.72	0.39	-0.61	0.16	-0.33	0.72	0.73	0.9	0.51
WCM_{PR-AGE}	R	0.26	**0.39**	**0.61**	**0.61**	0.04	-0.42	0.01	0.18	**0.76**	0.37	**0.68**	**0.47**
	RMSE (m^3/m^3)	0.22	0.08	0.12	0.07	0.23	0.19	0.2	0.14	0.05	0.08	0.08	0.08
	biais (m^3/m^3)	-0.15	-0.04	0.02	-0.03	-0.16	-0.03	-0.01	0	0.04	0.05	0.05	-0.05
	Slope	0.57	0.35	1.3	0.71	0.13	-0.73	0.02	-0.23	0.8	0.57	1.09	0.57
WCM_{PR-VW}	R	**0.55**	0.32	**0.67**	**0.56**	-0.19	-0.38	0.06	-0.15	**0.61**	**0.47**	**0.68**	**0.59**
	RMSE (m^3/m^3)	0.09	0.12	0.06	0.1	0.17	0.21	0.11	0.18	0.08	0.08	0.06	0.09
	biais (m^3/m^3)	0.02	0.01	-0.01	0	0.01	-0.03	0	0	0.06	0	0.02	-0.02
	Slope	0.88	0.56	0.7	0.9	-0.46	-1.1	0.10	-0.39	0.76	1.04	0.95	1.18
WCM_{NDVI}	R	**0.57**	0.16	**0.65**	**0.53**	-0.2	-0.45	0.21	0.29	**0.57**	0.35	**0.7**	**0.53**
	RMSE (m^3/m^3)	0.09	0.13	0.08	0.09	0.2	0.23	0.12	0.18	0.07	0.09	0.05	0.1
	biais (m^3/m^3)	0.01	-0.03	-0.01	-0.04	0.01	0	-0.01	0.02	0.06	0.05	0.03	-0.06
	Slope	0.89	0.26	0.89	0.68	0.51	-1.15	0.37	-0.63	0.62	0.6	0.8	0.64
σ^0	R	**0.63**	0.28	**0.67**	**0.66**	-0.11	0.3	0	0.03	**0.6**	0.23	**0.61**	0.42
	RMSE (m^3/m^3)	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	0.08	0.07	0.07	0.08	0.07	0.08	0.08
	biais (m^3/m^3)	-0.04	-0.02	-0.04	-0.04	0.02	0.05	0.02	0.01	-0.07	-0.06	-0.06	-0.06
	Slope	0.11	-0.01	0.19	0.25	-0.02	0.01	0	0.01	0.12	-0.01	0.25	0.19
$\Delta\sigma^0$	R	0.29	0.21	**0.38**	**0.35**	**0.43**	0.09	0.21	0.42	**0.71**	**0.62**	**0.65**	0.15
	RMSE (m^3/m^3)	0.04	0.04	0.04	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.07	0.07	0.07	0.06
	biais (m^3/m^3)	0	0.07	0	0	0	0	0	0	0.06	0.05	0.06	0.04
	Slope	0.08	0.02	0.13	0.17	0.11	0.01	0.06	0.17	0.31	0.24	0.15	0.02

Toutes les méthodes sont capables d'inverser la SSM avec une précision acceptable à 35.2° d'incidence en utilisant le coefficient de rétrodiffusion en polarisation VV sur D1 et D3 avec des R supérieurs à 0.60 sauf pour l'approche empirique basée sur $\Delta\sigma^0$ sur D1 (R = 0.38 à 35.2° en VV). En revanche, l'inversion par la plupart des méthodes et, en particulier, par celles basées sur le WCM, a donné des résultats bien moins bons sur D2. Pour information, pour les approches basées sur le WCM, l'inversion sur D2 a également été testée en calibrant le WCM sur la deuxième saison ou en utilisant le coefficient calibré sur D1. Dans les deux cas, de mauvais résultats ont été obtenus. Ceci est attribué aux conditions de croissance très spécifiques qui ont sévèrement affecté le développement du blé comme déjà discuté (voir l'image Figure A1 dans l'annexe). En effet, si l'on considère uniquement les données du début de saison (LAI < 1.5 m^2/m^2), les résultats sur D2 sont similaires à ceux obtenus sur D1 à 45.6° et 35.2°. Par exemple, à 45.6° en VV, les statistiques (R, RMSE, biais) obtenues sur D2 sont de (0.71, 0.06 m^3/m^3, 0.01 m^3/m^3) contre (0.84, 0.06 m^3/m^3, -0.02 m^3/m^3) sur D1. C'est donc bien les conditions très particulières de croissance sur D2 surtout à partir de début avril qui pénalise fortement les performances de l'inversion. Ce résultat illustre aussi le fait que la performance des approches basées sur des modèles peut diminuer considérablement lorsque les conditions de croissance divergent de manière significative de celles pour lesquelles le modèle a été calibré.

L'approche empirique basée sur $\Delta\sigma^0$ a donné des résultats acceptables sur D3 (R = 0.71) et dans une moindre mesure sur D2 (R = 0.43). Elle est en particulier la meilleure de toutes les méthodes évaluées sur D2. De plus, elle a fourni la RMSE la plus faible (RMSE < 0.05 m^3/m^3) sur D1 et D2 (0.07 m^3/m^3 sur D3). Cependant, la pente est très faible quel que soit l'angle d'incidence, la polarisation et la parcelle. Des valeurs de pente faible sont aussi observées pour la méthode $\sigma^0 - SSM$.

Les meilleurs résultats sont obtenus sur D1 par la nouvelle approche basée sur le WCM en utilisant la relation entre la cohérence interférométrique et l'AGB (R = 0.82, RMSE = 0.05 m^3/m^3 et aucun biais pour VV à 35.2°). À titre d'illustration, la Figure V.1 montre les scatterplots entre les SSM observées et inversées en utilisant cette dernière méthode, du semis à la récolte à 35.2° : (a) et (b) sont pour D1 à VV et VH, respectivement ; (c) et (d) sont pour D2 et (e) et (f) pour D3. Les statistiques sont évidemment moins bonnes à 45.6° en raison d'une plus forte contribution du couvert et pour la polarisation VH pour toutes les méthodes considérées.

Afin d'évaluer la généricité de toutes les méthodes, elles ont été appliquées sur la base de données de validation en utilisant la calibration effectuée sur D1 et D2 pendant la première saison agricole. Le Tableau V. 3 présente les statistiques obtenues sur la base de données de validation pour les sept méthodes. Toutes les méthodes ont donné des résultats acceptables en polarisation VV, y compris les approches les plus simples basées sur σ^0 et $\Delta\sigma^0$, avec des coefficients de corrélation toujours significatifs à 99 %, à l'exception de la méthode $\Delta\sigma^0$ sur la parcelle R1 (pluvial). La pente est toujours faible pour ces deux méthodes (σ^0 et $\Delta\sigma^0$). Les résultats sont légèrement moins bons mais restent proches de ceux obtenus sur les parcelles où les méthodes ont été calibrées pour les trois approches "classiques" ($\mathrm{WCM_{NDVI}}$, σ^0 et $\Delta\sigma^0$). Avec les pentes les plus élevées, les statistiques des méthodes basées sur le PR et ρ sont proches de celles obtenues sur D1 et D3 avec des RMSE variant de 0.06 à 0.08 m^3/m^3. Néanmoins, on constate une légère baisse du coefficient de corrélation de 0.80 pour D3 à 0.70 sur le blé pluvial R1 (méthode $WCM_{\rho-AGB}$). Le coefficient de corrélation des parcelles tunisiennes se situe entre les deux (0.75). Par ailleurs, la corrélation légèrement plus faible sur R1 et sur les parcelles tunisiennes pourrait également être due à l'angle d'incidence légèrement plus élevé des données Sentinel-1 acquises sur ces deux derniers sites (40° contre 35.2° pour les sites où la méthode a été calibrée). En revanche, les performances globales sont moins bonnes pour les approches empiriques mais elles semblent plus stables d'un site à l'autre, en particulier pour la méthode basée sur σ^0 dont le coefficient de corrélation varie peu d'un site à l'autre (0.60 à 0.62). Malgré la baisse modérée des performances sur les sites de validation, la méthode basée sur les relations ρ-AGB fournit les meilleurs résultats sur la base de données de validation avec des coefficients de corrélation systématiquement plus élevés, un RMSE plus faible et des biais faibles avec une valeur maximale de 0.03 m^3/m^3 en polarisation VV et un biais moyen de 0.01 m^3/m^3 sur l'ensemble de la base de données.

À titre d'illustration, la Figure V.2 montre les scatterplots obtenues en utilisant l'approche $WCM_{\rho-AGB}$ sur la parcelle pluvial R1 au Maroc (a et b) et dans la plaine de Kairouan en Tunisie (c et d). Les deux derniers scatterplots de la Figure V.2 (e et f) montrent les résultats sur l'ensemble de la base de données, y compris D1 et D3. Avec un nombre total de mesures N = 445 sur différents sites (Maroc et Tunisie) pluviaux et irrigués avec différentes techniques (aspersion et goutte-à-goutte) pour des angles d'incidence entre 35.2° et 40°, les résultats d'inversion montre que SSM a été inversée avec une bonne précision sur toute la saison agricole pour différentes conditions de cultures.

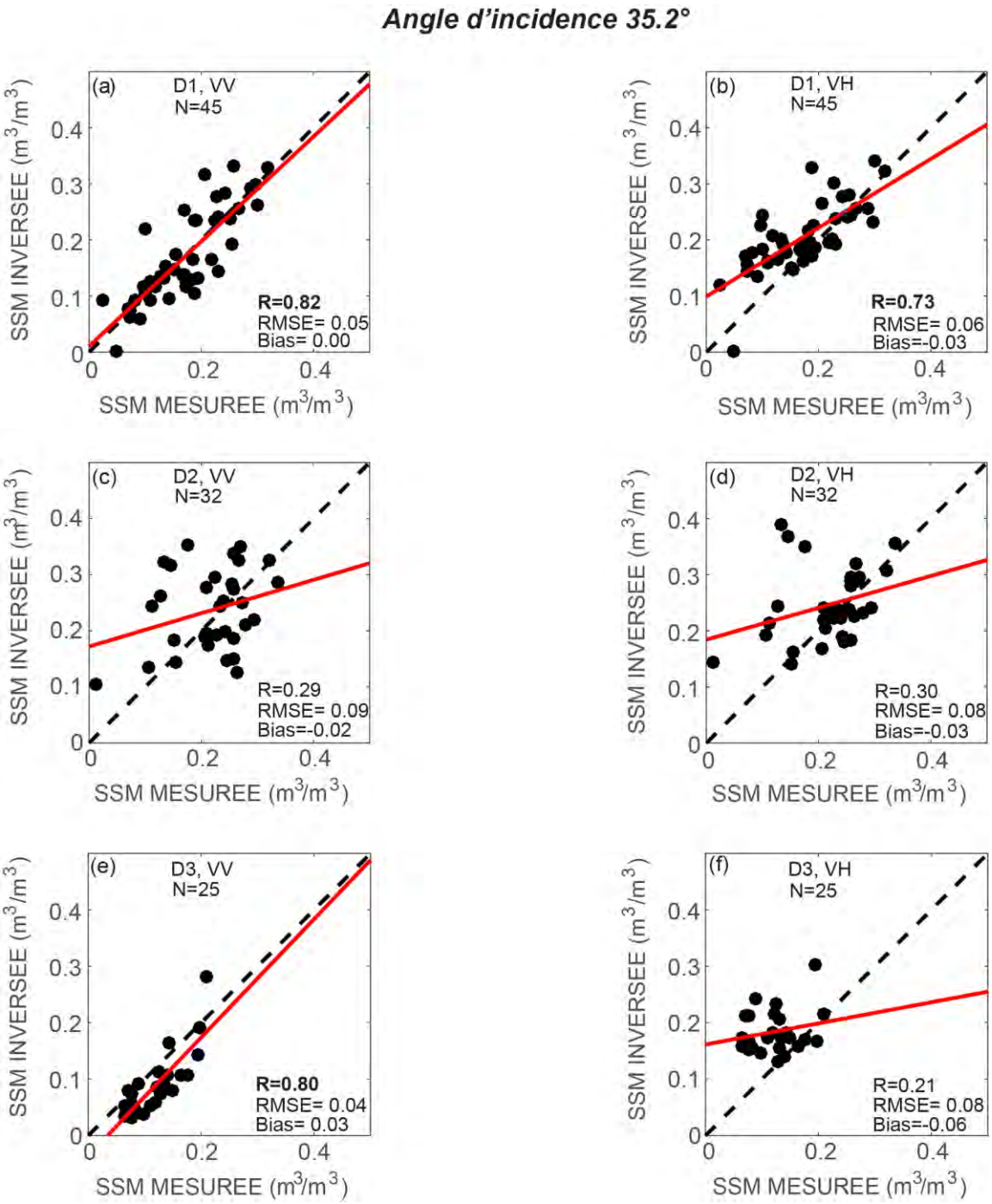

Figure V. 1 : SSM inversée vs. les mesures *in situ* en polarisations VV et VH à 35.2° d'incidence pour les parcelles du site d'étude principal : (a,b) D1, (c,d) D2 et (e,f) D3. Les coefficients de corrélation en gras sont significatifs à 99%.

Tableau V. 3 : Les statistiques de l'estimation de SSM par les sept méthodes (voir texte) sur la base de données de validation (R1 et 18 parcelles de Kairouan). Les coefficients de corrélation en gras sont significatifs à 99%.

		Sidi Rahal		Kairouan	
		40°		40°	
		VV	VH	VV	VH
$WCM_{\rho-AGB}$	R	**0.7**	**0.61**	**0.75**	**0.54**
	RMSE (m^3/m^3)	0.08	0.08	0.06	0.06
	biais (m^3/m^3)	0.03	0.03	0.01	0.04
	Slope	0.76	0.52	0.64	0.47
$WCM_{\rho-VWC}$	R	**0.68**	**0.63**	**0.65**	**0.42**
	RMSE (m^3/m^3)	0.11	0.08	0.07	0.1
	biais (m^3/m^3)	0.08	0.02	0.01	-0.05
	Slope	0.7	0.58	0.62	0.38
WCM_{PR-AGB}	R	**0.59**	**0.52**	**0.61**	**0.39**
	RMSE (m^3/m^3)	0.13	0.11	0.08	0.09
	biais (m^3/m^3)	0.09	0.05	0.02	-0.03
	Slope	0.71	0.54	0.7	0.39
WCM_{PR-VWC}	R	**0.69**	**0.5**	**0.64**	**0.37**
	RMSE (m^3/m^3)	0.1	0.11	0.07	0.1
	biais (m^3/m^3)	0.07	0.04	0.01	-0.04
	Slope	0.73	0.56	0.56	0.35
WCM_{NDVI}	R	**0.69**	**0.56**	**0.61**	**0.39**
	RMSE (m^3/m^3)	0.1	0.1	0.07	0.1
	biais (m^3/m^3)	0.07	0.03	0.02	-0.04
	Slope	0.71	0.62	0.62	0.39
σ^o	R	**0.6**	**0.59**	**0.62**	**0.42**
	RMSE (m^3/m^3)	0.07	0.07	0.07	0.07
	biais (m^3/m^3)	0.02	0.02	-0.01	0
	Slope	0.5	0.4	0.12	0.15
$\Delta\sigma^o$	R	0.24	-0.36	**0.24**	**0.24**
	RMSE (m^3/m^3)	0.18	0.24	0.11	0.11
	biais (m^3/m^3)	0.11	0.15	-0.05	-0.06
	Slope	-0.24	-0.51	0.28	0.25

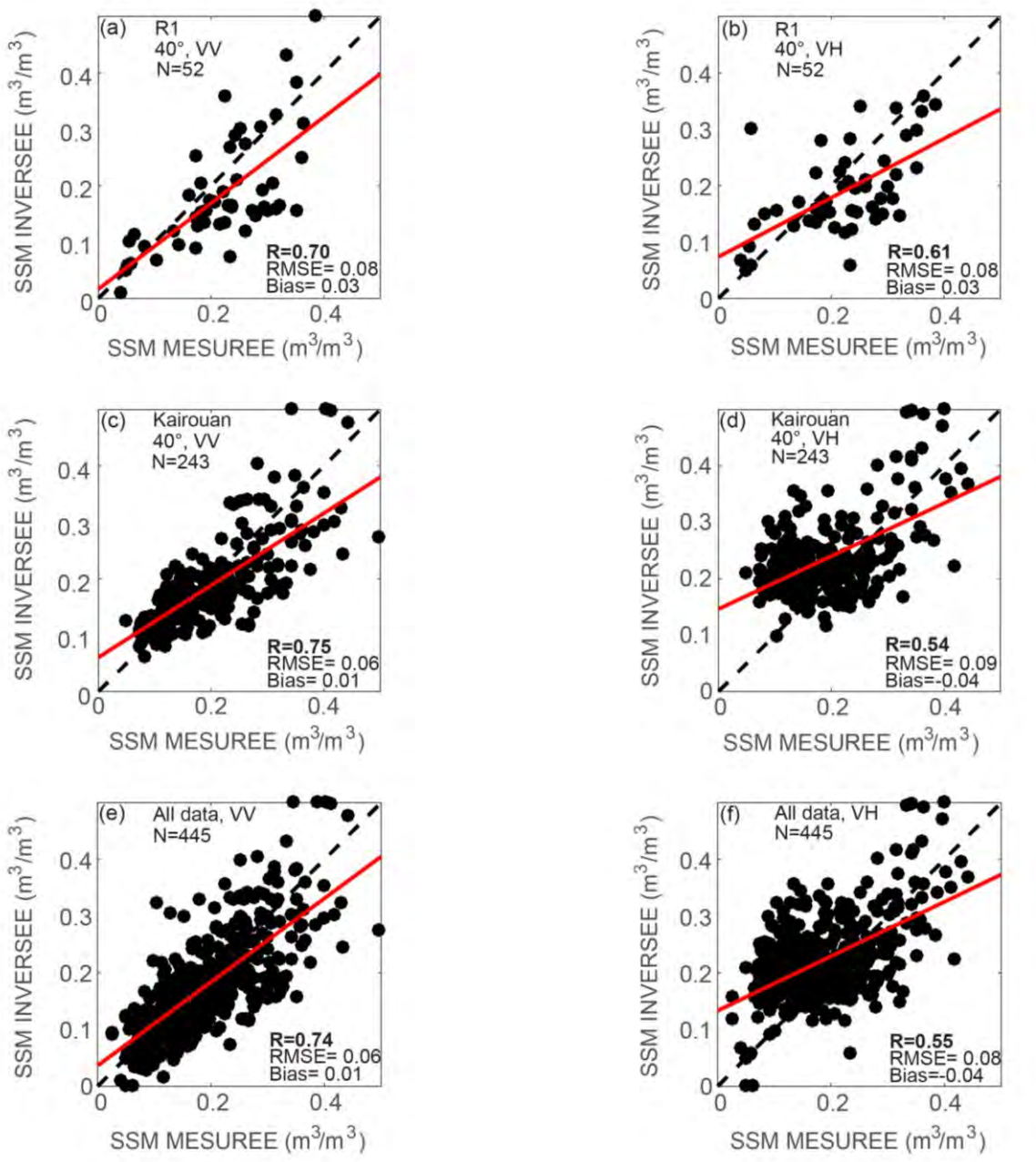

Figure V. 2 : SSM inversée vs. les mesures *in situ* en polarisations VV et VH sur les sites de validation pour l'approche basée sur la cohérence : (a,b) R1 (~40°); (c,d) 18 parcelles de la plaine de Kairouan (~40°); (e,f) toute la base de données (toutes les parcelles et toutes les orbites). Les coefficients de corrélation en gras sont significatifs à 99%.

Afin d'évaluer la perte de performance associée à la croissance de la végétation, les coefficients de corrélation des sept méthodes d'inversion de SSM sont tracés en fonction de l'AGB dans la Figure V.3 en utilisant les données de D1 et D3 étant donné que les mesures *in situ* de l'AGB étaient disponibles sur ces deux parcelles. D2 n'a pas été prise en compte en raison des conditions de croissance spécifiques déjà évoquées. Le nombre de points varie de

26 au début de la saison de culture (AGB <= 0.14 kg/m² qui correspond à LAI <= 1.5 m²/m²) à 70 lorsque toutes les conditions de végétation sont considérées (AGB <= 2.50 kg/m²). Le Tableau V.3 résume le nombre de mesures utilisées pour chaque seuil d'AGB.

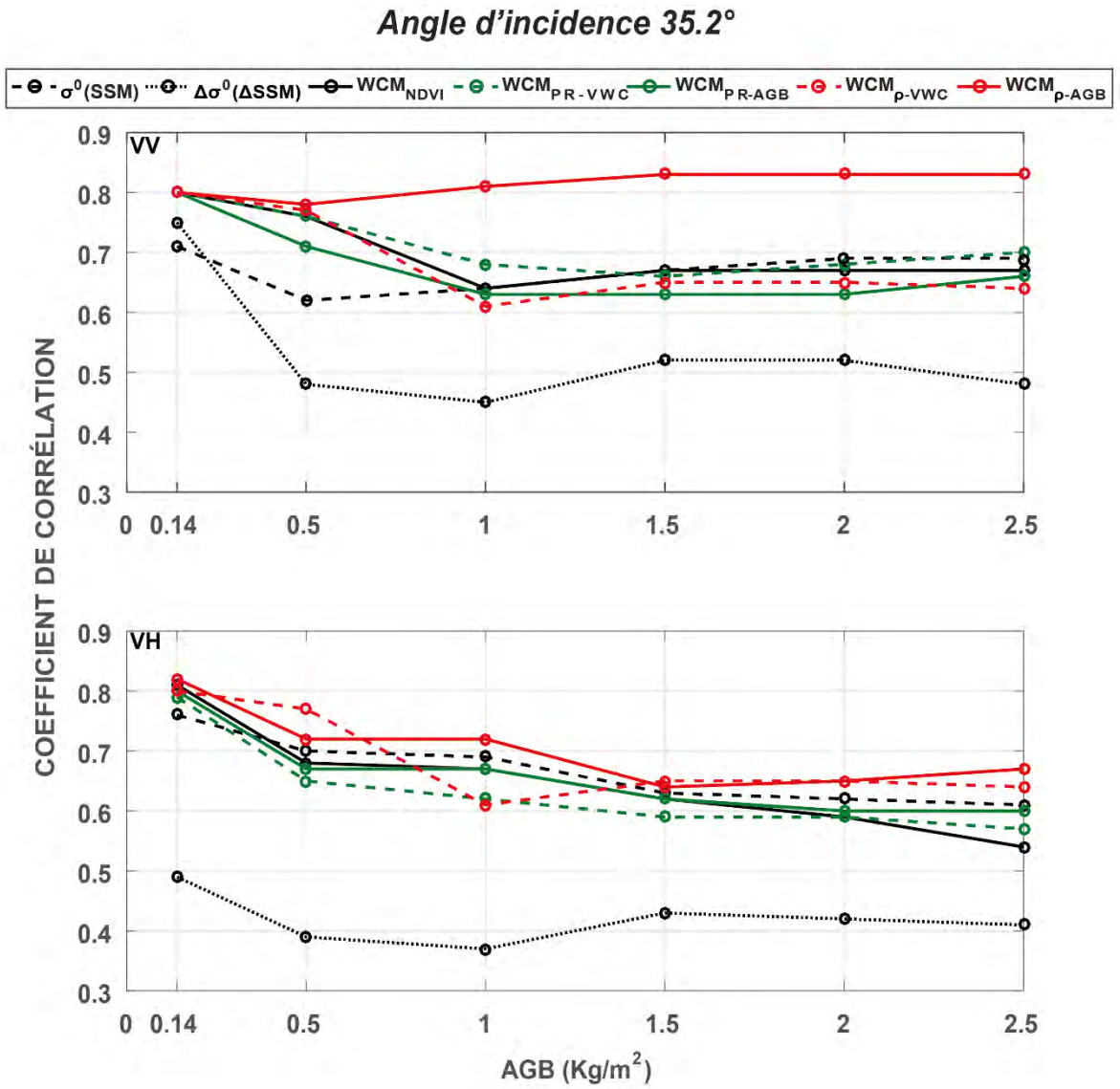

Figure V. 3 : Coefficient de corrélation entre la SSM observée et la SSM inversée en fonction de l'AGB en utilisant les données de D1 et D3 à 35. 2° en polarisations VV et VH pour les sept méthodes : σ⁰ (SSM), Δσ⁰ (ΔSSM), WCM_{NDVI}, WCM_{PR-VWC}, WCM_{PR-AGB}, $WCM_{\rho-VWC}$, $WCM_{\rho-AGB}$. Toutes les corrélations sont significatives à 99%.

Lorsque la contribution du sol domine le signal au début de la saison, les performances des sept méthodes d'inversion sont du même ordre avec des coefficients de corrélation supérieurs à 0.70 en polarisation VV. Lorsque le sol est progressivement recouvert par la végétation au fur et à mesure de sa croissance, une diminution de R est observée pour la plupart des méthodes, comme prévu, et R augmente à nouveau par la suite ou reste presque constant. Cela s'explique par le fait que la plupart des observations correspondant à des valeurs d'AGB

supérieures à 1.5 kg/m² sont acquises pendant la période de sénescence, lorsque le blé se dessèche et que la contribution du sol à la rétrodiffusion redevient significative (voir les résultats de la simulation, Chapitre IV). La dégradation de R la plus faible est observée pour la méthode $WCM_{\rho-AGB}$ puisque R décroît seulement de 0.80 à 0.78 (environ 2.5% de dégradation). En revanche, R diminue de plus de 18% pour toutes les autres approches basées sur WCM : $\mathrm{WCM_{NDVI}}$, WCM_{PR-AGB}, WCM_{PR-VWC} et $WCM_{\rho-VWC}$. Il est intéressant de noter que, bien que l'approche empirique basée sur σ^0 fournisse des performances légèrement inférieures à celles des techniques basées sur le WCM en début de saison, elle démontre une bonne stabilité car la chute de R associée au développement de la végétation est faible (environ 13%). L'approche $\Delta\sigma^0$ (ΔSSM) propose les statistiques les plus faibles de l'ensemble des méthodes testées en accord avec les travaux d'El Hajj et al. (2019) qui avaient montré que cette approche était peu performante quand le couvert était développé (pour des valeurs du NDVI supérieures à 0.7).

Tableau V. 4 : Nombre de mesures considérés pour chaque seuil d'AGB dans la Figure V.3.

AGB	< 0.14	< 0.5	< 1	< 1.5	< 2	< 2.5
Nombre de mesures	26	43	50	61	67	70

Enfin, l'approche $WCM_{\rho-AGB}$ a été utilisée pour cartographier la SSM sur un périmètre irrigué en gravitaire, situé à 40 km à l'est de Marrakech nommé R3 à titre d'illustration. Le périmètre est dominé par le blé même si du maraichage et des cultures arborées sont également cultivés. La Figure V. 4 présente des cartes de SSM pour deux dates contrastées : (1) 15/01/2017 pendant la saison de croissance où le blé est irrigué, et (2) 20/06/2017 lorsque toutes les parcelles de blé ont été récoltées. Les cartes de SSM inversées pour l'ensemble de la saison 2017-2018 sont présentées dans la Figure A8 en annexe. Les parcelles d'arbres sont masquées grâce à une carte d'occupation du sol de la saison agricole 2012-2013 (Diarra et al., 2017) et une photo aérienne acquise en 2019 à partir de Google map. En janvier, la plupart des parcelles sont humides avec des valeurs de SSM atteignant 0.4 m^3/m^3 alors que des conditions plus sèches sont rencontrées en juin où la plupart des parcelles sont récoltées. Une caractéristique intéressante observée sur les cartes de SSM est la grande variabilité des conditions hydriques d'une parcelle à l'autre au cours du mois de janvier en fonction de la distribution de l'irrigation et de la date de semis. Un tour complet d'eau prend environ 15 jours pour irriguer toutes les parcelles, ce qui introduit également une grande diversité en termes de conditions hydriques. La carte de SSM de janvier illustre

bien cette variabilité. La grande zone oblique à l'ouest des cartes présentant des conditions sèches aux deux dates correspond à des sols nus qui ne sont pas cultivés.

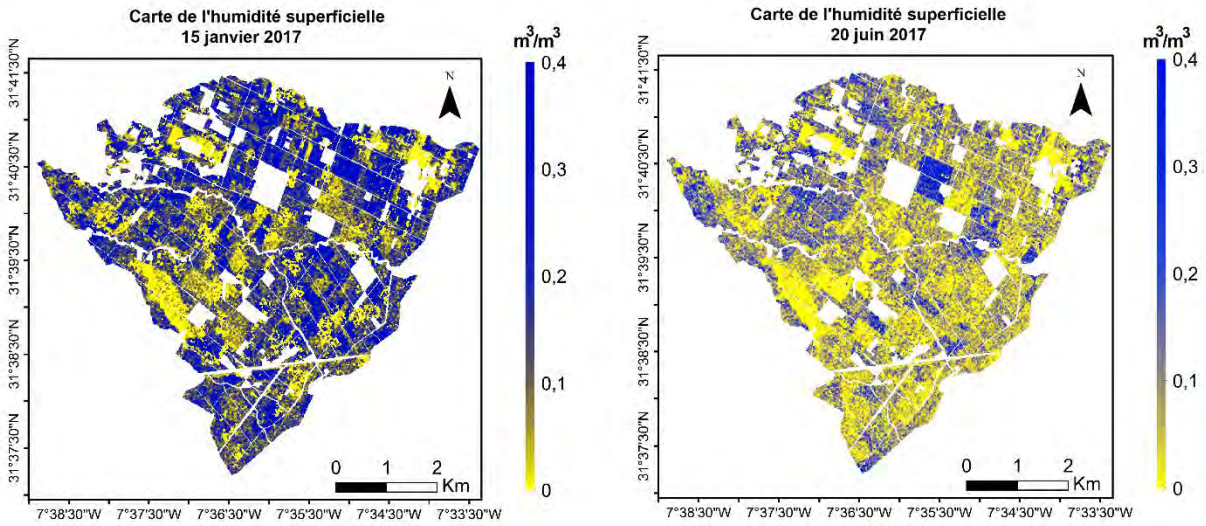

Figure V. 4 : Cartes d'humidité de surface du sol sur un périmètre irrigué situé à 40 km à l'est de Marrakech nommé R3 pour deux conditions de SSM différentes : condition humide (15 janvier 2017) et condition sèche (20 juin 2017).

IV. Conclusion

Une nouvelle approche d'inversion de l'humidité de surface du sol basée sur les données Sentinel-1 a été proposée. Le but était de se baser uniquement sur les données radar, sans aucune donnée auxiliaire supplémentaire. L'approche a été validée sur une large base de données de mesures *in situ* de SSM collectées sur plusieurs parcelles de blé irriguées et pluviales au Maroc et en Tunisie. Les bonnes relations obtenues entre ρ/PR, d'une part, et AGB/VWC, d'autre part, ont été sélectionnées comme candidats potentiels pour l'inversion de SSM. L'AGB et le VWC inversés de ces relations ont été utilisés en entrée du WCM dans un processus d'inversion. Ces nouvelles méthodes sont également comparées à trois méthodes plus classiques d'inversion de SSM : deux approches empiriques (relations linéaires $\sigma^0 - SSM$ et $\Delta\sigma^0 - \Delta SSM$) et une méthode basée sur le WCM avec NDVI comme descripteur de végétation. Les résultats montrent que toutes les méthodes ont donné des résultats raisonnables en polarisation VV, avec de meilleurs résultats pour les méthodes basées sur le WCM par rapport aux méthodes empiriques (σ^0 et $\Delta\sigma^0$). Malgré une variabilité modérée des statistiques d'un site à l'autre, la nouvelle méthode basée sur la relation entre ρ et l'AGB a donné les meilleurs résultats avec un coefficient de corrélation R

de 0.74 et un biais faible d'environ 0.01 m^3/m^3 sur l'ensemble de la base de données (N = 445 mesures).

Les nouvelles méthodes proposées, tirant parti de deux informations complémentaires et relativement indépendantes issues des données Sentinel-1, ont permis de limiter la dépendance aux données optiques classiquement utilisées dans ce contexte et qui sont limitées par les conditions atmosphériques et d'éclairement (jour et nuit). Elles sont valables pour les cultures de blé puisque les relations entre ρ/PR et les caractéristiques de la végétation ont été établies pour le blé pendant la période allant du semis jusqu'à la récolte. La perte de performances limitée sur la base de validation de la méthode $WCM_{\rho-AGB}$ indique qu'elle pourrait être appliquée avec une précision raisonnable sur des sites en dehors de la zone où elle a été développée. Notre étude est menée sur des parcelles de blé, bien qu'elles soient diversifiées (en termes de localisation et d'irrigation), ce sont toutes des parcelles situées dans la région sud-méditerranéenne, semées avec des variétés de blé très similaires ce qui entraine une structure du couvert similaire avec des stades phénologiques très proches. Cela signifie que la méthode, et notamment la calibration du WCM, devra être adaptée pour la généralisation à d'autres types de cultures dont la structure est différente de celle du blé.

Ces nouveaux produits d'humidités superficielles sont exploités dans le chapitre suivant pour inverser les irrigations en termes de quantité et de timing à l'échelle de la parcelle.

Chapitre VI

Inversion des dates et des quantités d'irrigation par assimilation de données d'humidité superficielle dans un modèle de surface

I. Introduction

L'objectif de ce chapitre est l'estimation de la quantité et du jour d'irrigation à l'échelle de la parcelle. Pour ce faire, nous utilisons des produits de SSM à haute résolution spatiale (10 m) dérivés de Sentinel-1 selon la méthode décrite au Chapitre V pour contraindre le modèle FAO-56 par une technique de filtrage particulaire. L'approche est évaluée sur des parcelles de blé irriguées en goutte-à-goutte (D1 et D2) et en gravitaire (F1-F3) ainsi que sur une parcelle pluviale pour vérification (R1, 4 saisons). Les parcelles ont été suivies pendant plusieurs saisons agricoles. Dans la suite du chapitre, nous présentons l'approche d'inversion, son implémentation ainsi que les résultats obtenus.

II. Description de l'approche

Dans cette section, nous présentons d'abord le modèle FAO-56 et son implémentation dans le cadre de ce travail. Ensuite, nous détaillons l'algorithme de filtrage particulaire utilisé pour inverser les irrigations.

II.1 La méthode FAO-56 à double coefficient

Le modèle FAO-56 est utilisé pour le calcul journalier du bilan hydrique du sol (Allen et al., 1998). Une description détaillée du modèle est donnée dans le Chapitre II. Il a été choisi ici d'abord pour des raisons de simplicité et ensuite parce qu'il a été a été largement exploité dans de nombreux travaux dans notre région d'étude. Nous bénéficierons donc de ces travaux antérieurs notamment en terme de calibration de la relation Kcb-NDVI (Diarra et al., 2017; Duchemin et al., 2006; Er-Raki et al., 2010; Rafi et al., 2019). Le modèle est exécuté à un pas de temps journalier et est alimenté par :

Les variables de forçage : Ce sont les variables météorologiques dont la température de l'air, l'humidité de l'air, la vitesse du vent, le rayonnement solaire et les précipitations. Dans ce chapitre, nous avons utilisé les variables mesurées par la station météorologiques installée proche des parcelles sur lesquelles l'approche a été évaluée.

Les variables de la végétation : La fraction de couvert f_c est nécessaire pour le calcul de la fraction du sol exposé et mouillé (voir équation II.18, Chapitre II) qui intervient dans le calcul du bilan hydrique. f_c peut être dérivée du NDVI en utilisant la relation proposée par Diarra et al., 2017 pour notre region :

$$f_c = 1.12\, NDVI - NDVI_{min} \quad \text{(VI.1)}$$

Où $NDVI_{min}$ est la valeur minimale du NDVI qui correspond à un sol nu. Le NDVI est dérivée des acquisitions Sentinel-2 comme décrit dans le Chapitre III.

Le coefficient de culture K_{cb} (voir équation II.15, Chapitre II) est aussi estimé à partir du NDVI Sentinel-2 en utilisant la relation proposée par Er-Raki et al. (2010) :

$$K_{cb} = 1.07\left(1 - \left(\frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}\right)^{0.84/0.54}\right) \quad \text{(VI.2)}$$

Où $NDVI_{max}$ est la valeure maximale du NDVI qui corespond à une végétation en plein développement.

Les paramètres du sol : Ce sont la profondeur maximale de la zone racinaire $Z_{r\,max}$, la profondeur de la zone évaporative Z_e, le REW, l'humidité au point de flétrissement θ_{wp} et l'humidité à la capacité du champ θ_{fc}. Nous bénéficierons des mesures effectuées dans le cadre des travaux antérieurs sur les parcelles étudiées dans ce chapitre (Duchemin et al., 2006; Olivera-Guerra et al., 2020; Rafi et al., 2019) qui sont décrites au Chapitre III. Les valeurs utilisées pour les différentes parcelles sont résumées dans le Tableau VI.1. La valeur de Z_e est généralement comprise entre 0.1 et 0.125 m. Cependant, afin d'assurer la correspondance avec la SSM dérivée des données radar bande C qui sont représentatives d'environ les premiers 5 cm du sol, une profondeur de 0.05 m est utilisée dans cette étude.

Tableau VI. 1 : Valeurs des paramètres de sol utilisées en entrée du modèle FAO-56 dans ce chapitre pour les parcelles étudiées.

	D1-D2	F1-F3	R1
Z_e	0.05	0.05	0.05
$Z_{r\,max}$	1.2	1.2	1.2
REW	8	9	9
θ_{fc}	0.26	0.17	0.17
θ_{wp}	0.07	0.37	0.37

L'humidité de surface observée étant assimilée ici, elle doit donc être prédite par le modèle à chaque itération (i.e., chaque jour). Sa valeur (SSM_m) est dérivée du déficit en eau de la couche de surface $D_{e,i}$ (Equ. II.22) :

$$SSM_m = \theta_{fc} - \frac{D_e}{Z_e * 1000} \quad \text{(VI.3)}$$

II.2 Le filtrage particulaire

La technique de filtrage particulaire est apparue comme un candidat idéal compte tenu de sa grande flexibilité d'adaptation aux problèmes de filtrage non-linéaires et non-gaussiens (voir Chapitre II pour plus de détails). De plus, elle s'est montrée mieux adaptée aux problèmes de filtrage non-linéaire et non-gaussien que les approches souvent utilisées de type filtre de Kalman et ses variantes (Chen et al., 2007; Van Leeuwen, 2009). La Figure VI. 1 illustre le schéma de mise en œuvre de l'approche.

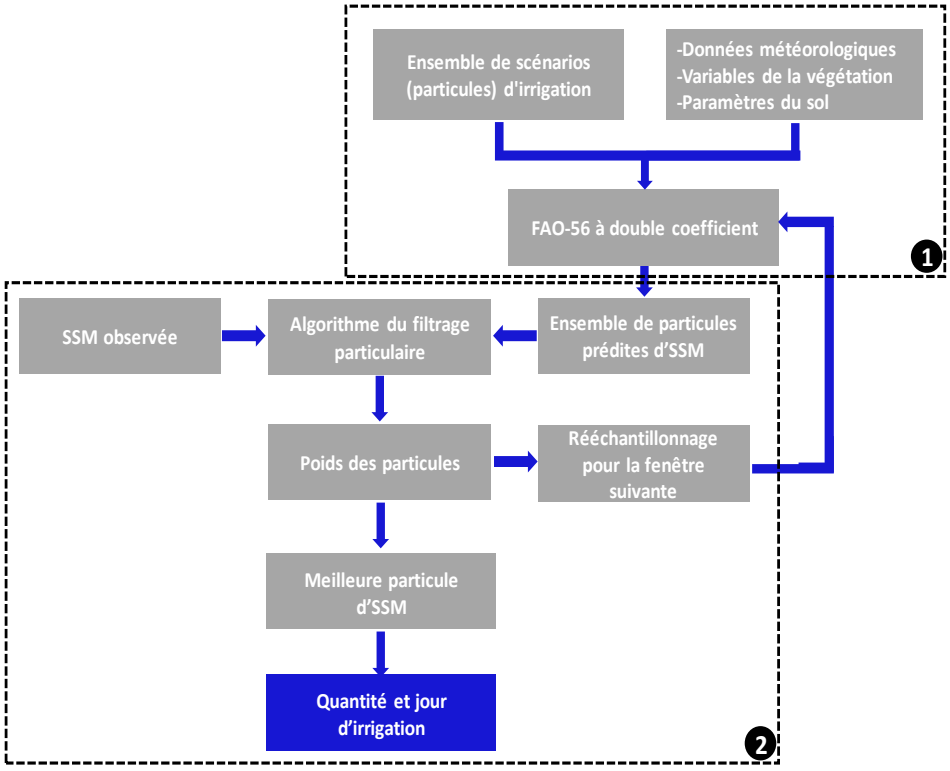

Figure VI. 1 : Schéma montrant l'implémentation de l'approche de filtrage particulaire pour inverser les irrigations.

L'approche est appliquée sur toute la saison agricole, du semis à la récolte sans préciser la période d'irrigation. L'algorithme de filtrage particulaire est exécuté sur des fenêtres d'assimilation d'une durée égale au temps de revisite des observations assimilées (6 jours ou 12 jours pour les produits SSM Sentinel-1 selon la saison agricole). Une analyse de sensibilité au pas de temps de revisite (longueur de la fenêtre : m) est menée à l'aide des mesures *in situ* avec des fenêtres de 3 jours qui correspond au temps de revisite du produit SMOS (aussi Sentinel-1 après le prochain lancement de Seninel-1C en 2022), 6 jours (Sentinel-1 avec les deux satellites A et B) et 12 jours qui est le temps de revisite de Sentinel-

1 lorsque quand seul le satellite Sentinel-1A était en orbite avant avril 2016. L'encadré (1) est la partie qui concerne le modèle avant assimilation alors que l'encadré (2) concerne l'assimilation des observations dans le modèle.

Dans un premier temps, un ensemble de N particules (i.e. N prédictions du modèles) est généré d'une manière stochastique grâce à un ensemble de N scénarios d'irrigation. Les quantités et les jours d'irrigation sont tirés aléatoirement en utilisant une distribution uniforme. Pour les parcelles irriguées en gravitaire, une contrainte sur le nombre de jour minimum entre deux événements d'irrigation est ajoutée. En effet, la technique d'irrigation par gravitaire est contrainte par le réseau de canaux amenant l'eau aux parcelles ainsi que par la main d'œuvre disponible. Du fait de ces contraintes, la fréquence d'irrigation est plus faible que pour le goutte-à-goutte ou l'aspersion par exemple. Cela conduit à un événement d'irrigation tous les 15 jours en moyenne. Une analyse de sensibilité à cette contrainte a été menée. Les quantités d'eau sont importantes de l'ordre de 60 mm en moyenne à la fois pour maintenir un niveau élevée d'eau dans le sol entre deux irrigations et également car il n'est pas possible techniquement d'apporter moins d'eau avec cette technique traditionnelle. Les quantités d'irrigation des particules sont donc fixées aléatoirement entre 20 et 80 mm d'eau. Par contraste, l'irrigation au goutte-à-goutte est caractérisée par des quantités d'eau faibles appliquées avec une fréquence élevée (chaque deux jours en moyenne). Pour cette raison, nous avons choisi d'appliquer des scenarios d'irrigation avec des valeurs allant de 0 à 40 mm avec un temps minimum entre deux irrigations défini à deux jours.

L'ensemble des particules évolue en utilisant la FAO-56 du début à la fin de la fenêtre où une observation est disponible :

$$x_i^k = f\left(x_{i-1}^k, I_i^k, u\right) + \epsilon_i^k \qquad \text{(VI.4)}$$

Où x_i^k est la variable analysée de la particule k au jour i. C'est le $D_{e,i}$, à partir duquel la SSM est calculée (Equ. VI.3). Dans ce chapitre, x_i est un vecteur puisque une seule variable est assimilée. f correspond aux équations du modèle FAO-56. I_i^k est le scénario d'irrigation correspondant à la particule k, u contient les paramètres de la FAO-56 résumé dans le Tableau VI. I et ϵ_i^k est l'erreur de modélisation.

Le modèle FAO-56 propage les particules sur les m jours de la fenêtre d'assimilation (encadré (1)). Un ensemble de N valeurs (les particules) de SSM est donc prédit chaque jour constituant ainsi une matrice de N lignes et m colonnes. Les lignes correspondent aux particules et les colonnes aux jours de la fenêtre. À la fin de la fenêtre (jour m), une

observation de SSM est disponible. L'algorithme de filtrage particulaire est ensuite utilisé pour déterminer la ou les particules qui correspondent le mieux à l'observation compte tenu des erreurs. Pour ce faire, nous calculons la vraisemblance de la mesure y (l'observation SSM) sachant la particule x en utilisant la fonction de densité de probabilité (PDF) décrite par :

$$p(y_i|x_i^k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \det(C_V)}} e^{-0.5*(y_i - x_i^k)^T * C_V^{-1} (y_i - x_i^k)} \quad \text{(VI.5)}$$

Cette fonction est une forme simplifiée de la fonction de densité de probabilité proposée par (Margulis et al., 2015) obtenue à partir du théorème de Bayes. La fonction originale proposée par ces auteurs était pour un "batch smoother" qui assimile un ensemble d'observations de la même variable dans une seule fenêtre. Notre cas est un cas particulier avec une seule observation par fenêtre.

Comme le montre la formule, la vraisemblance est déterminée par $y_i - x_i^k$ et C_V. La différence entre la mesure et la prédiction de la particule k $(y_i - x_i^k)$ caractérise la proximité de la particule à l'observation. Les particules avec un faible écart reçoivent une valeur de vraisemblance plus importante que les particules éloignées des observations. Le paramètre C_V, quant à lui, est la covariance des erreurs des observations. C'est un paramètre important qui contrôle la distribution des poids des particules. En effet, une faible valeur de C_V permet de concentrer la grande partie du poids sur les particules les plus proches de la mesure (Abolafia-Rosenzweig et al., 2019). Autrement dit, il donne un poids très élevé à un petit nombre de particules qui ont la plus petite différence $y_i - x_i^k$. Dans cette étude où seule la SSM est assimilée, C_V est un scalaire. Nous avons choisi de lui fixer la valeur de l'erreur sur les produits SSM assimilés car c'est la valeur la plus réaliste qui peut être adopté pour C_V (Abolafia-Rosenzweig et al., 2019).

Comme montré dans le Chapitre II, la vraisemblance est ensuite traduite en poids en normalisant par la somme des vraisemblances de toutes les particules:

$$w_i^k = \frac{p(y_i|x_i^k)}{\sum_{k=1}^{N} p(y_i|x_i^k)} \quad \text{(VI.6)}$$

La somme des poids de toutes les particules est égale à 1 et donc le poids de la particule k au jour i w_i^k est comprise entre 0 et 1. Le nombre de particules N est fixé à 1000 dans cette étude. Il s'agit d'un bon compromis entre le temps de calcul et la performance de l'approche

de filtrage particulaire suivant les travaux de (Fearnhead et al., 2010; Losa et al., 2003; Sircoulomb et al., 2006).

La dernière étape est constituée de deux séquences indépendantes : le choix de la meilleure particule et le rééchantillonnage des particules nécessaire dans l'algorithme pour éviter la dégénérescence des particules (voir Chapitre II pour plus de détails). Pour rappel, le rééchantillonnage consiste à éliminer les particules de faible poids et à dupliquer celles de poids élevé. La dégénérescence des particules est mesurée en utilisant le nombre effectif (Voir Equ. II.12). Lorsque ce nombre atteint un seuil fixé à 0.5 (Jacob 2015), le rééchantillonnage des particules est lancé. Parmi les méthodes qui existent dans la littérature, la méthode "systématique" est utilisée. Le choix de cette méthode est justifié dans le Chapitre II. Le nouvel ensemble de particules est de la même taille que celui de départ (N=1000). Les particules reçoivent à nouveau des poids égaux ($w_i^k = \frac{1}{N},\ \forall k$) et constituent les conditions initiales pour l'ensemble de particules de la prochaine fenêtre.

Les particules et leurs poids peuvent être utilisés de différentes manières pour extraire la meilleure estimation de l'état du système (SSM dans notre cas) comme déjà expliqué dans le Chapitre II. Dans ce chapitre, la particule ayant le poids le plus important est considérée comme la meilleure estimation d'état. Le scénario d'irrigation en accord avec l'observation est donc celui correspondant à la meilleure particule. Les quantités et les jours d'irrigation de cette particule sur les m jours de la fenêtre sont donc retenus comme solution de notre problème inverse.

III. Mise en place de l'approche et statistiques utilisées

III.1 Mise en place de l'approche

Le calendrier et les quantités d'irrigation quotidiennes et saisonnières sont estimés à l'échelle de la parcelle sur la base des données de SSM assimilées dans la FAO-56. L'approche est mise en œuvre en trois étapes :

1. Des expériences jumelles (synthetic experiments en anglais) sont tout d'abord conçues pour évaluer l'impact de certaines caractéristiques et paramètres sur la performance de l'approche. Des analyses de sensibilité de l'approche à ces paramètres ont été menées et les résultats sont présentés dans les sections qui suivent. Ces paramètres comprennent (1) la fréquence d'observation qui correspond au temps de revisite des satellites, (2) les erreurs sur les produits de SSM assimilées et (3) les

contraintes sur les scénarios d'irrigation : il s'agit d'évaluer l'effet de l'ajout d'une contrainte temporelle sur le jour d'irrigation pour l'irrigation gravitaire.

2. La méthode est ensuite évaluée en utilisant les mesures *in situ* de SSM sur trois longueurs de fenêtre d'assimilation (ou fréquences d'observation : 3, 6 et 12 jours) qui imitent le temps de revisite des produits de SSM dérivés des capteurs actuellement en orbite ainsi que des potentielles missions futures.

3. L'approche est finalement évaluée en utilisant les produits de SSM dérivés des données Sentinel-1 par l'approche développé dans le cadre de cette thèse (approche $\mathrm{WCM}_{\rho-\mathrm{AGB}}$, voir Chapitre V).

Pour la base de données utilisée dans ce chapitre, elle se compose de : (1) les parcelles D1 et D2 irriguées par goutte-à-goutte et suivies pendant deux saisons 2016-2017 et 2017-2018, (2) la parcelle pluviale R1 suivie pendant 4 saisons agricoles : 2014-2018 dont la saison 2015-2016 est sol nu et (3) les trois parcelles gravitaires R1, R2 et R3. À titre d'information, la parcelle D3 ainsi que les 18 parcelles du Kairouan n'ont pas été utilisées dans ce chapitre car les données d'irrigation ne sont pas disponibles.

Pour l'évaluation de l'approche avec les mesures *in situ* de SSM, toutes les parcelles mentionnées ci-dessus ont été utilisées pour les trois fréquences d'observations. Cependant, pour la troisième partie qui concerne l'assimilation des produits de SSM dérivées de Sentinel-1, une seule fréquence est évaluée correspondant soit à 6 jours pour les parcelles suivies quand Sentinel-1 A et B étaient en orbite, soit à 12 jours pour celles où seul Sentinel-1A était en orbite (F2 et F3, saison 2015-2016). Pour F1, qui a été suivie pendant la saison 2003, elle n'est utilisée que dans la deuxième partie. Elle est maintenue dans la base de données par manque de parcelles irriguées en gravitaire.

III.2 Les statistiques

Plusieurs statistiques sont utilisées pour quantifier et évaluer la performance de l'approche d'inversion d'irrigation. En raison de la différence dans la façon dont les techniques d'irrigation sont appliquées (moment et quantité), des statistiques différentes sont adoptées pour chaque technique :

Irrigation goutte-à-goutte : Les faibles quantités d'eau appliquées avec une fréquence élevée de deux jours en moyenne conduit à une dynamique de SSM lisse qui rend difficile la détection des événements d'irrigation et l'extraction des quantités à l'échelle quotidienne

(Zappa et al., 2021). Pour cette raison, la performance de l'algorithme sur les parcelles irriguées en goutte-à-goutte est évaluée en cumulant les quantités d'irrigation sur 15 jours comme dans Olivera-Guerra et al. (2020). Le R, la RMSE et le biais sont ensuite calculés entre les quantités réelles (mesurées) et estimées.

Irrigation en gravitaire : Les statistiques calculées pour l'évaluation de la technique d'irrigation en gravitaire sont destinées à une évaluation quotidienne de l'estimation de l'irrigation en termes de quantité et de jour d'application. Le biais relatif moyen en pourcent (percent bias -Pbias- en anglais) est calculée pour mesurer la surestimation (Pbias positive) ou la sous-estimation (Pbias négatif) en terme de quantités d'irrigation sur l'ensemble de la saison agricole. Il est calculé par la formule suivante :

$$Pbias = \frac{\sum_{i=1}^{M}(y_i - x_i)}{\sum_{i=1}^{M} y_i} \quad \text{(VI.7)}$$

Où M est le nombre de mesures, y est l'observation et x est la prédiction.

Le taux positif vrai (True positive rate en anglais, ci-après appelé TruPosRat) est calculé par analogie avec le TPR d'une matrice de confusion. TruPosRat est calculé comme le rapport entre le nombre d'irrigations détectées dans un intervalle spécifique et le nombre d'évènements d'irrigation réels sur la saison. Dans ce chapitre, une distance maximale de 4 jours à la date réelle d'irrigation a été choisie. Cela signifie qu'un évènement d'irrigation qui est détecté dans un intervalle de 4 jours autour de l'événement réellement appliqué par l'agriculteur sera considéré comme un évènement correctement détecté. Pour information, des résultats statistiques beaucoup plus faibles ont été obtenus pour un intervalle de 3 jours tandis qu'un intervalle de 5 jours n'a pas beaucoup amélioré les statistiques. Le TruPosRat est ainsi utilisé pour évaluer l'estimation de l'irrigation en terme de timing (jour de détection). Pour compléter l'évaluation, une métrique qui permet d'évaluer la sous-estimation ou la surestimation en terme de nombre d'événements est nécessaire. Nous avons choisi d'utiliser un simple rapport entre le nombre d'événements d'irrigation estimés et le nombre réel d'événements appliqués par l'agriculteur. Ce rapport est appelé ci-après IrrigEvntRat (abréviation de "Irrigation Event Rate" en anglais). Un IrrigEvntRat inférieur à 1 indique une sous-estimation du nombre d'évènements tandis qu'un nombre supérieur à 1 correspond à une surestimation. IrrigEvntRat = 1 est bien évidement le cas parfait où le nombre détecté est le nombre réel d'évènements.

Afin d'évaluer la qualité de l'inversion en terme de quantités saisonnières (somme sur la saison), les scatterplots entre les quantités saisonnières estimées par l'approche et mesurées sur le terrain sont tracés et le R, la RMSE et le biais sont calculés.

IV. Expériences jumelles

IV.1 Conception des expériences

L'objectif des expériences jumelles est d'étudier la sensibilité de l'approche d'inversion des irrigations à certains paramètres importants de l'approche, notamment les erreurs sur les SSM assimilées, la fréquence des observations et les contraintes sur la fréquence des irrigations. Pour ce faire, nous avons généré un jeu de données de SSM à l'aide du modèle FAO-56 en perturbant les paramètres du modèle. Ce jeu est donc considéré comme l'ensemble des observations qui seront assimilées par la suite. Dans cette étude, deux expériences ont été réalisé : une pour le gravitaire et une autre pour le goutte-à-goutte. Pour celle du gravitaire, 6 événements d'irrigation de 60 mm ont été appliqués tout au long de la saison agricole avec un intervalle de 15 jours entre chaque événements successifs. Pour l'expérience de goutte-à-goutte, on a utilisé les données d'irrigation réelles de la parcelle D1 pendant la saison agricole 2016-2017. L'analyse de sensibilité sur les trois paramètres est comme suit :

Erreurs sur les produits de SSM : Les produits dérivés des données de la télédétection par micro-ondes sont associés à une erreur (El Hajj et al., 2016; Entekhabi et al., 2010; Kerr et al., 2001; Ouaadi et al., 2020). Nous avons proposé d'évaluer l'effet de cinq niveaux d'erreur : 0 (aucune erreur), 0.02, 0.04, 0.06 et 0.1 m^3/m^3. Cette gamme couvre les valeurs d'erreur typique des produits satellitaires. Typiquement, 0.04 est la valeur d'erreur théorique de la plupart des produits de SSM à basse résolution spatiale qui sont largement utilisés comme SMOS et SMAP même si des erreurs plus élevées ont été observés sur différents sites. C'est aussi le seuil d'erreur qui définit la bonne qualité des produits de SSM (Gruber et al., 2020). Les observations (jeu de données généré par la FAO-56) sont perturbées par un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart type égal au niveau d'erreur évalué.

Longueur de la fenêtre d'assimilation : Il s'agit de la fréquence de disponibilité des observations. Dans cette étude, la longueur de fenêtre correspond au temps de revisite du satellite, ce qui implique qu'une seule observation est disponible par fenêtre. L'effet de la longueur de la fenêtre est important étant donné que les poids des particules sont maintenus

constants le long de la fenêtre. Cela implique qu'une fenêtre large (observations moins fréquentes) est moins précise pour suivre l'état des variables assimilées qu'une fenêtre courte. Dans le contexte de cette étude, on s'attend à ce qu'une fenêtre longue manque l'effet de l'irrigation sur la SSM. En effet, si un événement d'irrigation se produit un peu loin de l'observation de SSM (loin de la fin de la fenêtre), la valeur de SSM diminuera avec l'assèchement rapide du sol : quand il atteindra le jour d'observation, SSM sera faible et donc l'algorithme suppose qu'aucune irrigation n'a eu lieu. En revanche, une fenêtre courte (observations fréquentes) permettra de suivre cette évolution rapide de SSM. Dans ce chapitre, nous avons testé trois temps de revisite différents : 3, 6 et 12 jours.

Contraintes temporelles sur le calendrier d'irrigation : L'objectif est d'évaluer l'effet de l'ajout d'une contrainte sur le nombre de jours entre deux évènements d'irrigation successifs dans le cas d'irrigation en gravitaire. Nous avons testé des contraintes de 0, 5 et 10 jours.

Pour chaque cas testé, l'approche est exécutée 10 fois pour prendre en compte l'effet des erreurs aléatoires et de la distribution des particules.

IV.2 Résultats et discussion

IV.2.1 Irrigation gravitaire

Les résultats des expériences jumelles menées sur la technique d'irrigation en gravitaire pour les trois fréquences d'observation sont présentés dans la Figure VI.2. Les subplots Figures VI. 2a-c présentent respectivement le Pbias, le TruPosRat et le IrrigEvntRat lorsqu'il n'y a pas de contrainte sur le calendrier d'irrigation tandis que les Figures 2d-f et les Figures 2g-i présentent les même statistiques mais en appliquant une contrainte respectivement de 5 jours et de 10 jours entre deux événements d'irrigation successifs.

Parmi les trois fréquences d'observation, une surestimation est observée pour une fenêtre de 3 jours. Pour cette dernière, le Pbias varie entre une sous-estimation d'environ -25% et une surestimation de 33%. La surestimation est observée seulement dans le cas 'sans contrainte' (aucune contrainte temporelle n'est appliquée entre deux événements d'irrigation). L'analyse des séries temporelles a démontré que cette surestimation est attribuée à une fausse détection de deux événements d'irrigation pendant la période de précipitation en accord avec les valeurs d'IrrigEvntRat qui sont de l'ordre de 1.28. Cependant, l'application d'une contrainte de 5 jours a permis de diminuer le Pbias de 25% et d'améliorer l'IrrigEvntRat de 1.28 à 1.00, ce qui indique que les deux faux évènements n'ont pas été détectés en appliquant cette contrainte. En revanche, le passage à une contrainte de 10 jours n'améliore pas les

résultats obtenus. En terme de timing d'irrigation, le TruPosRat montre que le nombre d'irrigations détectées dans un intervalle de 4 jours autour du jour réel d'irrigation est supérieur à 80 % (TruPosRat = 0.8) quel que soit le cas et l'erreur. De plus, l'application des contraintes de 5 et 10 jours ne change pas la performance de l'approche. Une contrainte de 5 jours paraît donc être un bon compromis pour la suite de l'étude.

L'effet de l'erreur sur les statistiques est particulièrement clair sur TruPosRat où sa meilleure valeur de 0.88 correspond à une erreur de 2% sur la SSM. Cependant, des valeurs similaires sont obtenues pour des erreurs de 0% à 4% (TruPosRat = 0.86). En revanche, lorsque l'erreur d'observation atteint 10%, le TruPosRat atteint sa plus faible valeur (0.80) pour la contrainte de 5 jours.

Les résultats d'une fréquence d'observation de 6 jours, quant à eux, démontrent une sous-estimation des quantités observées quel que soit l'erreur sur SSM ou la contrainte temporelle (valeurs d'IrrigEvntRat de 0.88). Cette sous-estimation est due au non détection d'un événement plutôt qu'à une sous-estimation des quantités. En effet, l'analyse des séries temporelles a montré qu'un événement qui coïncide avec deux événements de pluie d'un total de 35 mm n'a pas été détecté. Une faible différence entre les deux observations de SSM qui encadre l'événement et la présence d'une quantité de pluie importante, a empêché l'approche d'identifier un besoin en eau supplémentaire dans cette période. Ceci est en bon accord avec des études antérieures qui ont soulignées que la détection des événements d'irrigation qui se produisent en même temps avec les précipitations est difficile (Brocca et al., 2018; Jalilvand et al., 2019; Le Page et al., 2020).

L'effet de l'erreur sur la SSM est quantifié par le Pbias. Il est inférieur à -12% pour les erreurs inférieur à 4% tandis qu'il atteint -20% pour les erreurs les plus élevées. Ceci est dû à une sous-estimation à la fois des quantités d'irrigation et du nombre d'événements comme le montre clairement l'IrrigEvntRat. En effet, l'IrrigEvntRat garde une valeur de 0.93 pour les erreurs < 4%, ce qui signifie que presque tous les événements d'irrigation sont détectés lorsqu'aucune contrainte n'est appliquée. Par contre, sa valeur diminue de ~4% (IrrigEvntRat = 0.8) pour des erreurs de 6 à 10%. De même, le TruPosRat diminue de 0.85 lorsqu'il n'y a pas d'erreur sur SSM à 0.63 en considérant une erreur de 10%. Entre 2 et 4% d'erreur, la gamme d'erreur des produits de SSM dérivés de SMOS (Kerr et al., 2001 ; Entekhabi et al., 2010) ou Sentinel-1 (El Hajj et al., 2017), le TruPosRat est entre 0.8 et 0.75, ce qui signifie que 75-80% des événements d'irrigation sont bien détectés.

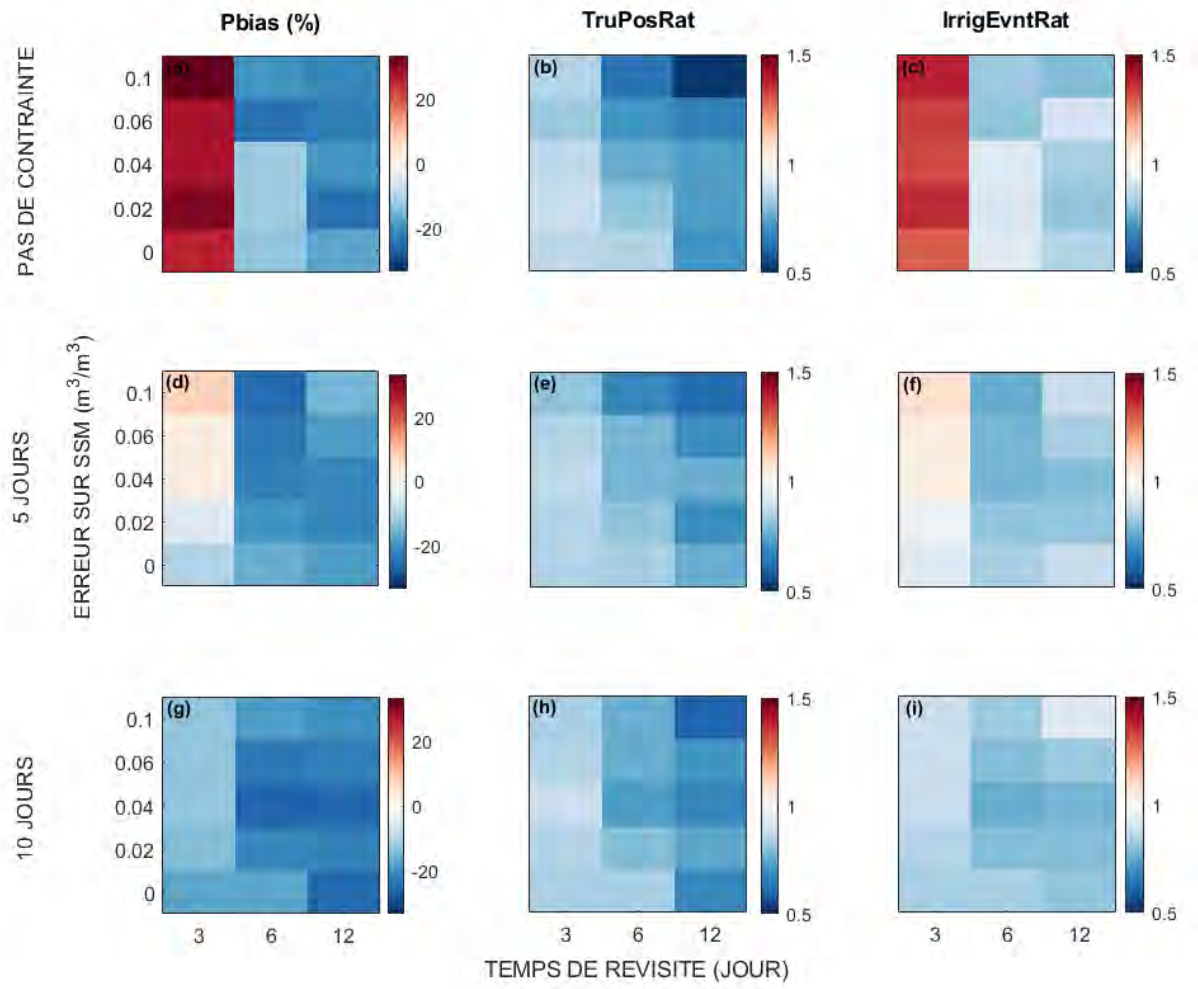

Figure VI. 2 : Résultats des expériences jumelles pour la technique d'irrigation en gravitaire pour différents fréquence d'observations (3, 6 et 12 jours) et pour différents niveaux d'erreurs sur l'humidité de surface du sol ('SSM error'). (a-c) pas de contrainte sur le calendrier d'irrigation ('No Constraint'), (d-f) contrainte de 5 jours et (g-i) contrainte de 10 jours.

Enfin, les résultats montrent que la performance la moins bonne est obtenue pour un temps de revisite de 12 jours. Ceci n'est pas étonnant étant donné que le sol peut s'assécher rapidement en quelques jours (SSM diminue) sur nos sites d'études au climat semi-aride et donc, bien avant la prochaine observation disponible. Si par exemple, un événement est appliqué le quatrième jour de la fenêtre, la prochaine observation sera disponible après 8 jours ce qui est un temps plus que suffisant pour l'assèchement complet du sol. Ces résultats sont en bon accord avec ceux de Le Page et al. (2020) qui ont souligné que la détection des événements d'irrigation peut être difficile lorsqu'ils se produisent 5 à 6 jours avant l'acquisition de Sentinel-1 pour la même raison d'assèchement rapide du sol. En comparaison avec les autres fenêtres de 3 et 6 jours, on observe une dégradation de TruPosRat respectivement de 17% et 5%, pour une erreur de 4%. En outre, l'ajout d'une contrainte temporelle n'a pratiquement aucun impact sur les statistiques. Par contre, l'erreur sur SSM a

entraîné une dégradation du TruPosRat qui passe de de 0.71 pour 0% d'erreur à 0.52 pour 10% d'erreur dans le cas 'sans contrainte' par exemple.

Les résultats de cette analyse démontrent l'importance de l'application d'une contrainte sur le nombre de jours minimum entre deux évènements d'irrigation pour la technique gravitaire, en particulier pour une fréquence d'observations élevée (fenêtres plus courtes). Cependant, les temps de revisite les plus courts sont les meilleurs pour la détection des événements d'irrigation notamment dans des conditions complexes où l'irrigation coïncide avec des événements pluvieux intenses. Dans notre cas, les résultats montrent qu'une contrainte de 5 jours est suffisante pour atteindre la meilleure performance de l'approche.

IV.2.2 Irrigation goutte-à-goutte

Une expérience similaire a été menée sur la technique du goutte-à-goutte pour différents niveaux d'erreur et fréquences d'observation. La Figure VI. 3 synthétise les résultats obtenus pour les valeurs cumulées sur 15 jours. Bien que le comportement général des résultats n'est pas clairs comme pour le gravitaire, les résultats montrent que les meilleures statistiques sont obtenues pour une erreur < 2% pour les trois fréquences d'observation. De même, le biais est légèrement meilleur pour un temps de revisite de 3 jours que pour 6 jours. En outre, la perte de performance est claire à 12 jours pour une erreur supérieure à 6 %. En effet, la RMSE et le biais les plus élevés sont obtenus pour la fréquence de 12 jours quand l'erreur sur SSM est 10 % avec une RMSE = 28.65 mm et un biais = 21.71 mm. Cependant, aucune conclusion globale ne peut être dérivée des résultats avec des erreurs > 4% ou une erreur de 10% donne des résultats comparables à l'erreur < 2%, surtout en terme de R et pour les deux fréquences d'observation de 3 et 6 jours.

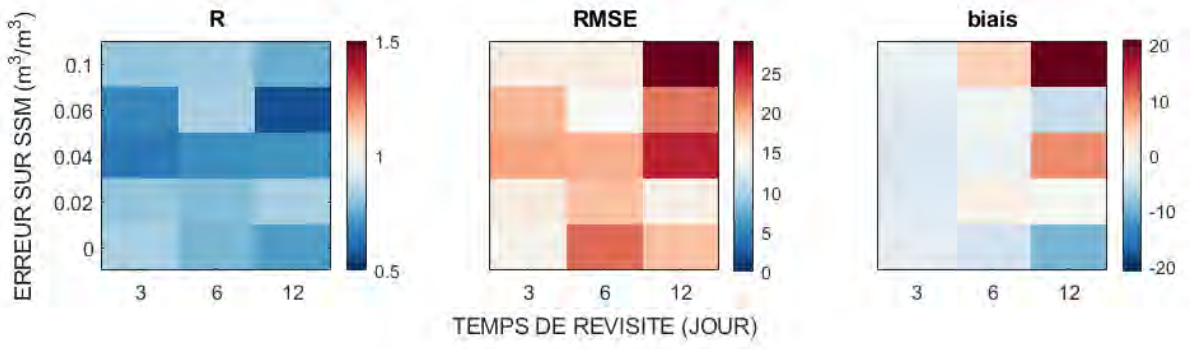

Figure VI. 3 : Résultats statistiques (R, RMSE et biais sur les cumuls sur 15 jours) des expériences jumelles menées pour la technique d'irrigation en goutte-à-goutte pour différentes fréquences d'observation (3, 6 et 12 jours) et pour différents niveaux d'erreurs sur l'humidité de surface du sol ('SSM error').

Comme pour la technique gravitaire, un temps de revisite de 3 jours est plus performante que les fréquences de 6 et 12 jours. De même, une estimation précise de SSM est nécessaire pour une bonne inversion du calendrier d'irrigation.

V. Assimilation des mesures *in situ* de SSM

Avant de passer à l'assimilation des produits SSM dérivés de Sentinel-1, l'approche d'inversion des irrigations est évaluée en utilisant les mesures *in situ* de SSM. L'objectif est d'exploiter les différentes fréquences d'observation ainsi que de comparer leurs performances sur différents sites et techniques d'irrigation. Pour ce faire, l'algorithme est évalué sur les trois fenêtres (3, 6 et 12 jours) qui correspondent à la résolution temporelle des produits SSM disponibles et des futures missions. L'approche est évaluée dans cette section sur l'ensemble de la base de données qui est composée d'un total de dix saisons agricoles, dont 4 saisons sont irriguées en goutte-à-goutte, 3 saisons irriguées en gravitaire et 4 saisons de blé pluvial (avec une saison de sol nu). Les saisons pluviales sont utilisées pour une évaluation indirecte de l'approche. Elles vont servir à tester la capacité de l'approche à distinguer entre les parcelles pluviales et irriguées.

La Figure VI. 4 présente pour illustration les résultats avec une fréquence d'observation de 6 jours. Les barres présentent les irrigations réelles et estimées par l'approche, ainsi que les précipitations. Les SSM mesurées, analysées et la SSM prédite par la FAO-56 en absence de l'assimilation de données (avec les précipitations uniquement) sont également présentées.

Nous constatons que le modèle sans assimilation (sans irrigation) est incapable de reproduire les observations de SSM alors que la SSM corrigée par assimilation correspond bien aux observations. Cela confirme le bon fonctionnement de l'algorithme de filtrage particulaire. Concernant les inversions d'irrigation, les résultats montrent que 17 des 20 événements d'irrigation ont été détectés dans un intervalle de 1 à 5 jours autour des événements réellement appliqués sur les parcelles gravitaires (F1-F3). En particulier, l'ensemble des huit événements de la parcelle F2 ont été détectés dans un délai allant de 0 à 6 jours et 6 événements de 0 à 2 jours par rapport aux événements réels. Les estimations des quantités saisonnières sont aussi de bonne qualité, en particulier sur F1 et F2 où la différence moyenne entre les estimations et les mesures est respectivement 3.5 mm (5.8%) et 5.8 mm (9.2%). Par contraste, une différence moyenne d'environ 44% est observée pour F3. Cela est attribué en grande partie à la pratique d'irrigation très spéciale de cette parcelle (F3) comme déjà souligné (voir Chapitre III). En outre, il convient de mentionner que les quantités

d'irrigation sur F3 ont été estimées par une simple soustraction de l'ancienne mesure à la nouvelle valeur enregistrée par le compteur et ce, uniquement les jours de sortie sur le terrain. Par conséquent, le jour de l'irrigation ainsi que la quantité sont très incertains si les sorties ne sont pas fréquentes.

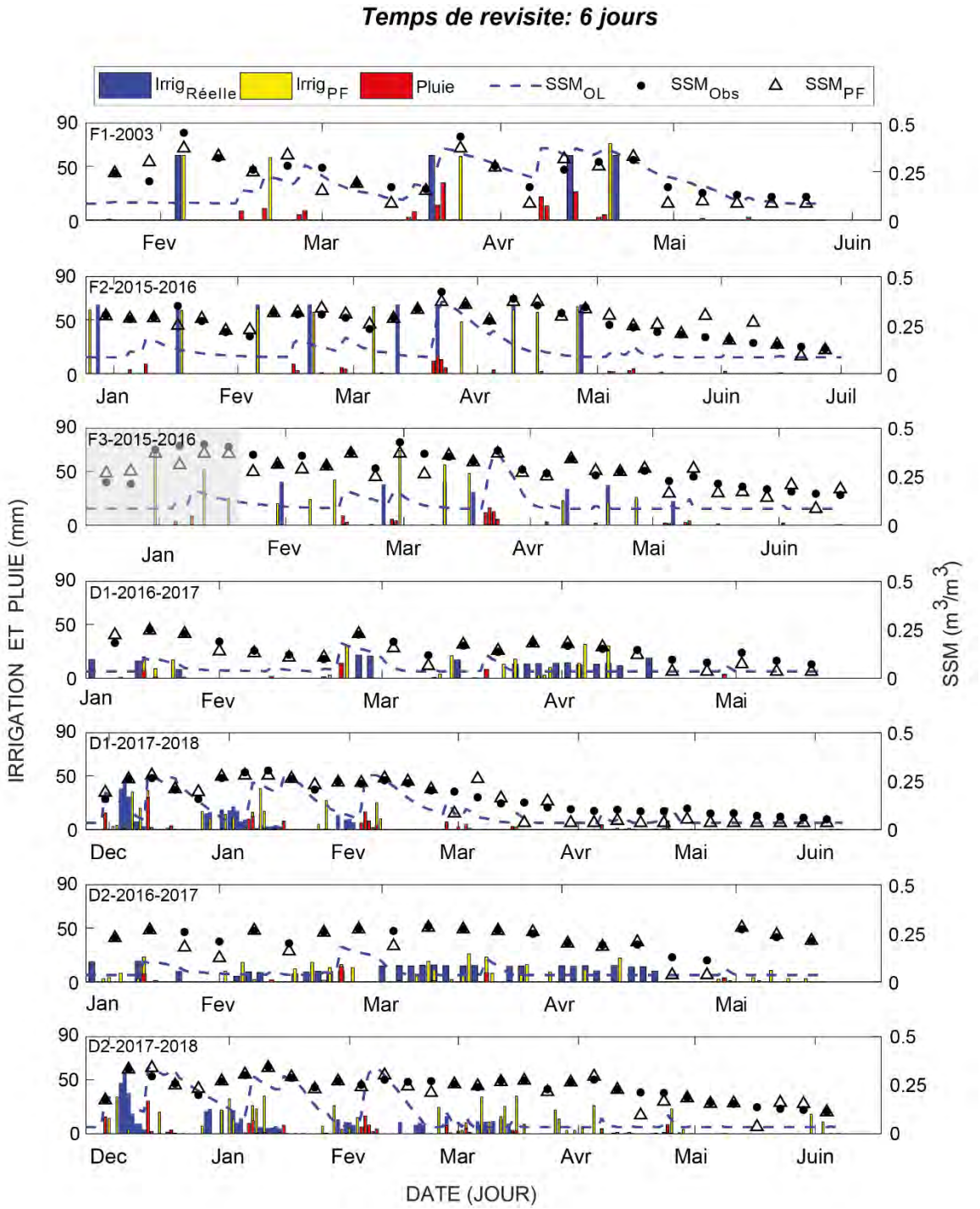

Figure VI. 4 : Séries temporelles des quantités et des calendriers d'irrigation estimés par l'approche proposée ($Irrig_{PF}$), des irrigations réelles ($Irrig_{Réelle}$) et des précipitations mesurées par la station. Les séries temporelles des SSM assimilés (SSM_{PF}), mesurés (SSM_{Obs}) et sans assimilation (SSM_{OL}) sur les parcelles irriguées (D1, D2, F1-F3) de toutes les saisons pour une fréquence d'observation de 6 jours sont également affichées.

La distribution des événements sur la saison est également en bon accord avec le calendrier d'irrigation de la région étant donné qu'aucun événement n'a été détecté pendant la période de sénescence où l'humidité du sol était faible. Cependant, quelques faux événements ont été détectés fin février sur F1 et en début de saison sur F3 alors que certains autres ont été ratés. Encore une fois, les événements qui ont été ratés par l'approche sont ceux qui coïncident avec les précipitations comme déjà souligné avec les expériences jumelles. Notre explication est que les précipitations peuvent remplir la couche superficielle de telle sorte qu'aucun apport d'irrigation n'est nécessaire pour correspondre à l'observation de SSM et donc l'approche ne détecte pas de besoin d'apport d'eau supplémentaire. Sur F1 par exemple, le troisième événement n'a pas été détecté car deux événements pluvieux, d'une somme de 35 mm, sont enregistrés proche de l'événement d'irrigation. C'est aussi le cas de l'événement non détecté sur F2 à la fin de mars.

Étant donné que le débitmètre de F3 a été installé le 21 janvier, toute la période antérieure à cette date a été grisée sur la Figure VI. 4. Sur cette période où on ne dispose pas de mesures d'irrigation, trois événements ont été détectés. Ceci n'est pas étonnant puisque l'application de telles quantités au début de la saison est une pratique courante des agriculteurs dans la région. Cette pratique a pour objectifs de favoriser l'émergence des cultures ainsi que d'éviter l'encroutement.

Des conclusions similaires peuvent être tirées pour les parcelles irriguées en goutte-à-goutte (D1 et D2). En particulier, le calendrier des événements détectés sur la saison est en bon accord avec la période d'irrigation réelle où aucun événement n'a été détecté pendant la sénescence de la végétation en fin de la saison agricole. Ceci est particulièrement clair sur D1 durant la saison 2017-2018 où les irrigations ont été arrêtées très tôt dès février. Par contre, de faux événements ont été détectés en fin de saison sur D2. La détection de ces évènements était attendue vu les valeurs élevées de SSM malgré l'absence d'irrigation et de pluie. En effet, ces valeurs élevées de SSM sont liées aux conditions de croissance très spécifiques de la parcelle (voir Chapitre III). Les mauvaises herbes ainsi que les tiges de blé couchées par le vent dès la mi-avril ont probablement créé une couche isolante qui a limité l'évaporation du sol, que nous avons souvent observé très humide lors de nos sorties terrain. Les grandes quantités appliquées au début de la saison 2017-2018 (140.76 mm en D1 et 182.74 mm en D2) ont été sous-estimées par l'approche. Ceci est lié à la limite déjà soulignée : la couche superficielle est remplie par le premier apport d'eau et les événements suivants n'ont pas d'impact sur la SSM qui a déjà atteinte sa valeur à capacité du champ.

Au contraire des parcelles irriguées, les séries temporelles de SSM sans assimilation sont évidemment en bon accord avec les observations pour la parcelle pluvial R1 (Figure VI.5). Les seules exceptions sont la saison de croissance 2016-2017 et le début avril 2015. Le meilleur accord entre les observations, les prédictions sans assimilation et la SSM analysée est obtenu pendant la saison 2015-2016, saison de sol nu. Sur les quatre saisons agricoles, un seul faux événement est détecté vers la mi-février de la saison 2017-2018.

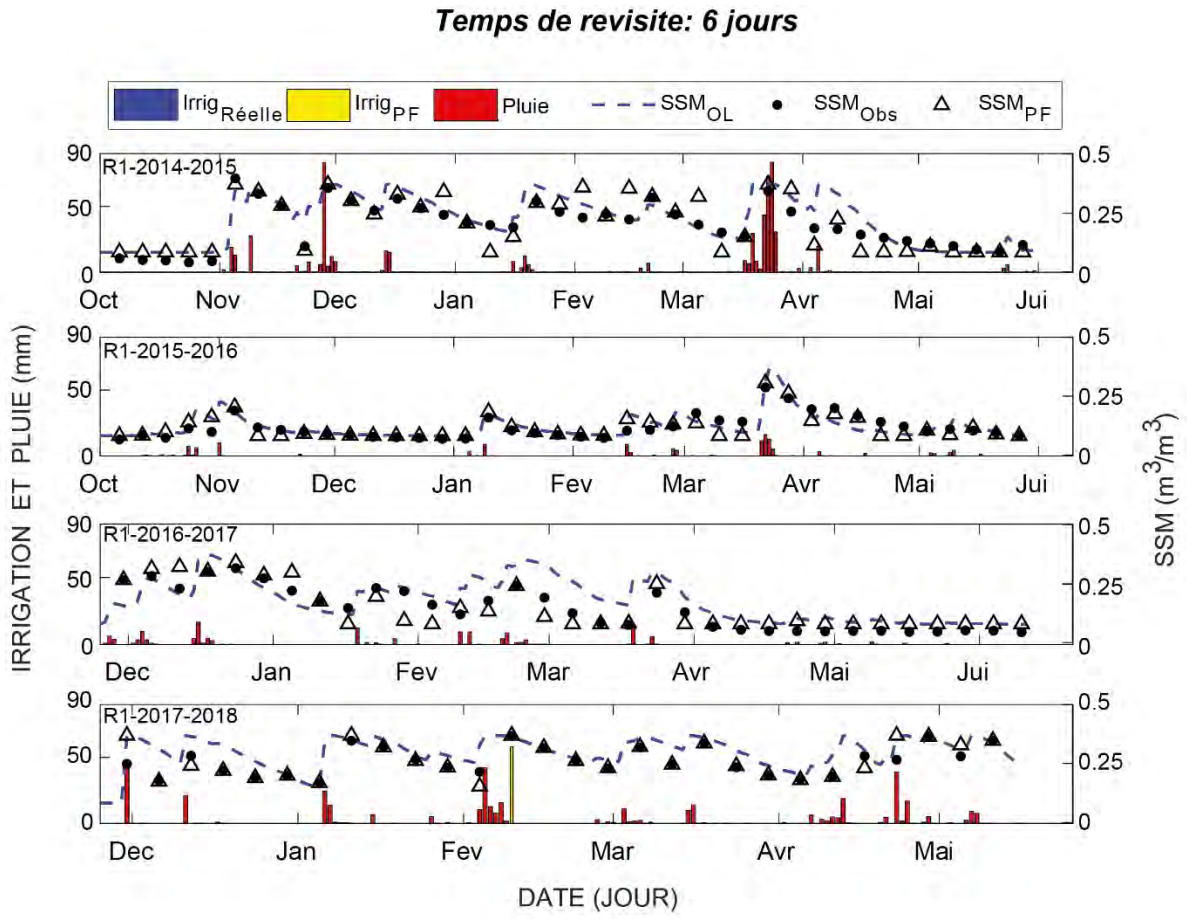

Figure VI. 5 : Séries temporelles des quantités et des calendriers d'irrigation estimés par l'approche proposée ($Irrig_{PF}$), des irrigations réelles ($Irrig_{Réelle}$) et des précipitations mesurées par la station. Les séries temporelles des SSM assimilés (SSM_{PF}), mesurés (SSM_{Obs}) et sans assimilation (SSM_{OL}) sur la parcelle pluviale (R1) pendant les quatre saisons pour une fréquence d'observation de 6 jours sont également affichées.

Irrigation gravitaire

La Figure VI.6 montre les métriques statistiques pour différentes fréquences d'observation sur les parcelles F1-F3. On remarque que plus le temps de revisite est court, meilleure est la détection des événements d'irrigation. En effet, plus de 75% des événements d'irrigation (TruPosRat = 0.75) sont détectés pour un temps de revisite de 3 jours. Avec ce temps de revisite, le TruPosRat atteint jusqu'à 94% sur F2. Le pourcentage de détection chute ensuite

à 67% et 58% pour 6 et 12 jours en accord avec les résultats des expériences jumelles. Des conclusions similaires ont également été tirées de certaines études antérieures et, en particulier, des travaux de Zappa et al. (2021) qui ont montré que ~81% des événements sont correctement détectées quand le temps de revisite n'excède pas 4 jours alors que 58% le sont avec une fréquence de 6 jours (Sentinel-1 A et B combinés) sur 3 parcelles à Montpellier (Bazzi et al., 2020). En terme de quantité, le Pbias indique une surestimation sur F1 pour un temps de revisite de 3 jours. Ceci est associé au faux événement détecté après la mi-février (voir Figure VI. 4) en accord avec IrrigEvntRat qui est supérieur à 1. De même, la détection de faux événements d'irrigation est à l'origine de la valeur élevée d'IrrigEvntRat sur F3. Cependant, le Pbias reste faible grâce à une sous-estimation des quantités.

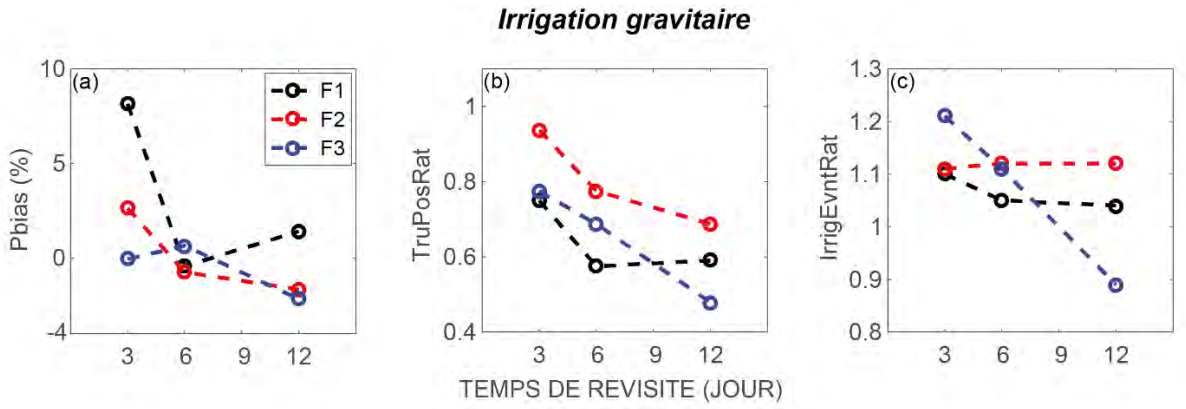

Figure VI. 6 : Statistiques (Pbias (a), TruPosRat (b) et IrrigEvntRat (c)) sur les parcelles F1, F2 et F3 irrigués en gravitaire pour différentes fréquence d'observations : 3, 6 et 12 jours.

Pour une fréquence d'observation de 6 jours, l'IrrigEvntRat est proche de 1 sur F1 car un événement non détecté est compensé par une fausse détection. Les statistiques les plus faibles sont obtenues pour un temps de revisite de 12 jours en accord avec les expériences jumelles. C'est le cas des 4 derniers événements appliqués sur F3 où une observation chaque 12 jours ne permet pas de détecter ces quatre évènements tardifs. Zappa et al. (2021) ont aussi rencontré des difficultés pour détecter les évènements d'irrigation dans les périodes où la fréquence des observations de SSM dépasse 8 jours. Malgré ces limitations, les résultats restent acceptables. Le nombre d'événements d'irrigation détectés est, par exemple, le même qu'avec une fréquence de 6 jours pour F1 et F2, tandis qu'une sous-estimation est observée sur F3 à cause d'événements ratés. En outre, en augmentant le seuil considéré comme une bonne détection des événements d'irrigation à 5 jours au lieu de 4, le TruPosRat passe de 0.59, 0.68 et 0.48 à 0.70, 0.74 et 0.62 respectivement pour F1, F2 et F3. Les résultats de cette analyse de comparaison des performances des 3 fréquences d'observation rejoignent les

conclusions tirées des expériences jumelles. En effet, une constellation de satellites avec un temps de revisite de 3 jours serait pertinente pour la détection des irrigations à l'échelle de la parcelle. Ce sera le cas de la constellation Sentinel-1 après le lancement de Sentinel-1C en 2022 (The CEOS Database, 2021).

Irrigation goutte-à-goutte

Les quantités cumulées sur 15 jours sont présentées aux Figures VI.7. En général, des performances similaires sont obtenues pour les fréquences de 3 et de 6 jours avec des statistiques acceptables. Par exemple, la RMSE est de l'ordre de 33 mm /15 jours et le biais est entre -0.3 et 0.8 mm /15 jours. Sans surprise, les statistiques de la fréquence de 12 jours sont moins bonnes : le RMSE de 37 mm /15 jours est acceptable et proche des valeurs obtenues à 3 et 6 jours mais R chute de 22% (0.5 contre 0.64, voir la Figure VI.7c) et de même pour le biais (-5.6 mm /15 jours).

Sur la Figure VI.7, certaines valeurs aberrantes sont clairement visibles (cf. ellipsoïde). La sous-estimation de décembre 2018 est présente pour toutes les fréquences d'observation tandis que la sous-estimation de janvier n'est significative que pour la fréquence de 12 jours. Il est fort probable que cette sous-estimation soit due à l'assèchement du sol entre deux observations de SSM espacés de 12 jours comme déjà expliqué.

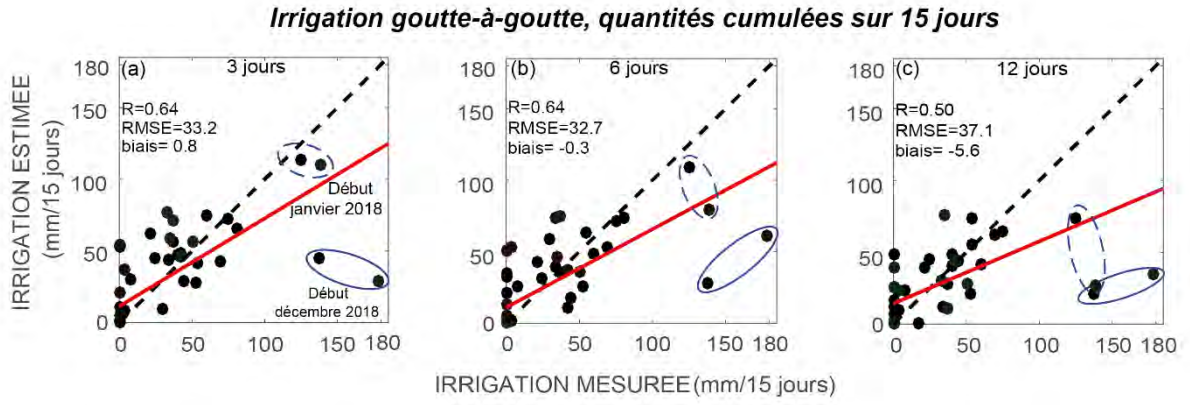

Figure VI. 7 : Irrigation estimée par rapport aux irrigations observées accumulées sur 15 jours, sur les parcelles irrigués par goutte-à-goutte D1 et D2 pendant les deux saisons et pour les trois fréquences d'observation (3 jours (a), 6 jours (b) et 12 jours (c)). Les statistiques (R, RMSE et biais) sont aussi affichées.

Le Tableau IV.1 résume l'ensemble des statistiques obtenues pour les trois fréquences d'observations sans la parcelle D2 en 2017-2018 pour les raisons déjà évoquées. Comme prévu, sans les données de la parcelle D2, les résultats sont bien meilleurs. Par exemple, le R augmente de 0.64 à 0.77 pour une fréquence de 3 jours. Cette fréquence montre d'ailleurs la

meilleure performance (RMSE = 23.6 mm/15 jours et biais = 0.24 mm/15 jours) bien que les statistiques à 6 jours sont également correctes.

Tableau VI. 1 : Statistiques des quantités cumulées sur 15 jours pour les parcelles irriguées par goutte-à-goutte pour les trois fréquences d'observation 3, 6 et 12 jours, sans les données de la parcelle D2 pendant la saison 2017-2018.

	3 jours	6 jours	12 jours
R	0.77	0.74	0.65
RMSE (mm/15 jours)	23.6	24.8	27.1
biais (mm/15 jours)	0.24	2.3	2.3

Cumuls saisonniers

Les cumuls saisonniers estimés sont comparés aux observations pour les trois fréquences d'observation (Figure VI. 8). Les résultats montrent que les sommes sont bien estimées pour les trois fréquences avec des corrélations supérieures à 0.96. En particulier, la meilleure concordance est obtenue par l'assimilation d'une observation chaque trois jours avec un RMSE = 24.5 mm/saison et un biais = 12.8 mm/saison. Le point aberrant le plus remarquable sur Figure VI. 8 correspond aux faux évènements détecté sur la parcelle pluviale R1 pendant la saison 2017-2018. En augmentant le temps de revisite, l'estimation reste précise à 6 jours avec une légère perte de performance par rapport à 3 jours. De même, la valeur aberrante observée avec la fréquence de 3 jours est aussi présente pour 6 jours, en plus d'une autre valeur sur D1 pendant la saison 2017-2018 où plusieurs événements ont été ratés en début de la saison (la première semaine de décembre 2017). Comme prévu, la performance est encore moins bonne pour un temps de revisite de 12 jours. Cela indique qu'un faible temps de revisite qui pénalise la détection du timing et des quantités d'irrigation comme déjà montré se répercute sur l'estimation des quantités saisonnières.

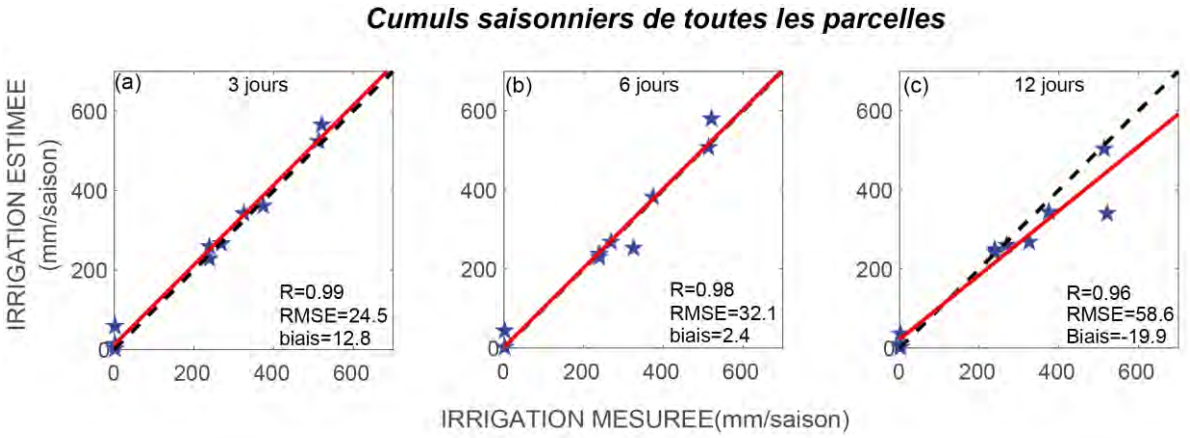

Figure VI. 8 : Cumuls saisonniers d'irrigation estimées par rapport aux cumuls saisonniers observés pour toutes les parcelles et toutes les saisons pour les trois fréquences d'observation (3 jours (a), 6 jours (b) et 12 jours (c)).

VI. Assimilation des produits de SSM dérivés de Sentinel-1

La fréquence de revisite des produits de SSM est évidemment limitée par la disponibilité des produits Sentinel-1. Pour D1 et R1, les produits de SSM sont disponibles avec un temps de revisite de 6 jours durant les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018. Sur les deux parcelles gravitaires F2 et F3, la fréquence de revisite n'est que de 12 jours puisque seul Sentinel-1A était en orbite pendant la saison 2015-2016. La parcelle D2 n'est pas considérée dans cette section à cause de la qualité des produits de SSM.

Les séries temporelles d'irrigations et d'humidités sont présentés dans la Figure VI.9. Les statistiques sur F2 et F3 sont reportées dans le Tableau VI. 2 tandis que celles sur la parcelle en goutte-à-goutte sont affichées sur la figure des quantités cumulées par 15 jours (Figure VI.10a). L'analyse générale des résultats conduisent à des conclusions très similaires à celles obtenues avec les mesures *in situ* de SSM. En particulier, la SSM simulée par le modèle sans assimilation est incapable de reproduire les observations par contraste avec les SSM corrigée par assimilation qui est en bon accord avec les produits de SSM Sentinel-1. De même, les évènements d'irrigation sont détectés, comme avec l'utilisation des données *in situ* pendant la période où des irrigations ont été observées. Sur D1, par exemple, aucune irrigation n'a été détectée en fin de saison. Cependant, quelques faux événements sont détectés début mars 2018. Ces évènements coïncident avec des précipitations. Ceci est principalement attribué à une surestimation du produit de SSM dérivé de Sentinel-1 par rapport aux mesures *in situ* pendant cette courte période de précipitations ; l'algorithme étant obligé d'ajouter de l'eau pour atteindre ces observations élevées. Ces faux évènements permettent toutefois de

compenser les événements non détectés, en particulier ceux de la première semaine de décembre 2017. Cela conduit au final à une bonne estimation des quantités saisonnières (voir la Figure VI.10b). Cet effet de compensation est aussi observé sur F2 et F3 où les faux événements détectés en fin de saison compensent ceux qui ne sont pas détectés en mars.

Globalement, les métriques statistiques sont légèrement moins bonnes que celles obtenues par assimilation des mesures *in situ*. En particulier, pour les deux saisons goutte-à-goutte de D1 : les cumuls sur 15 jours sont estimées avec un R = 0.64 par assimilation des produits SSM Sentinel-1 contre un R = 0.72 en utilisant les mesures *in situ* pour un temps de revisite de 6 jours. De même, les RMSE sont similaires et le biais est même plus faible en assimilant la SSM Sentinel-1. En outre, l'inversion de l'irrigation sur la parcelle D1 pendant la saison 2016-2017 est même meilleure en utilisant la SSM Sentinel-1 avec un R = 0.80 contre R = 0.77 en utilisant les mesures *in situ* de SSM. Ces résultats sont en bon accord que ceux de Dari et al. (2020) qui ont obtenu un coefficient de corrélation de Pearson de l'ordre de 0.69 en moyenne pour les quantités d'irrigation cumulées sur 5 jours.

Les résultats obtenus sur F2 et F3 sont fortement affectés par le faible temps de revisite de 12 jours. Cependant, ils sont en accord avec ceux obtenus précédemment pour une telle fréquence d'observations. En effet, les événements du début et de la fin de la période d'irrigation réelle (sur F2 et F3) sont détectés avec une précision acceptable. Pour les quantités par évènements, les estimations sont généralement acceptables même si une sous-estimation est notable sur quelques évènements. Le désaccord principal est observé au milieu et la fin de la saison agricole. À la fin de la saison ou aucun évènement d'irrigation n'a eu lieu, certains faux événements sont détectés. Par contraste, les événements d'irrigation de mars n'ont été pas détectés. Ce problème est principalement lié aux produits de SSM inversés spécifiquement pendant ce mois (3 mesures). En effet, pendant le mois de mars où la végétation est dense et bien développée, le WCM n'a pas été capable de simuler correctement la chute du signal observé à cette période (-18 dB en VV). Il existe deux explications possibles : soit le modèle ne simule pas correctement le signal à ce moment car il néglige la contribution de l'interaction sol – végétation comme déjà évoqué, soit il s'agit d'un problème d'acquisition Sentinel-1. Cependant, et malgré ces limites, les statistiques du Tableau VI.2 montrent que ~50% des événements d'irrigation ont été détectés dans un intervalle de 4 à 5 jours autour de la date réelle d'irrigation avec un Pbias limité à ~4% et un seul faux événement détecté sur la saison. Cela montre malgré les valeurs erronées de SSM en mars, les statistiques restent proches de celles obtenues par l'assimilation des mesures *in situ* de SSM. D'autres études ont également mis en évidence les difficultés pour estimer les

irrigations avec le bon timing. L'approche par Zappa et al. (2021), par exemple, montre une bonne dynamique saisonnière de l'irrigation mais les inversions des quantités hebdomadaires et saisonnières souffrent de biais importants.

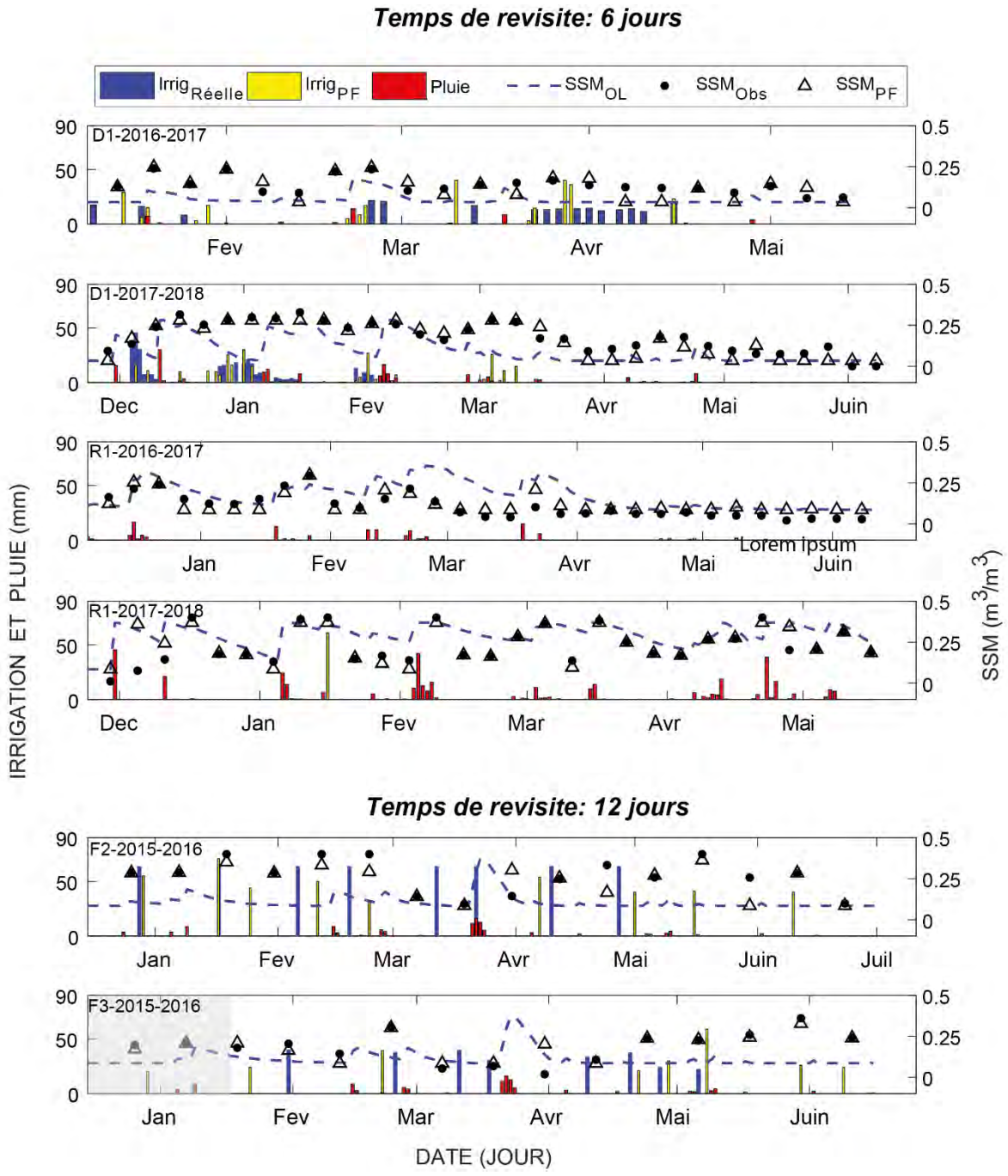

Figure VI. 9 : Séries temporelles des quantités et du calendrier d'irrigation estimés en assimilant les produits SSM de Sentinel-1 ($Irrig_{PF}$), les irrigations réelles ($Irrig_{Réelle}$) et les précipitations mesurées par la station. Les séries temporelles des SSM analysées (SSM_{PF}), mesurées (SSM_{Obs}) et sans assimilation (SSM_{OL}) sur les parcelles irriguées en goutte-à-goutte (D1) et pluviale (R1) pour les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018 à une fréquence d'observation de 6 jours, et les parcelles irriguées en gravitaire (F2 et F3) pendant la saison 2015-2016 pour une fréquence d'observation de 12 jours.

Enfin, les statistiques des quantités saisonnières sont comparables aux résultats obtenus en utilisant les mesures *in situ* avec R = 0.99, RMSE = 33.5 mm et biais = -18.8 mm. Les métriques sont également proches de celles obtenues par l'approche basée sur les données infra-rouge thermique développée par Olivera-Guerra et al. (2020). Ces auteurs ont également souligné, en accord avec nos résultats un phénomène de compensation avec des évènements non détectés compensés par certains faux événements, ce qui conduit à une bonne estimation des quantités saisonnières.

Tableau VI. 2 : Statistiques d'inversion d'irrigation par assimilation de SSM dérivée de Sentinel-1 avec une fréquence de 12 jours sur F2 et F3 irriguées en gravitaire.

TruPosRat (4 jours)		TruPosRat (5 jours)		IrrigEvntRat		Pbias	
F4	F5	F4	F5	F4	F5	F4	F5
0.50	0.44	0.63	0.56	1.15	1.09	−3.14	3.98

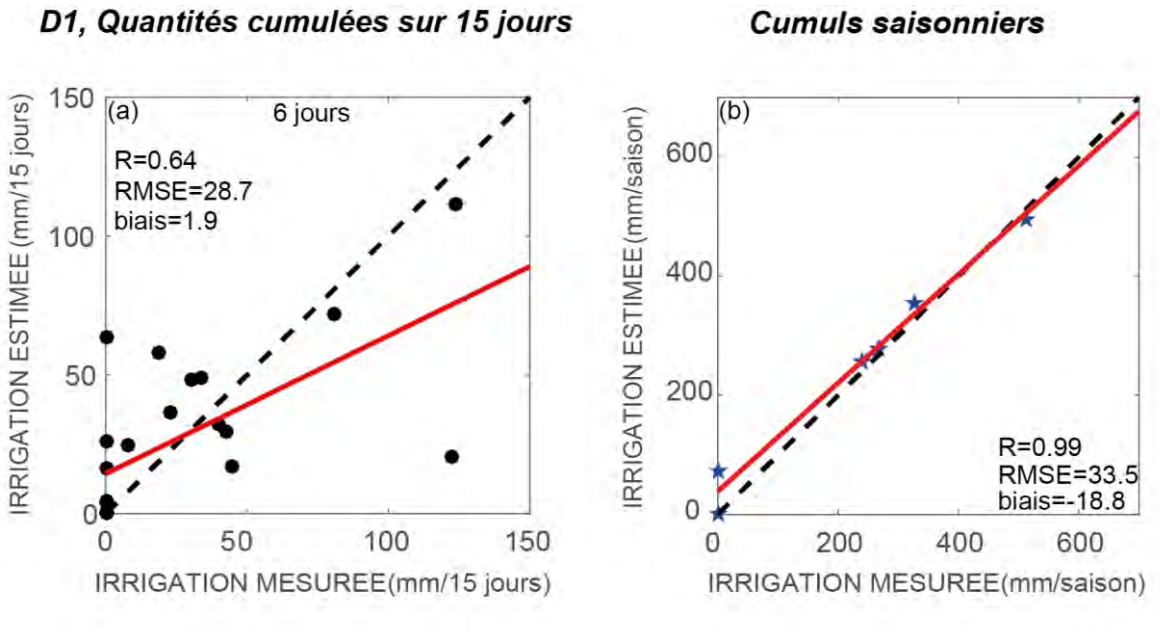

Figure VI. 10 : (a) Irrigation estimée par rapport au irrigation observée accumulée par 15 jours sur D1 irriguée par goutte-à-goutte pendant les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018 pour une fréquence d'observations de 6 jours par assimilation des produits de SSM de Sentinel-1; (b) Somme saisonnière estimée par rapport à la somme saisonnière observée des parcelles D1 et R1 les deux saisons et F2 et F3.

VII. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche pour l'inversion des irrigations à l'échelle de la parcelle par assimilation de données de SSM dans la méthode FAO-56 en

utilisant un algorithme de filtrage particulaire. L'approche a été évaluée sur des parcelles de blé au Maroc, irriguées avec différentes techniques ainsi que sur une parcelle non irriguée suivie pendant 4 saisons agricoles. L'évaluation de l'approche a été faite en 3 étapes. Dans un premier temps, des expériences jumelles ont été conçues afin d'étudier l'impact de (1) la fréquence d'observation (3, 6 et 12 jours), (2) l'erreur sur les produits de SSM et (3) l'ajout de contraintes sur le temps minimum entre deux évènements successifs pour la technique gravitaire. Les résultats ont montré qu'il est bénéfique d'ajouter ce type de contrainte temporelle lorsque la fréquence des données assimilées est courte (3 jours par exemple). Ensuite, l'approche a été évaluée en utilisant les mesures *in situ* de SSM pour les trois fréquences d'observation qui correspondent au temps de revisite des produits actuellement disponibles par les satellites en orbite. L'analyse des résultats montre que l'approche est capable d'estimer avec une bonne précision les jours et les quantités d'irrigation. Les meilleurs résultats ont été obtenus pour une fréquence de 3 jours. Cependant, les statistiques à 6 jours (temps de revisite de Sentinel-1) sont également d'une précision acceptable. La plus faible performance correspond à une observation tous les 12 jours. Dans ce sens, les futures missions à 3 jours de revisite vont apporter une grande amélioration dans le suivi et l'inversion des irrigations par télédétection radar. Enfin, l'approche a été évaluée en utilisant les produits de SSM dérivés de Sentinel-1. Bien que la seule fréquence disponible pour les parcelles gravitaire est de 12 jours, la distribution des événements le long de la saison est généralement bien reproduite avec ~50% des événements qui ont été correctement détectés par rapport à 70% des événements qui avaient été détectés par l'assimilation des mesures *in situ* tous les 6 jours. De même, les résultats obtenus sur la parcelle D1 avec les produits Sentinel-1 sont proches de ceux avec les mesures *in situ* : R = 0.64 (0.72) et RMSE = 28.7 mm (27.1 mm).

Bien que les résultats obtenus soient encourageants pour inverser à la fois le calendrier et les quantités des irrigations à l'échelle de la parcelle, il est important d'étendre l'évaluation à d'autres sites et à d'autres conditions climatiques, d'autant plus que la base de données utilisée est limitée notamment en terme de parcelles irriguées en gravitaire avec une fréquence de 6 jours (parcelles suivies avant le lancement de Sentinel-1B). L'extension à d'autres parcelles va également permettre d'analyser les performances de l'approche en fonction du stade phénologique afin d'évaluer l'impact de ce dernier sur l'inversion des irrigations via les produits SSM, notamment lorsque la végétation est dense. L'approche proposée peut être appliquée à tout type de culture, à condition que les produits de SSM soient disponibles pour cette culture. En effet, les produits de SSM utilisés dans ce chapitre

sont dérivés d'une approche développée pour le blé (voir Chapitre V). Enfin, les résultats de plusieurs parcelles ont montré qu'il est difficile de détecter un évènement d'irrigation qui se coïncide avec les précipitations, en accord avec les résultats des études précédentes. Une solution possible est d'assimiler simultanément la SSM comme information sur l'état hydrique de la surface du sol avec une autre variable liée à la zone racinaire qui correspond à l'eau réellement disponible pour la plante tel que les évapotranspirations instantanées qui peuvent être dérivés des modèles de bilan d'énergie forcé par une mesure de la température de surface.

Chapitre VII

Suivi du fonctionnement hydrique du blé par radar bande C infra-journalière : résultats préliminaires de l'expérience MOCTAR

I. Introduction

Le fonctionnement physiologique diurne des couverts et notamment les mouvements d'eau dûs au flux de sève engendre un cycle diurne à la fois du coefficient de rétrodiffusion et de la cohérence interférométrique comme déjà observé par plusieurs auteurs, essentiellement sur les forêts tropicales (voir Chapitre I). Dans ce contexte, notre objectif principal est le suivi de l'état hydrique des cultures du blé grâce à des observations radar infra-journalières pour, à terme, proposer des méthodes innovantes de détection précoce du stress. Ainsi, nous présentons dans ce chapitre les résultats préliminaires obtenus dans le cadre de cette thèse. Ils portent sur :

1. Une analyse menée avec les données Sentinel-1 pendant une saison de blé incluant une période de stress provoquée.

2. Une étude de sensibilité théorique du cycle diurne de σ^0 à l'amplitude du cycle diurne de VWC pour différentes conditions de SSM et d'AGB en utilisant le modèle de Karam déjà présenté.

3. L'analyse préliminaire des mesures radar bande C *in situ* acquises sur une parcelle de blé dans le cadre de l'expérience TOSCA/CNES MOCTAR. L'expérience permet l'acquisition de σ^0 et ρ pleinement polarimétrique avec un pas de temps de 15 mn.

II. Cycle contraste des σ^0 Sentinel-1 entre les orbites montantes et descendantes sur un champ de blé

En attendant la disponibilité des données de la campagne MOCTAR décrite ci-dessous, nous avons mis en la relation la différence de rétrodiffusion ($\Delta\sigma^0$) entre deux orbites Sentinel-1 avec plusieurs variables mesurées sur une parcelle de blé caractérisant l'état hydrique de la parcelle. Afin de fournir quelques éléments pour analyser l'observabilité d'un tel phénomène, nous avons également réalisé des simulations avec le modèle de rétrodiffusion Karam pour simuler $\Delta\sigma^0$ pour différentes conditions de biomasse aérienne et d'humidité du sol et de végétation.

Sur notre site d'étude principale (parcelles D1, D2 et D3), nous bénéficions du passage de deux orbites à 35.2° et 45.6° d'incidence (Chapitre III). L'orbite ascendante 118 (45.6°) acquiert une observation le soir du jour *i* et l'orbite descendante 52 (35.2°), le matin du jour *i+2* soit 36h de différence. En lien avec les études précédentes, principalement sur les forêts, l'évolution du $\Delta\sigma^0$ est susceptible d'être sensible à la variation diurne de VWC qui diminue

pendant les périodes de stress (cf. Chapitre I). En effet, plusieurs études menée sur les arbres ont démontré l'existence de fortes corrélations entre $\Delta\sigma^0$ et VWC (Frolking et al., 2011; Konings et al., 2017; Steele-Dunne et al., 2012). Ceci est dû aux variations du VWC de la plante entre le matin et le soir suivant son fonctionnement physiologique. Pendant la journée, la plante transpire, ce qui entraîne une diminution de sa VWC. Pour compenser cette diminution, la plante pompe de l'eau à travers les racines vers toutes ses parties supérieures (flux de sève). Lorsqu'il n'y a pas assez d'eau dans le sol pour compenser, le dessèchement des tissus commence et dès qu'il devient trop important (stress hydrique) la plante utilise sa méthode de défense contre la perte d'eau (régulation stomatique : réduction de l'ouverture des pores des stomates pour minimiser la perte d'eau) ce qui conduit à une réduction de la variation de VWC si le manque d'eau dans le sol continue. Par conséquent, le stress hydrique sera observé sur la variation journalière de VWC (Hsiao, 1973; R. O. Slatyer, 1967) qui, à son tour, entraîne des variations du signal rétrodiffusé à travers les propriétés diélectrique du couvert (Brakke et al., 1981; Van Emmerik et al., 2015).

II.1 Analyse de $\Delta\sigma^0$ Sentinel-1 en relation avec le stress hydrique

Nous avons mené cette étude sur la parcelle D1 car elle a volontairement été stressée pendant les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018; l'effet du stress a été marqué sur la première saison essentiellement (Chapitre III) et aussi parce que des mesures du Photochemical Reflectance Index (PRI) sont disponibles sur cette parcelle.

La Figure VII.1 montre les relations entre $\Delta\sigma^0$ et les trois indices PRI0, PRIj et PRI11-13h sur D1 pendant les deux saisons agricoles. En général, les corrélations sont meilleures en VH qu'on VV étant donné que VH est plus sensible à la végétation. On rappelle que le PRIj est l'indice qui caractérise uniquement le stress hydrique tandis que PRI0 contient l'effet du développement du blé et le PRI11-13h est la somme des deux. Les relations $\Delta\sigma^0$-PRI11-13h et $\Delta\sigma^0$-PRI0 ont un comportement similaire avec des corrélations du même ordre de grandeur (~0.5). En revanche, la relation $\Delta\sigma^0$-PRIj suit un comportement complètement différent, avec des corrélations similaires à celles de $\Delta\sigma^0$-PRI11-13h et $\Delta\sigma^0$-PRI0 avant l'épiaison, mais nettement plus faibles après l'épiaison.

Pour le PRI0 et le PRI11-13h, on peut distinguer deux périodes : avant et après l'épiaison. En effet, les données post-épiaison sont caractérisées par des $\Delta\sigma^0$ entre -1 dB et 2 dB avec des valeurs de PRI qui ont tendance à diminuer lorsque $\Delta\sigma^0$ augmente. Cet effet contrasté des données d'avant et d'après l'épiaison est clairement observé sur les subplots $\Delta\sigma^0$- PRIj

(en VV et en VH). En effet, le PRI augmente avec l'augmentation de $\Delta\sigma^0$ après l'épiaison avec des relations qui sont dispersées. Au contraire, avant l'épiaison, le PRIj décroit probablement à cause du stress hydrique (parce que le PRI diminue avec le stress) alors que $\Delta\sigma^0$ en VH augmente selon une relation linéaire (ou faible exponentielle). Il est toutefois étonnant que le comportement en VV soit différent avant l'épiaison (relation $\Delta\sigma^0$ – PRIj).

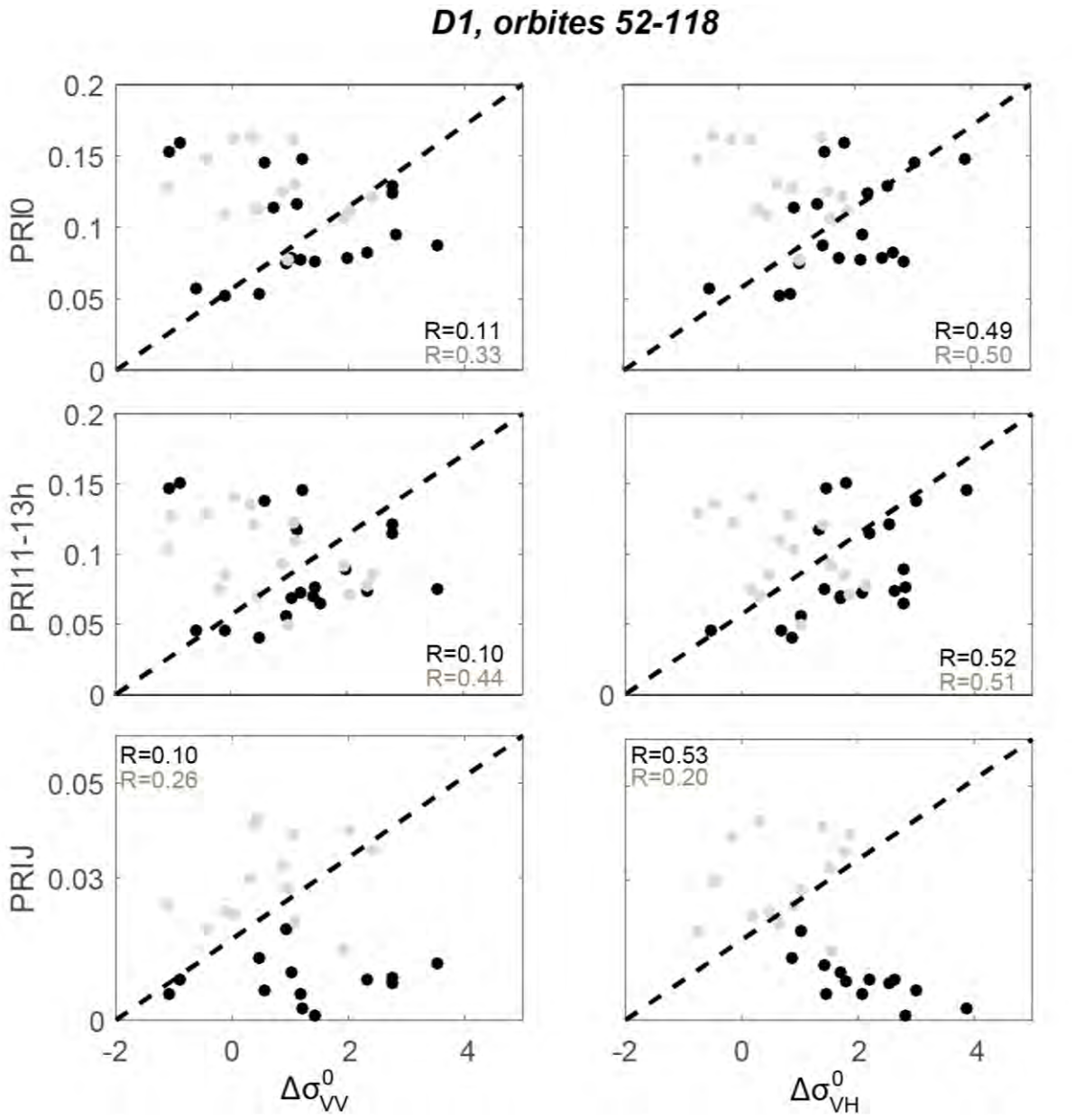

Figure VII. 1 : Les trois indices PRI : PRI0, PRI11-13h et PRIj en fonction de la différence de rétrodiffusion entre l'orbite descendante 52 et ascendante 118 en polarisation VV ($\Delta\sigma^0_{VV}$) et VH ($\Delta\sigma^0_{VH}$) sur D1 pendant les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018. Les points noirs correspondent aux données avant la phase d'épiaison et les points gris aux données après l'épiaison.

Le contraste pluviométrique entre les deux saisons 2016-2017 et 2017-2018 a conduit à un stress hydrique bien marqué uniquement sur la première saison (voir Chapitre III pour plus de détails). En effet, les meilleures corrélations de (0.76, 0.76, 0.67) ont été obtenues entre $\Delta\sigma^0$ et (PRI0, PRI11-13h, PRIJ) par exemple en utilisant les données de cette saison avant l'épiaison uniquement. Pour cette raison, les séries temporelles de $\Delta\sigma^0$, des deux indices PRI11-13h et PRIj et de la réserve utile de la saison 2016-2017 ont été tracées dans la Figure VII.2 pour une investigation directe de la dynamique saisonnière de $\Delta\sigma^0$ surtout pendant une période de stress.

L'implication du stress par l'arrêt des irrigations de 25 janvier au 25 février à induit une chute de la réserve utile. Cette chute est également accompagnée d'une baisse du PRI11-13h. Quant au PRIj, il conserve des valeurs faibles en début de saison jusqu'au 8 avril environ où il subit une chute pour atteindre sa valeur la plus basse de la saison, puis commence à augmenter progressivement après l'irrigation du 25 février. Fait intéressant, $\Delta\sigma^0$ à également subi une chute qui coïncide avec cette phase de stress et en particulier, la chute coïncide avec celle de PRIj. Généralement, l'évolution de $\Delta\sigma^0$ en VV et en VH est identique avec une différence d'amplitude observée en début et fin de saison. Durant ces deux périodes, $\Delta\sigma^0_{VH}$ est plus élevée que $\Delta\sigma^0_{VV}$ probablement à cause de la contribution de surface qui domine le signal en VV durant ces deux phases. Au cours de la saison, on peut identifier 4 phases clés illustrées par des zones grisées sur la Figure VII.2, nommées P1, P2, P3 et P4.

Pendant la phase P1, $\Delta\sigma^0_{VH}$ est légèrement supérieur à zéro ce qui indique que la rétrodiffusion matinale est supérieure à la rétrodiffusion du soir ; probablement à cause des remontées capillaires matinales dans cette période où le blé n'a pas encore commencé à pousser. Après la mi-janvier (phase P2), le blé est bien développé et irrigué. À ce moment, $\Delta\sigma^0_{VH}$ commence à décroitre progressivement peut-être à cause d'une plus forte atténuation du signal par un couvert humide le matin que le soir. Cependant, avec le début du stress de la phase P3, $\Delta\sigma^0_{VH}$ commence à augmenter lentement pour atteindre des valeurs proches de zéro. Ceci indique clairement un effet inverse à P2 : l'atténuation du sol est de plus en plus faible à cause de l'assèchement progressif du couvert. En fait, cette variation très limitée de la rétrodiffusion indique probablement (de manière indirecte) une variation limitée du VWC ce qui peut être un indice sur le début de dysfonctionnement de la plante. Ce comportement est en bon accord avec le PRI11-13h et l'indice de stress PRIj, qui atteignent et maintiennent, leur valeur la plus faible pendant toute cette période. L'irrigation du fin février met fin à la période de stress et le bon fonctionnement des plantes revient. $\Delta\sigma^0$ est à nouveau

sensible à la variation du VWC, notamment avec le développement de la couche des épis à cette période, ce qui entraîne une augmentation de la diffusion de volume. Cependant, il est possible que les remontées capillaires et la rosée puissent également affecter le signal, même si cette dernière est rare dans les conditions semi-arides de nos parcelles.

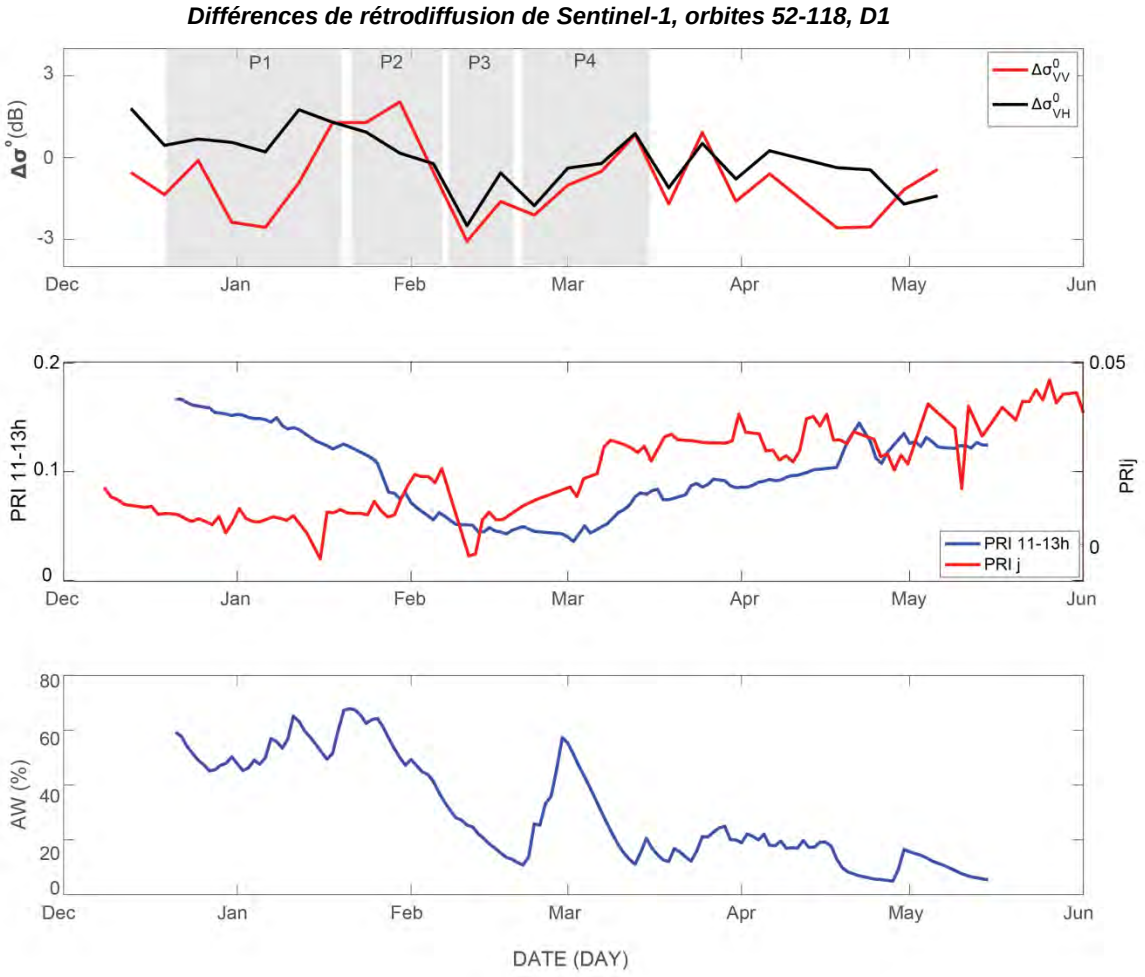

Figure VII. 2 : Séries temporelles de $\Delta\sigma^0$ en VV et VH (haut), PRI11-13h et PRIj (milieu) et réserve utile d'eau (bas) sur D1 pendant la saison 2016-2017.

Ces interprétations sont très qualitatives et les mesures des orbites 52 et 118 ne sont, de plus, pas acquises le même jour et l'angle d'incidence est différent. Afin de compléter ces travaux, nous avons mené une analyse de sensibilité afin de quantifier l'impact d'une variation diurne de VWC sur le $\Delta\sigma^0$ pour différentes conditions de biomasse et d'humidité du sol avec le modèle Karam. Les résultats à deux angles d'incidence (45.6° et 35.2°) sont présentés dans la section suivante.

II.2 Etude de sensibilité de $\Delta\sigma^0$ aux variations du contenu en eau du blé

Nous conduisons une étude de sensibilité du cycle diurne de σ^0 sur le blé pour deux cas de cycle diurne de VWC :

1. ***Cas 1*** : On fixe une différence de 10% entre le matin et le soir (VWC_{soir} = 70% et VWC_{matin} = 80%). Une telle différence signifie une variation limitée de l'eau dans la plante pendant la journée ; c'est donc le cas où la plante est en situation de stress hydrique.

2. ***Cas 2*** : On fixe une différence de 40% entre le matin et le soir (VWC_{soir} = 40% et VWC_{matin} = 80%). C'est le cas d'une végétation en bon état de fonctionnement qui transpire bien pendant la journée, ce qui entraîne une diminution significative du VWC de la plante entre le matin et le soir.

Ces valeurs des variations journalières du VWC sont obtenues à partir d'études antérieures qui ont effectué des mesures le matin et le soir sur des cultures annuelles comme le blé et le maïs (Escorihuela, 2005; Van Emmerik et al., 2015).

Les deux cas sont étudiés pour une large gamme de valeurs de SSM (de 0.1 à 0.34 m^3/m^3) et d'AGB (1.6 à 8.2 10^3 kg/ha) sur la parcelle D1. La Figure VII.3 montre les résultats en polarisation VV et VH à 45.6° d'incidence. Les résultats à 35.2° sont présentés dans la Figure A9 en annexe. Nous avons utilisé une configuration de Karam monocouche pour réaliser cette étude puisque notre objectif est d'étudier l'impact des différentes variables sur la réponse de la totalité du couvert.

Comme prévu, la différence de VWC entre le matin et le soir a entrainé des variations de $\Delta\sigma^0$ de 0.5 à 5 dB (Figure VII.3). Ceci est du même ordre de grandeur que l'amplitude des variations de Sentinel-1 (voir Figure VII. 3) qui varie entre -3 à 2, soit 5 dB. Cette valeur est l'amplitude de variation de $\Delta\sigma^0$ entre le début de la saison et la date après 19 jours de l'arrêt de l'irrigation (le 13 février). Ceci peut expliquer la différence de signe entre cette amplitude et la valeur de $\Delta\sigma^0$ diurne de la Figure VII.3 (+5 dB en VH) : différence d'AGB. Fait intéressant, la SSM était autour de 0.11 m^3/m^3 durant cette période, ce qui correspond à peu près à la même valeur de SSM (0.10 m^3/m^3) pour laquelle $\Delta\sigma^0$ a atteint 5 dB en VH dans la Figure VII.4.

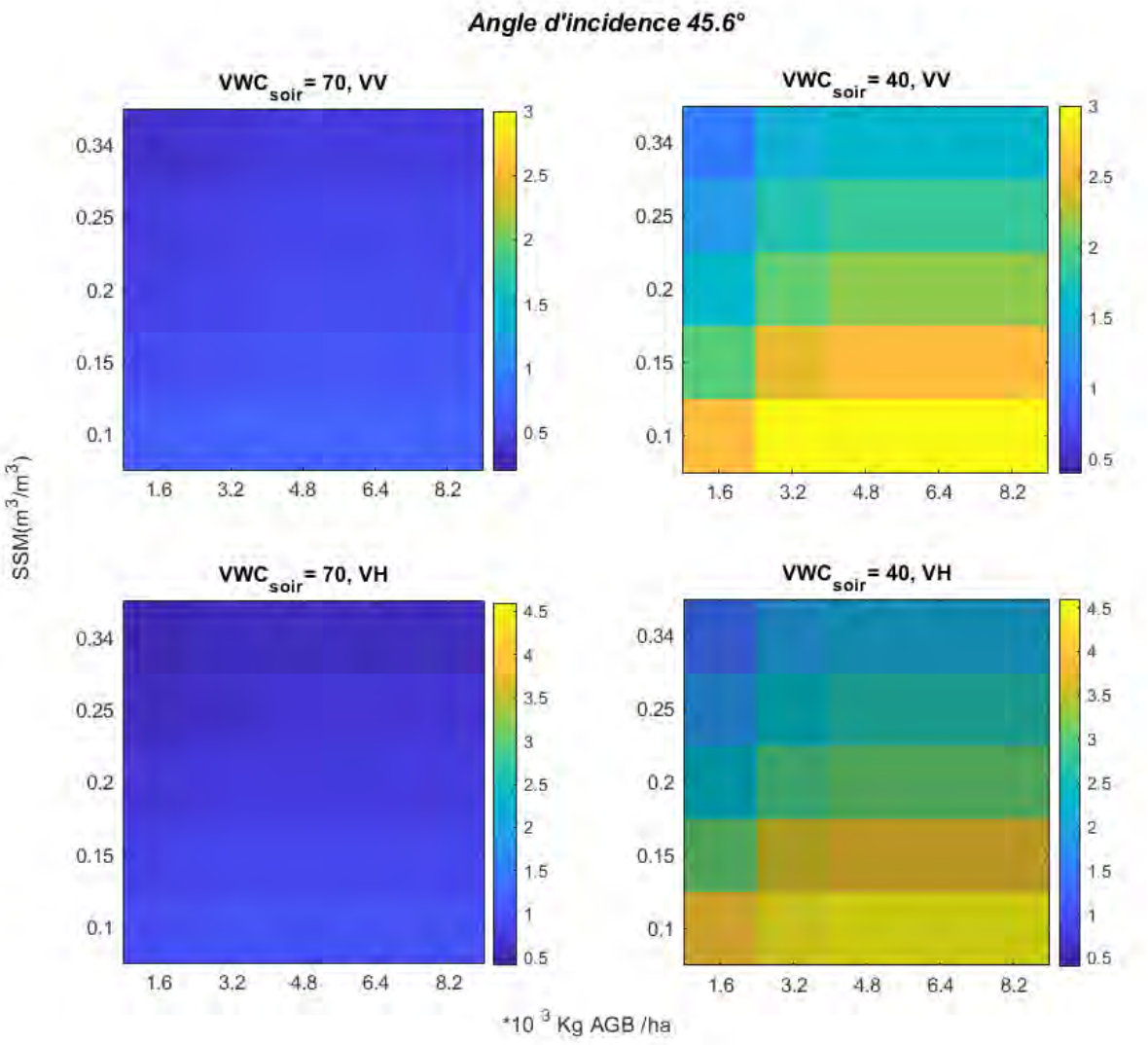

Figure VII. 3 : La différence de rétrodiffusion entre le matin et le soir en fonction de la variation de SSM et d'AGB pour deux cas de différences diurnes de VWC : 10% (à gauche) et 40% (à droite) pour les deux polarisations VV et VH à 45.6° d'incidence.

Pour une différence de VWC de 10% entre le matin et le soir, $\Delta\sigma^0$ ne dépasse pas une valeur maximale de 1 dB quel que soit la valeur de SSM et/ou AGB, en VV et en VH. Cependant, une différence de 40% à conduit à des valeurs de $\Delta\sigma^0$ qui atteignent jusqu'à 3 dB en VV et 5 dB en VH, pour des conditions de sol sec (SSM = 0.1 m^3/m^3) et biomasse importante. Ces résultats sont en bon accord avec des études précédentes qui ont montré que pendant les périodes de stress hydrique (début de stress), les différences diurnes de $\Delta\sigma^0$ sont attribuées de préférence à la végétation plutôt qu'aux changements de SSM (Van Emmerik et al., 2015). En outre, un comportement similaire est observé à 35.2° (voir Figure A9 en annexe) où $\Delta\sigma^0$ à atteint sa valeur maximale de 3 dB en VH. Comme on peut le constater, $\Delta\sigma^0$ est plus

importante à 45.6° qu'à 35.2° et en VH qu'en VV, pour les deux cas d'étude : 10% et 40% de différence de VWC.

En terme de variation de l'amplitude de $\Delta\sigma^0$ avec le développement de la végétation, les résultats des figures montrent que sa valeur la plus faible correspond au cas d'un faible couvert végétal en condition très humide quel que soit le cas de VWC et de configuration radar (angle d'incidence et polarisation). $\Delta\sigma^0$ commence ensuite à augmenter avec la diminution de SSM et/ou l'augmentation d'AGB. En effet, pour un couvert faible, c'est la contribution du sol qui domine alors que les variations dans VWC sont de deuxième ordre dans le signal total rétrodiffusé. Cet impact devient important au fur et à mesure que la végétation se développe. Bien évidemment, la croissance de la biomasse conduit à la dominance de la contribution de la végétation, ce qui implique que tout changement dans l'état hydrique de cette dernière se reflète dans la réponse totale. Une forte variation diurne de VWC conduit ainsi à une variation diurne élevée de $\Delta\sigma^0$ et vice versa. Cette variation diminue avec la disponibilité de SSM ($\Delta\sigma^0$ ~2.5-3 dB en VH pour SSM ~0.25-0.34 m^3/m^3) ce qui indique que la plane peut reconstituent en continu un pourcentage de l'eau utilisé pendant la journée pour la photosynthèse et la transpiration si l'eau est suffisamment disponible.

Ces résultats montrent un potentiel unique de la bande C pour le suivi de l'état hydrique d'un couvert de blé. En particulier, ils mettent l'accent sur l'importance des mesures diurnes (matin et soir) pour le suivi de stress. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats préliminaires d'un suivi sub-horaire du blé par des mesures *in situ* en bande C de l'expérience MOCTAR.

III. Présentation du dispositif MOCTAR

L'expérience MOCTAR a pour but d'acquérir des séries temporelles denses de σ^0 et ρ à l'aide d'un VNA (vecor network analyzer) connecté à plusieurs antennes de manière similaire à l'expérience TropiScat (El Idrissi Essebtey et al., 2019; Frison et al., 2020). Le dispositif expérimental (appelé MOCTAR) consiste en six antennes en bande C montées sur une tour de 20 m de hauteur ciblant la parcelle de blé D2. La Figure VII. 4 ci-dessous montre les antennes pointant sur la parcelle de blé. Les antennes du bas (deux émettrices et deux réceptrices en polarisations H et V) et celles du haut (deux réceptrices en polarisations H et V) permettent de réaliser des acquisitions de σ^0 et ρ entièrement polarimétriques (HH, HV,

VH et VV). Les acquisitions sont réalisées en continu avec un pas de temps de 15 minutes à partir de janvier 2020. Elles sont comprises entre 10° et 60°, soit pour une région de 30 x 15 m² à l'intérieur de la parcelle. En outre, les antennes sont installées sur un socle mobile qui leur permet de changer les conditions de visée en azimut. Les 2 antennes d'émission (ainsi que les antennes de réception) sont pilotées par un commutateur de type SP2T permettant de passer de l'antenne polarisée V à celle polarisée H. Le générateur d'ondes est un analyseur de réseau de type ZNL, placé près des antennes en haut de la tour.

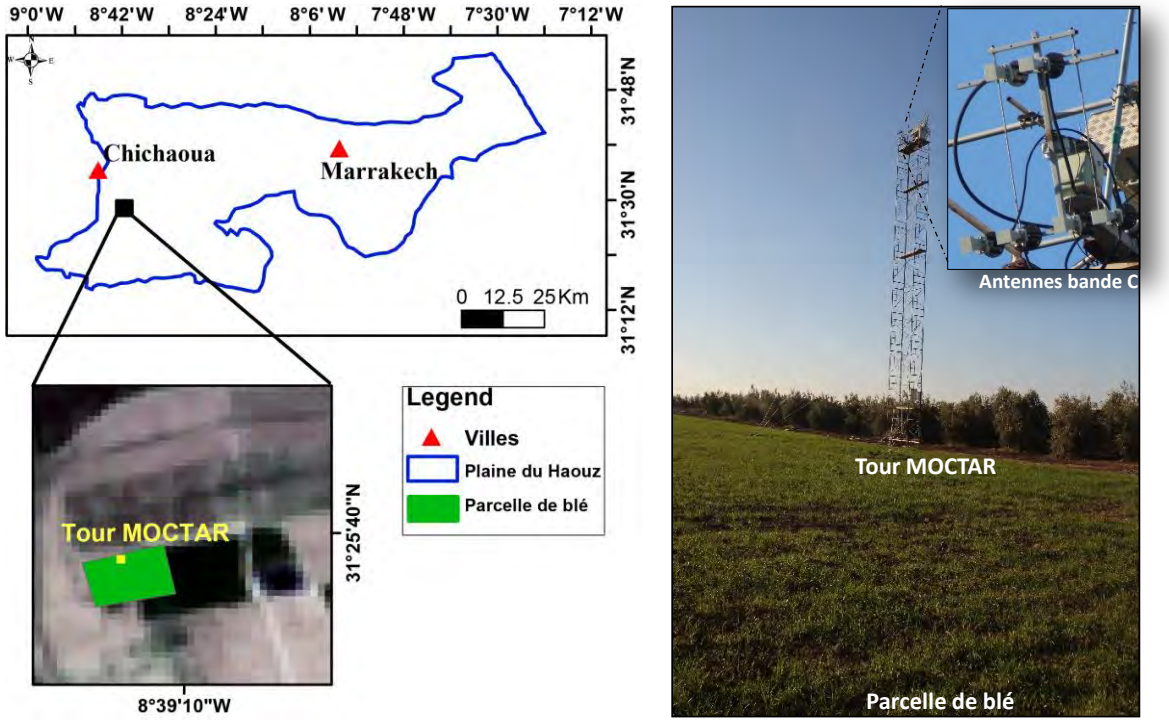

Figure VII. 4 : Emplacement de la tour MOCTAR (à gauche) sur la parcelle de blé D2 (voir Figure III.1) et les six antennes radar bande C (à droite) : deux émettrices et deux réceptrices en V et H en bas et deux réceptrices en V et H en haut.

En plus du dispositif radar, la parcelle fait l'objet d'une série de mesures afin de suivre le fonctionnement physiologique et, en particulier l'état de stress du couvert. Ces mesures se compose de :

1. Mesures automatiques : ce sont des mesures avec un pas de temps demi-horaire par la station de flux installé au centre de la parcelle, des profils d'humidité et de température du sol, en plus de la station météorologique installée sur la parcelle de luzerne à côté de D2 (voir Chapitre III).

2. Compagnes de mesures : elles sont conduites chaque 15 jours en moyenne pour mesurer les variables du sol (rugosité de surface) et de végétation (biomasse, VWC, LAI …) comme déjà décrit dans le Chapitre III.

En complément des observations radar bande C, une caméra thermique a été installée sur ce même site, dans le cadre de la préparation à la mission thermique TRISHNA, ainsi qu'un capteur de mesure en continu du Photochemical Reflectance Index (indice PRI, voir Chapitre III).

IV. Analyse et discussion des résultats préliminaire MOCTAR

Dans cette section, nous présentons les premières acquisitions de l'expérience MOCTAR au cours des premiers 6 mois de l'année 2020. Ces données se composent des séries temporelles de σ^0 et de l'amplitude journalière de ρ. L'amplitude du ρ est préférée aux mesures instantanées car elle est plus représentative et peut être interprétée. Sur la base de cette analyse, quatre périodes clés de la saison ont été choisies pour analyser leur cycle diurne en relation avec les variables qui caractérisent le fonctionnement physiologique du blé (notamment le flux de chaleur latente ET et l'humidité du sol à différentes profondeurs) et qui régissent la stabilité de la structure du couvert (vitesse du vent). A noter que les données ne sont pas encore calibrées. Cependant, il est possible d'effectuer une analyse préliminaire sur l'évolution des variables (σ^0 et ρ).

IV.1 Analyse des séries temporelles

La Figure VII.5 présente les séries temporelles MOCTAR de σ^0 et ρ avec l'humidité du sol en surface et en zone racinaire (SSM et RZSM), LE, VWC ainsi que la vitesse du vent. Les mesures du coefficient de rétrodiffusion Sentinel-1 sont superposées sur la série temporelle de σ^0. Le coefficient de rétrodiffusion est en polarisation VV (pour illustration) alors que l'amplitude de ρ est une moyenne sur toutes les polarisations car elles ont une évolution similaire avec des valeurs très proches.

Bien que σ^0 n'est pas encore calibré, la figure montre que sa dynamique saisonnière est en bon accord avec les observations (sur la culture de blé) de plusieurs auteurs, y compris les nôtres (voir chapitres III et IV) ainsi que d'autres (Mattia et al., 2003; Picard and Le Toan, 2002). En effet, σ^0 augmente avec l'augmentation de l'humidité du sol, puis diminue avec la croissance du couvert à cause de l'effet de l'atténuation. L'épiaison entraîne un changement drastique de la géométrie du couvert avec une couche humide au sommet du couvert qui

conduit à une augmentation de la diffusion de volume en son sein et à une augmentation de σ^0. Il chute ensuite en fin de saison avec l'assèchement de la végétation et du sol.

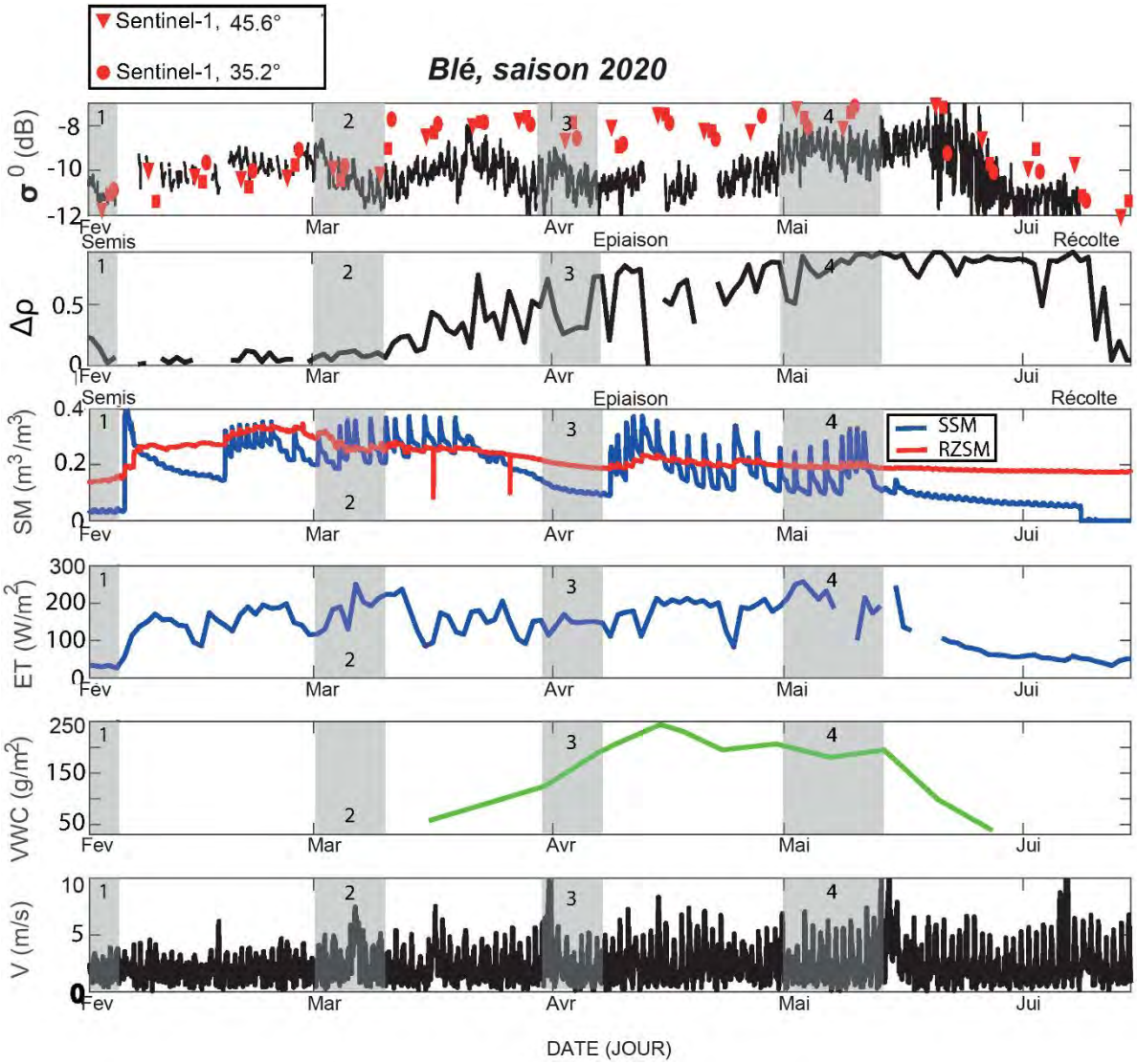

Figure VII. 5 : Séries temporelles sur la parcelle de blé : (a) coefficient de rétrodiffusion mesuré par la tour MOCTAR (en polarisation VV ; pas de temps 15 mn) ainsi que les acquisitions Sentinel-1. (b) amplitude du cycle journalier de la cohérence interférométrique (moyenne sur toutes les polarisations qui présentent des cycles très similaires). (c) SSM en bleu et RZSM en rouge (0 - 50 cm). (d) évapotranspiration (ET) (e) VWC mesuré ; (f) vitesse du vent (V). Les rectangles grisés représentent les périodes choisies pour tracer les cycles journaliers moyens de la section suivante (voir Figure VII. 6).

L'amplitude du cycle journalier de ρ suit une évolution saisonnière marquée. En début de saison et jusqu'à la fin de la période 2, lorsque le blé n'a pas encore poussé, l'amplitude du cycle journalier de ρ est presque nulle, indiquant ainsi une variation limitée de la cohérence diurne. C'est le comportement typique d'un sol nu stable avec une prédominance de la diffusion cohérente. L'amplitude de ρ commence ensuite à augmenter progressivement avec le développement du couvert pour atteindre ses valeurs les plus élevées au moment du pic de

développement du blé, qui couvre complètement le sol à ce moment. Elle reste alors constante à sa valeur maximale du mois de mai jusqu'à la fin de la saison où elle chute au moment de la récolte. Le comportement erratique constaté entre mi-mars et mi-avril est probablement dû à des problèmes d'acquisition qui sont actuellement à l'étude. Il est intéressant de noter que certains pics de cohérence coïncident avec des périodes de vents forts, notamment autour du 1er avril. En revanche, il n'y a pas de changement d'amplitude de la cohérence pendant la période de vents forts de mi-mai.

IV.2 Analyse du cycle diurne

Afin de mieux comprendre les effets du vent, de l'humidité du sol et de l'évapotranspiration sur ρ et σ^0, la Figure VII.6 montre les cycles journaliers de ρ, σ^0, SSM, LE et vitesse du vent pour quatre périodes clés de la saison, choisies à partir de l'analyse des séries temporelles de la Figure VII.5 Ainsi, les quatre périodes sont : (1) période de sol nu en début de saison, avant le début des irrigations (sol en conditions sèches), (2) période de sol nu en condition humide (après irrigation), (3) période sélectionnée au cours de la phase de croissance pendant la période de stress et (4) période sélectionnée pendant la phase de plein développement lorsque le blé est bien alimenté en eau.

En absence du couvert de blé, le cycle journalier de cohérence est très faible comme prévu. Il commence à augmenter progressivement avec le développement du couvert comme déjà observé sur les séries temporelles de la Figure VII.5. Fait intéressant, les résultats montrent que la chute de la cohérence à l'Aube est étroitement liée à l'activité du couvert (illustré par ET) alors que les valeurs minimales en fin d'après-midi semblent plutôt liées aux vents forts (voir les zones grisées des deux périodes 3 et 4 sur la Figure VII.6). En ligne avec les résultats de l'analyse des séries temporelles de ρ Sentinel-1 (voir Chapitre III), l'humidité du sol semble avoir un rôle minimal sur le cycle diurne de ρ pendant les conditions de végétation bien développée ainsi que pour un sol quasiment nu.

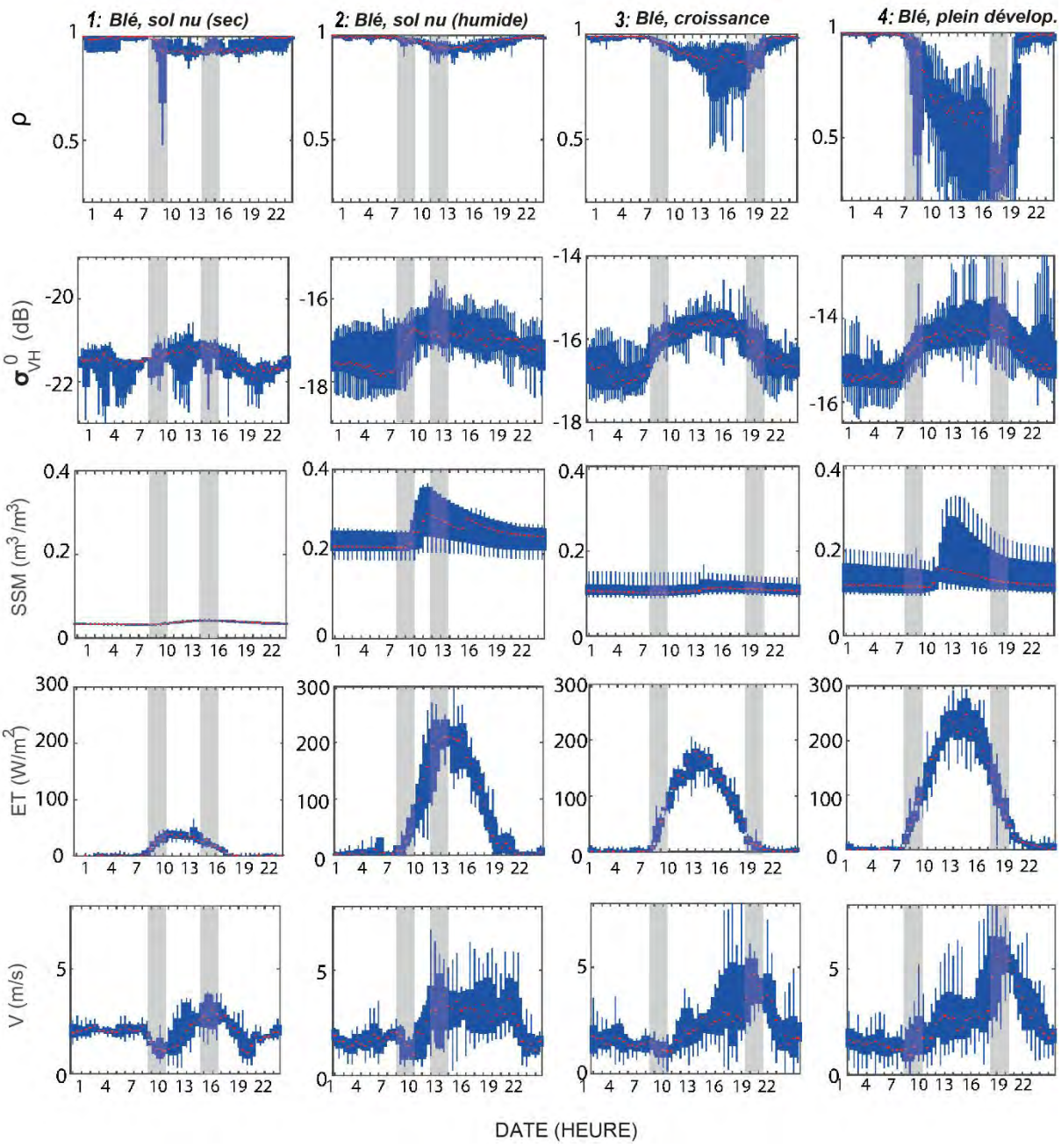

Figure VII. 6 : Cycles journaliers moyens représentés par des boîtes à moustaches de ρ (moyenne sur les 4 configurations de polarisation VV, VH, HV et HH), *de* σ^0 en polarisation VH, de SSM, de ET et de la vitesse du vent (V) pour 4 périodes différentes (sélectionnées à partir de la Figure VII. 5).

V. Conclusion

L'objectif de ce chapitre est d'investiguer le cycle diurne des données radar en bande C en relation avec l'activité physiologique du blé. Nous avons d'abord présenté une analyse des données Sentinel-1 en exploitant les différences de rétrodiffusion entre les orbites ascendante et descendante, en relation avec un indice de stress (PRI). Les résultats montrent

qu'une chute de la réserve utile lors d'une période de stress entraîne une chute de $\Delta\sigma^0$ qui coïncide avec la chute du PRI. Afin de quantifier l'effet des variations de l'eau de la plante entre le matin et le soir, les résultats d'une analyse de sensibilité menée avec le modèle de Karam ont montré que les différences $\Delta\sigma^0$ peuvent atteindre jusqu'à 5 dB pour une différence de 40% de VWC lorsque le sol est sec et la biomasse est élevée. Ces analyses ont ensuite été consolidées par les mesures *in situ* de l'expérience MOCTAR qui permet une acquisition en polarimétrie complète avec un pas de temps de 15 mn, permettant ainsi un suivi fin du cycle diurne contrairement à l'ensemble des travaux menés jusqu'à présent basés, pour la plupart, sur les 2 mesures journalières réalisées par un satellite hélio-synchrone. Nous nous sommes intéressés, en particulier, aux cycles diurnes de σ^0 et ρ qui sont lié au fonctionnement physiologique des couverts végétaux. Les résultats préliminaires des mesures MOCTAR en bande C collectées sur une parcelle de blé irrigué au Maroc au cours des six premiers mois de 2020 ont été présentés et discutés. Les séries temporelles de σ^0 et de l'amplitude de ρ sont analysées sur la base des mesures de l'humidité du sol en surface et dans la zone racinaire, de l'évapotranspiration et de la vitesse du vent. L'évolution saisonnière de l'amplitude de ρ montre l'existence de trois stades : (i) amplitude nulle en début de saison, (ii) augmentation progressive pendant le développement de la végétation et (iii) stagnation après le pic du développement. En outre, les résultats ont montré que l'évolution moyenne journalière de la cohérence semble liée à l'activité physiologique du blé à l'aube, tandis que le vent peut régir son changement dans l'après-midi. De plus, l'évolution du cycle diurne de σ^0 le matin est en bon accord avec l'évolution de l'évapotranspiration. Ces résultats démontrent l'existence de dépendances importantes entre la réponse en bande C et le fonctionnement physiologique du blé ce qui ouvrent des perspectives pour le suivi de l'état hydrique des cultures en utilisant la bande C.

Conclusion générale et perspective

La gestion durable des ressources en eau est d'une importance primordiale dans le sud de la Méditerranée qui est confronté à des ressources rares et inégalement réparties. Pour une population en augmentation continue, la pénurie d'eau associé à des sècheresses régulières impacte gravement l'agriculture qui consomme plus de 85% d'eau douce dans la région, mettant en péril la sécurité alimentaire de la région. Il est donc indispensable de développer des outils de gestion de l'eau agricole performant afin d'optimiser la production tout en assurant la durabilité des ressources en eau. Dans ce contexte, la télédétection radar, de part sa vision globale et répétitive, est un outil d'observation unique pour le suivi de l'état hydrique des surfaces agricoles en complément des mesures *in situ*.

L'objectif global de cette thèse est l'évaluation des potentialités des données radar bande C pour suivre le fonctionnement hydrique des céréales irriguées dans les régions semi-arides. La thèse est ainsi organisée sous trois objectifs spécifiques. Le premier consiste à développer une nouvelle approche d'inversion de SSM en utilisant uniquement les données radar. Le deuxième objectif est consacré au développement d'une nouvelle méthodologie pour estimer à la fois les quantités et les dates d'irrigation à l'échelle de la parcelle sur la base des nouveaux produits d'humidité. Enfin, notre troisième objectif est consacré à l'étude des potentialités du cycle diurne de la réponse radar bande C pour le suivi du fonctionnement physiologique du couvert en particulier pour la détection du stress hydrique.

Dans un premier temps, une analyse expérimentale visant à améliorer notre compréhension de la réponse radar en bande C du blé a été menée. Les séries temporelles du coefficient de rétrodiffusion (σ^0), de la cohérence interférométrique (ρ) et du rapport de polarisation (PR) dérivées de Sentinel-1 sont analysées et interprétées à l'aide d'une base de données de mesures terrain collectées sur des parcelles de blé. Cette base de données est composée de mesures *in situ* sur le sol (humidité de surface et rugosité du sol), sur le couvert (biomasse, contenu en eau, hauteur du couvert, fraction du couvert et LAI) et du NDVI dérivé du capteur Sentinel-2. L'évolution saisonnière de σ^0 a montré l'existence de deux cycles avec un minimum atteint au moment de l'épiaison. En début de saison, le signal est sensible aux variations de la SSM en réponse aux événements d'irrigation et de pluie. Il diminue ensuite progressivement avec le développement de la végétation sous l'effet de l'atténuation du signal par le couvert. Après l'épiaison, le signal augmente à nouveau. Ceci s'explique par le développement de la couche des épis qui augmente la diffusion du volume. Ce cycle est plus marqué en VH qu'en VV et à 45 qu'à 35 en raison de la contribution importante de la diffusion de volume en polarisation croisée et aux angles d'incidence les plus élevés. Avec l'assèchement du couvert, le signal commence à diminuer ensuite jusqu'à la récolte. Les

séries temporelles de ρ ainsi que de PR sont pratiquement insensibles aux variations de SSM. Au contraire, elles ont montré une forte sensibilité aux changements de la structure du couvert végétal avec une évolution qui suit le développement du blé. Cette sensibilité nous a permis de déterminer de bonnes relations exponentielles entre la ρ /PR et AGB/VWC.

La quantification des contributions du sol et de la végétation au signal total à différents stades de croissance nécessite la modélisation de la rétrodiffusion. Dans cet objectif, deux modèles de rétrodiffusion simulant les interactions de l'onde émise par le radar avec les constituants de la surface ont été utilisés dans cette thèse. Le premier modèle est le WCM couplé au modèle de sol d'Oh et al. Il s'agit d'un modèle simple représentant le couvert comme une seule couche dans laquelle la végétation est caractérisée par une (ou deux) variable appelée descripteur en plus de deux paramètres à calibrer. Le modèle couplé a été calibré en polarisation VV et VH et pour deux angles d'incidence 45.6° et 35.2° (angles d'incidence de Sentinel-1 disponibles sur le site d'étude). Plusieurs variables ont été testés comme descripteurs de végétation dans le modèle, cependant, seule l'utilisation de l'AGB permet de reproduire le deuxième cycle après l'épiaison. Globalement, le modèle s'est révélé capable de reproduire raisonnablement l'évolution saisonnière du σ^0 de Sentinel-1Avec des RMSE moyenne entre σ^0 prédit et observé comprise entre 1.50 dB à 2.02 dB pour VV et de 1.74 dB à 2.52 dB pour VH. Les écarts les plus importants apparaissent dans la deuxième partie de la saison après l'épiaison. Pour déterminer l'origine de ce deuxième cycle, nous avons utilisé un modèle plus physique et plus détaillé qui discrétise le couvert en plusieurs couches et qui prend en compte la taille et l'orientation des diffuseurs (le modèle de Karam, 1992). Une configuration du modèle Karam en deux couches a été proposée. Outre la couche des feuilles et des tiges, une 2ème couche contenant les épis est ajoutée. Les résultats de la simulation ont montré que la couche des épis pourrait bien être la cause de l'augmentation de σ^0 en bande C après l'épiaison. En effet, après l'épiaison, les épis forment une couche humide au sommet du couvert et, en raison de la pénétration limitée de la bande C, la grande partie du signal incident interagit avec cette couche qui masque la couche de tiges et de feuilles sous-jacente. Avec l'assèchement de cette couche, le signal diminue à nouveau jusqu'à la récolte.

Une nouvelle approche a ensuite été développée pour inverser la SSM à partir des données Sentinel-1 et du modèle WCM préalablement calibré. Le but était de se baser uniquement sur Sentinel-1, sans donnée auxiliaire supplémentaire telles que les observations de NDVI traditionnellement utilisées en entrée du WCM en tant que descripteur du couvert végétal.

Le modèle WCM calibré a été choisi ici plutôt que le modèle Karam car l'utilisation de ce dernier dans un schéma d'inversion reste difficile en raison de sa complexité et du grand nombre de paramètres d'entrée requis. Les relations obtenues entre PR/ρ, d'une part, et AGB/VWC, d'autre part, ont été sélectionnées comme candidats potentiels pour l'inversion de SSM soit 4 variantes de l'approche d'inversion: $\mathrm{WCM_{PR-VWC}}$, $\mathrm{WCM_{PR-AGB}}$, $\mathrm{WCM_{\rho-VWC}}$ et $\mathrm{WCM_{\rho-AGB}}$. L'approche a été validée sur une large base de données de mesures *in situ* collectées sur plusieurs parcelles de blés irrigué et pluvial au Maroc et en Tunisie. Ces 4 variantes ont, de plus, été comparées à trois méthodes classiques d'inversion de SSM composées de deux approches empiriques (relations linéaires $\sigma^0 - SSM$ et $\Delta\sigma^0 - \Delta SSM$) et d'une méthode basée sur le WCM avec le NDVI comme descripteur de végétation ($\mathrm{WCM_{NDVI}}$). Les résultats montrent que les meilleures statistiques sont obtenues pour les méthodes basées sur le WCM par rapport aux méthodes empiriques (σ^0 et $\Delta\sigma^0$). En particulier, la nouvelle méthode basée sur la relation entre ρ et AGB a fourni les meilleurs résultats avec un coefficient de corrélation de 0.74 et un faible biais de 0.01 m^3/m^3 en utilisant l'ensemble de la base de données (Maroc et Tunisie). Les 4 variantes de la méthode proposée tirent ainsi parti de deux informations complémentaires et relativement indépendantes issues des données Sentinel-1 en s'affranchissant des données acquises par les capteurs optiques qui peuvent être inopérant en cas de couverture nuageuse persistante. Ces méthodes sont valables pour le blé puisque les relations entre ρ /PR et les variables de la végétation ont été établies pour cette culture. Les principales hypothèses de l'approche sont: (1) le paramètre de rugosité du sol h_{rms} reste dans la plage de 0.7 à 1.5 cm ; (2) il n'y a pas de changement radical de la rugosité de surface pendant la saison (il n'y a pas de travail du sol entre le semis et la récolte); et (3) La cohérence interférométrique est quasiment insensible aux changements d'humidité du sol. Cependant, la perte de performance limitée sur la base de validation de la méthode basée sur la ρ indique que ces conditions sont généralement satisfaites. Cette question de la généricité de l'approche d'inversion est fondamentale. Des variétés de blé très similaires sont semées dans la région sud-méditerranéenne, ce qui signifie que la structure du couvert est similaire. De même, le fait que les stades phénologiques soient très proches puisque toutes les parcelles de notre base de données sont situés dans la région sud-méditerranéenne conduit à un développement similaire des plantes.

Sur la base des produits SSM dérivés par l'approche $\mathrm{WCM_{\rho-AGB}}$, une nouvelle approche d'inversion des irrigations en termes de quantité et timing à l'échelle de la parcelle a été développée en se basant sur l'assimilation de la SSM dans la FAO-56 par un algorithme de

filtrage particulaire. L'approche a été développée et évaluée sur des parcelles de blé au Maroc irriguées avec différentes techniques (le goutte-à-goutte et l'irrigation gravitaire), ainsi que sur des parcelles pluviales (non irriguées) utilisées pour une évaluation indirecte de l'approche. Des expériences jumelles ont montré la nécessité d'ajouter des informations supplémentaires à l'algorithme d'inversion, comme une contrainte de temps minimum entre 2 évènements pour la technique d'irrigation gravitaire lorsque la fréquence des observations de SSM est courte (3 jours). L'évaluation de l'approche en utilisant des mesures *in situ* de la SSM imitant des temps de revisite des produits d'humidité du sol dérivés des satellites actuellement en orbite (3, 6 et 12 jours) a démontré que l'approche est capable d'estimer avec précision les dates et les quantités d'irrigation des parcelles irriguées alors que presque aucun évènement d'irrigation n'a été détecté sur les parcelles pluviales. Pour un temps de revisite de 6 jours (celui de Sentinel-1), de bons résultats ont été obtenus mais des statistiques significativement meilleures sont obtenues avec un temps de revisite de 3 jours. Ce résultat souligne notamment la valeur ajoutée que pourrait apporter de futures missions potentielles avec ce temps de revisite, notamment la constellation Sentinel-1 quand Sentinel-1C sera lancé en 2022. En assimilant les produits de SSM dérivés de Sentinel-1, la distribution des événements sur la saison est également bien reproduite en moyenne. Pour les parcelles irriguées en gravitaire par exemple, ~50% des événements sont correctement détectés alors que seules les données du satellite Sentinel-1A était disponible sur cette parcelle conduisant à un temps de revisite de 12 jours. Par contre, un temps de revisite de 6 jours en utilisant les mesures *in situ* de SSM a permis de détecter plus de 70% des événements. Des résultats similaires sont également obtenus en utilisant les produits de SSM dérivés de Sentinel-1 et les mesures *in situ* pour l'inversion des quantités cumulées sur 15 jours sur les parcelles goutte-à-goutte. Par exemple, pour la parcelle D1 pendant deux saisons agricoles, les statistiques sont R = 0.64 (0.72) et RMSE = 28.7 mm (27.1 mm) en utilisant les produits Sentinel-1 (mesures *in situ*). Pour les quantités saisonnières, les résultats obtenus sont comparables entre l'utilisation des mesures *in situ* de SSM et des produits Sentinel-1 avec $R > 0.98$, RMSE < 34 mm et $|\text{biais}| < 19$ mm.

La dernière partie de cette thèse concerne l'analyse préliminaire du cycle diurne de σ^0 et de ρ en relation avec le fonctionnement physiologique du blé avec une application à terme pour la détection précoce du stress hydrique. Dans ce contexte, un dispositif expérimental composé de 6 antennes en bande C ciblant une parcelle de blé irrigué a été installé au Maroc en janvier 2020. Les données acquises sont pleinement polarimétriques (VV, VH, HV et VV) et ont un pas de temps de 15 mn. Les données acquises de σ^0 et ρ pendant une saison de

croissance de blé sont analysées ici en relation avec l'humidité du sol en surface et dans la zone racinaire, de l'évapotranspiration et de la vitesse du vent. Les variations de σ^0 doivent néanmoins être interprétées avec précaution car les données sont encore en cours de calibration. De ce fait, nous avons mis principalement l'accent sur ρ dans un premier temps. Les résultats montrent l'existence d'un fort cycle diurne pour à la fois la cohérence interférométrique et le coefficient de rétrodiffusion pour toutes les polarisations. Les valeurs nocturnes de la cohérence sont stables et élevées. A l'aube, on observe une chute assez forte qui coïncide avec l'augmentation de l'évapotranspiration et pourrait donc être due à la montée de sève qui entraine un déplacement des centres de phases. Les valeurs minimales de la cohérence sont observées en fin d'après-midi et semblent être concomitante avec les valeurs maximales de vent. La cohérence augmente ensuite pour revenir à ses valeurs élevées nocturnes. L'évolution saisonnière de l'amplitude du cycle diurne de ρ montre l'existence de trois phases: (i) amplitude nulle en début de saison pendant la période de sols nus, (ii) augmentation progressive avec le développement de la végétation et (iii) stagnation après le pic du développement. Ces résultats préliminaires qu'il faudra renforcer démontrent un lien potentiel avec cycle diurne de la réponse radar, en particulier de la cohérence et le fonctionnement physiologique des cultures qui pourrait être exploité à terme pour la détection du stress hydrique. Ces travaux pourraient aussi donner quelques éléments pour la promotion de nouvelles missions spatiales basées sur un radar géostationnaire telle que HYDROTERRA à l'ESA qui n'a malheureusement pas passé la phase 0.

Ces travaux, ouvrent de nombreuses perspectives, notamment :

- L'approche d'inversion de SSM est développée sur le blé dans le sud de la Méditerranée. Elle devrait être étendue à d'autres sites, d'autres types de cultures et d'autres conditions climatiques. Étant donné que les stades phénologiques, les variétés de cultures et le climat dans le sud de la Méditerranée sont très similaires, les résultats sur les différentes parcelles de la base de données sont comparables. Un changement significatif de la structure aurait probablement un impact négatif sur les résultats. Cela signifie que la méthode ne sera probablement pas valable pour différentes cultures et notamment pour les cultures en ligne comme le tournesol. Même pour le blé, des conditions spécifiques telles que le développement de mauvaises herbes avec une structure différente de celle du blé ou des tiges courbées par le vent dégradent les performances de l'approche comme le démontrent les résultats obtenus sur la parcelle D2. Une validation supplémentaire est donc

essentielle. Cela nécessitera peut-être des coefficients spécifiques (calibration du WCM et des relations entre ρ -AGB) pour chaque type de culture.

- La bande C est limitée par la faible pénétration dans la canopée lorsque celle-ci est bien développée ou dans le cas d'une végétation plus dense que le blé. La réponse totale est mélange de plusieurs contributions à partir desquelles il est compliqué de séparer le sol de la végétation, ce qui entraîne des erreurs dans l'estimation de SSM. Les longueurs d'onde plus grandes en revanche (par exemple, la bande L) sont des candidats potentiels pour une pénétration plus profonde dans la canopée, ce qui est susceptible d'améliorer l'inversion de SSM. L'utilisation des données en bande L dans le cadre de missions bande L en préparation (ROSE-L, NISAR) ou déjà en orbite (ALOS-2, SAOCOM) au lieu de la bande C dans l'approche proposée peut conduire à une meilleure estimation de SSM surtout pendant la phase où la végétation est dense. En outre, une combinaison des bandes C et L devraient permettre l'inversion conjointe de SSM et de la biomasse de la végétation, avec la possibilité de séparer ses composantes tiges et épis.

- La spatialisation de l'approche d'inversion d'irrigation est également une de nos perspectives dans la mesure où l'approche devrait être étendue à l'échelle régionale pour aider à la gestion de l'irrigation par les autorités compétentes. Bien que l'approche d'inversion de l'irrigation puisse être appliquée à tout type de culture si des produits de la SSM sont disponibles, une validation supplémentaire est de toute façon nécessaire puisque la base de données avec des quantités d'eau d'irrigation connues à l'échelle de la parcelle est limitée. L'extension de la validation à d'autres parcelles pourrait également permettre d'analyser les performances de l'algorithme en fonction du stade de développement, car les produits SSM dérivés de données satellitaires ont une faible qualité lorsque la canopée est dense. Bien que de bons résultats soient obtenus, certaines limites sont soulignées. Par exemple, lorsqu'un événement d'irrigation coïncide avec un événement de pluie intense, il est parfois difficile pour l'approche de détecter l'événement d'irrigation comme l'humidité de surface atteint la capacité au champ seulement avec l'événement de pluie. Ce type de problème est lié au fait de ne se baser qu'aux informations sur la couche superficielle du sol. Il serait ainsi nécessaire de compléter l'algorithme avec des informations sur l'humidité du sol de la zone racinaire correspondant à l'eau réellement disponible pour la croissance des plantes, par exemple, l'assimilation conjointe de SSM et de

l'estimation instantanée de l'ET issue d'un modèle de bilan d'énergie alimenté par la température de surface (issu des données thermiques).

- L'analyse des résultats préliminaires des données MOCTAR ouvre des perspectives pour le suivi de l'état hydrique des cultures en utilisant des données en bande C avec un pas de temps sub-diurnes. Une campagne intensive de mesures de la biomasse aérienne et de son contenu en eau toutes les 2h sur plusieurs jours permettra notamment de mettre en relation le cycle journalier et la variation du contenu en eau du couvert. De même, des mesures physiologiques seront également effectuées pour suivre plus finement le fonctionnement physiologique du couvert. Enfin, afin d'affiner l'interprétation, les données de σ^0 calibrées combinées à un modèle de transfert radiatif peuvent aider à étudier le stress hydrique des cultures et son effet sur le contenu en eau de la végétation et donc sur le signal radar en fonction d'autres processus physiques et à différents stades de la saison (développement de la végétation et variation de sa structure). Elles seront utilisées pour le développement d'outils de suivi du stress hydrique et de pilotage de l'irrigation, qui seront opérationnels à grande échelle avec l'arrivée de futures missions (par exemple G-CLASS/ESA).

ANNEXE

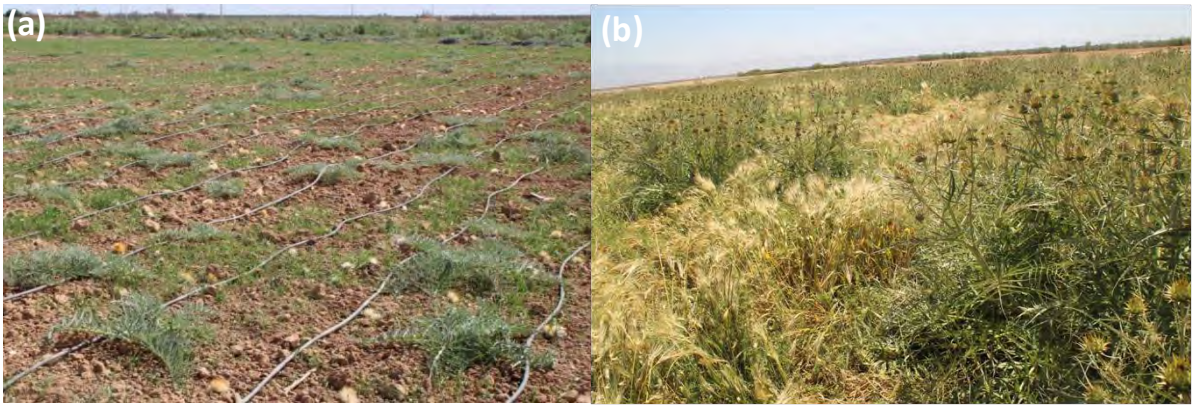

Figure A. 1 : Deux photos illustres les mauvaises herbes sur la parcelle D2 : a) stade précoce de la croissance du blé (28 décembre 2017) ; b) fin de la saison agricole (20 avril 2018).

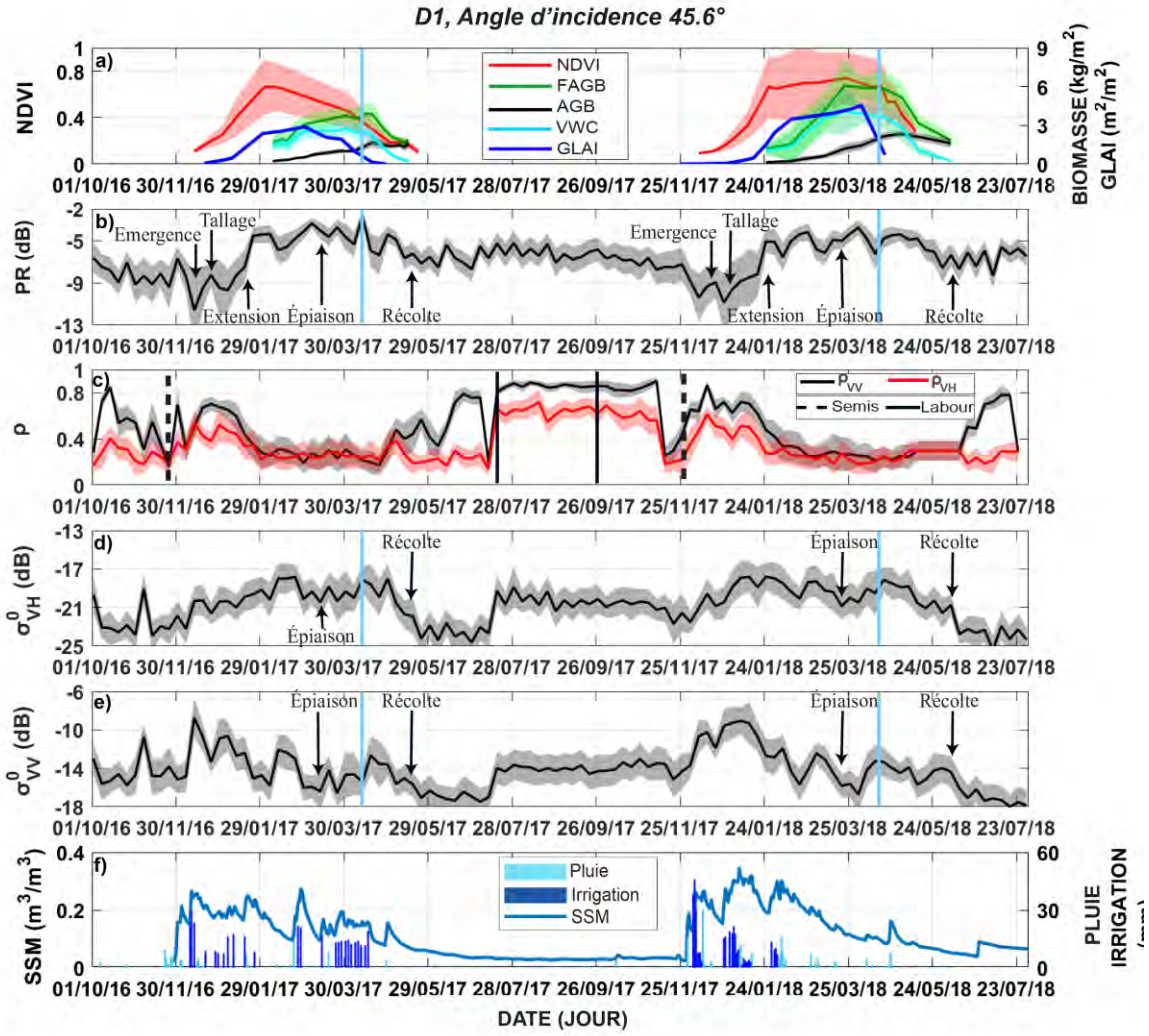

Figure A. 2 : Séries temporelles de PR, σ^0_{VV}, σ^0_{VH}, ρ_{VV} et ρ_{VH} à 45.6° d'incidence sur D1 et pendant deux saisons agricoles 2016-2017 et 2017-2018. Le NDVI, le LAI mesuré, le VWC mesuré, la FAGB et l'AGB sont tracés dans le premier subplot. Les valeurs moyennes sont représentées par des lignes continues et les écarts types par les zones remplies entourant les courbes. Les précipitations, l'irrigation et le SSM sont tracés dans le dernier subplot. Les stades phénologiques du blé et les événements de travail du sol sont superposés. La chute du VWC à la fin de la saison est représentée par une ligne verticale bleue sur les séries temporelles du rapport de polarisation et des coefficients de rétrodiffusion.

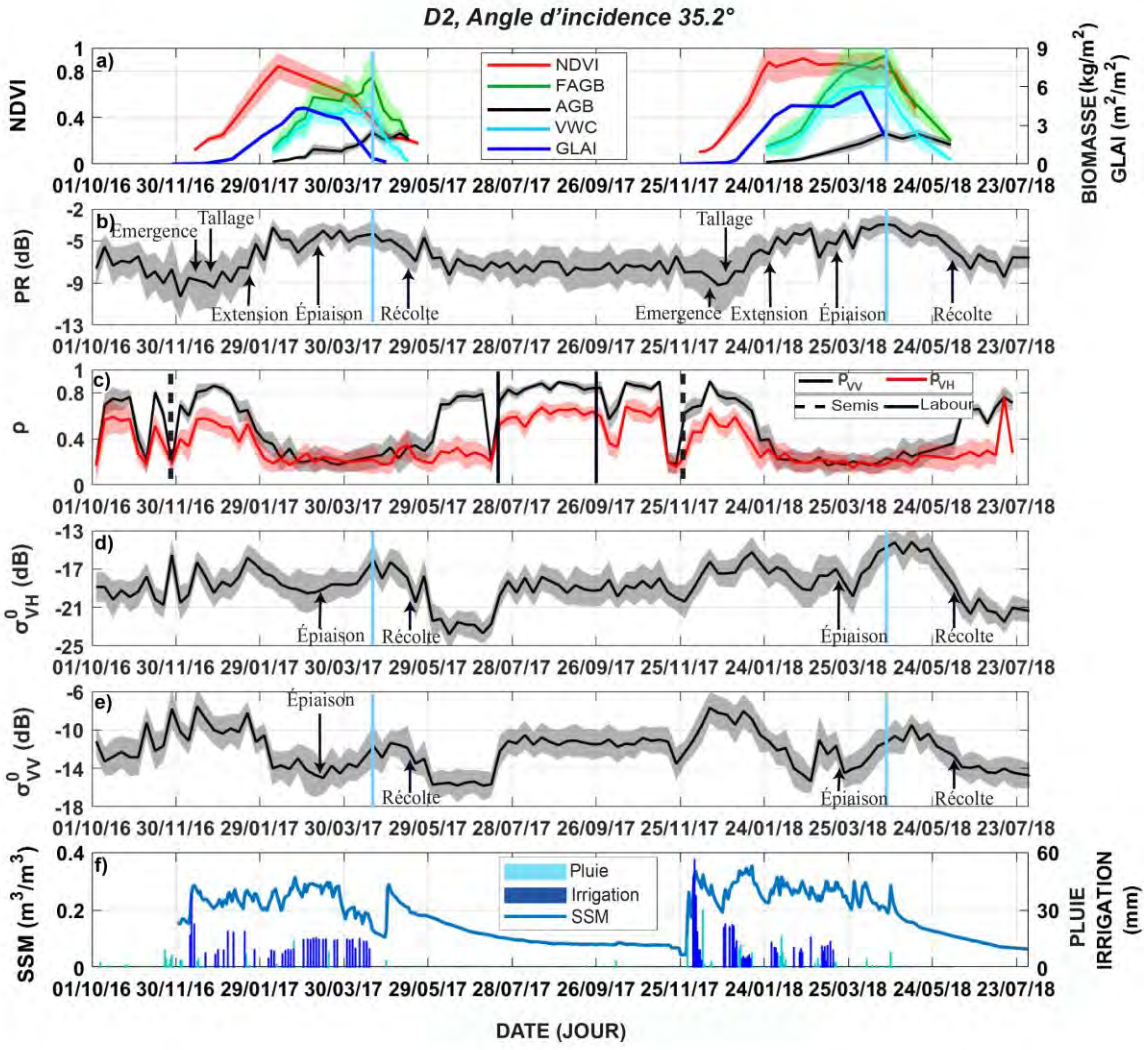

Figure A. 3 : Séries temporelles de PR, σ^0_{VV}, σ^0_{VH}, ρ_{VV} et ρ_{VH} à 35.2° d'incidence sur D2 et pendant deux saisons agricoles 2016-2017 et 2017-2018. Le NDVI, le LAI mesuré, le VWC mesuré, la FAGB et l'AGB sont tracés dans le premier subplot. Les valeurs moyennes sont représentées par des lignes continues et les écarts types par les zones remplies entourant les courbes. Les précipitations, l'irrigation et le SSM sont tracés dans le dernier subplot. Les stades phénologiques du blé et les événements de travail du sol sont superposés. La chute du VWC à la fin de la saison est représentée par une ligne verticale bleue sur les séries temporelles du rapport de polarisation et des coefficients de rétrodiffusion.

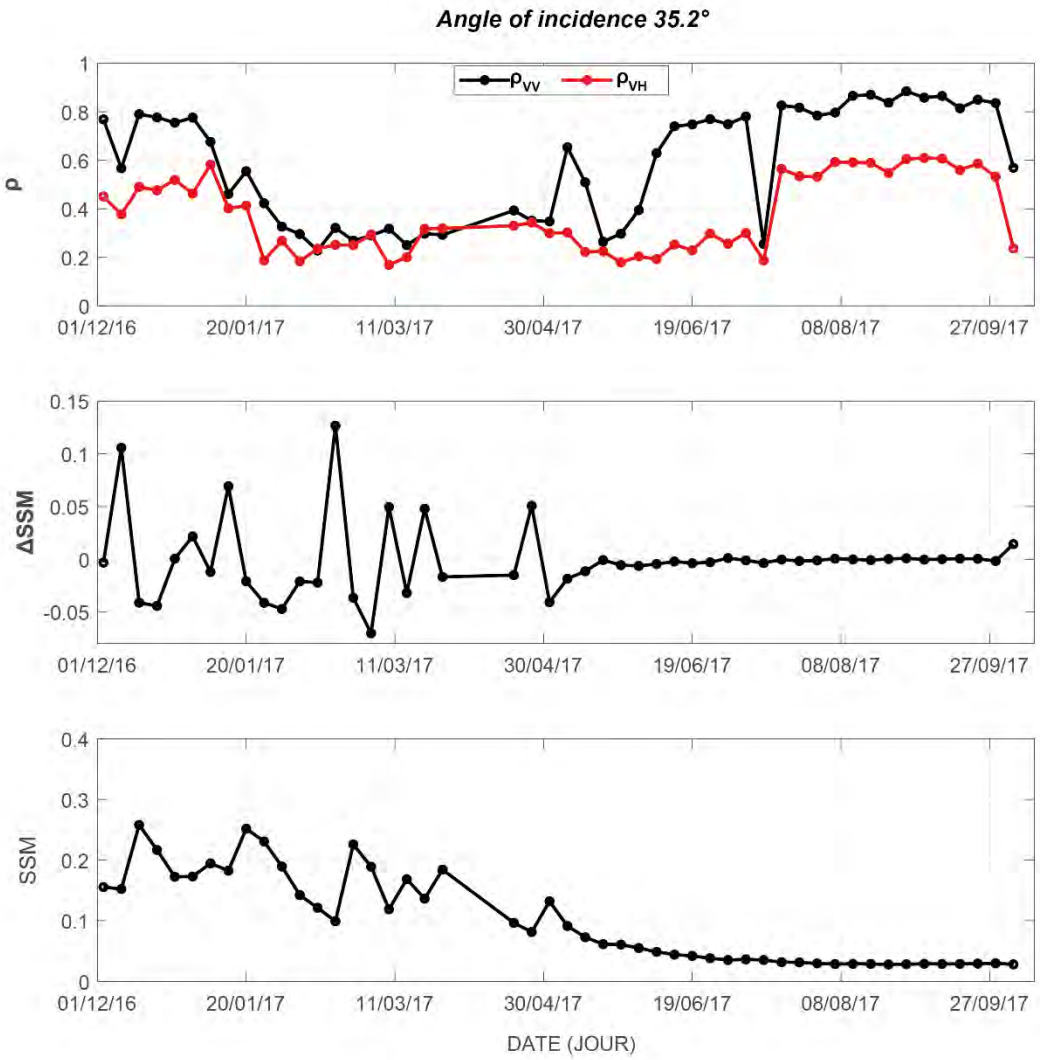

Figure A. 4 : Séries temporelles de (a) ρ_{VV} et ρ_{VH} à 35.2° d'incidence sur D1; (b) la différence de SSM entre les deux dates utilisées pour calculé ρ et (c) SSM.

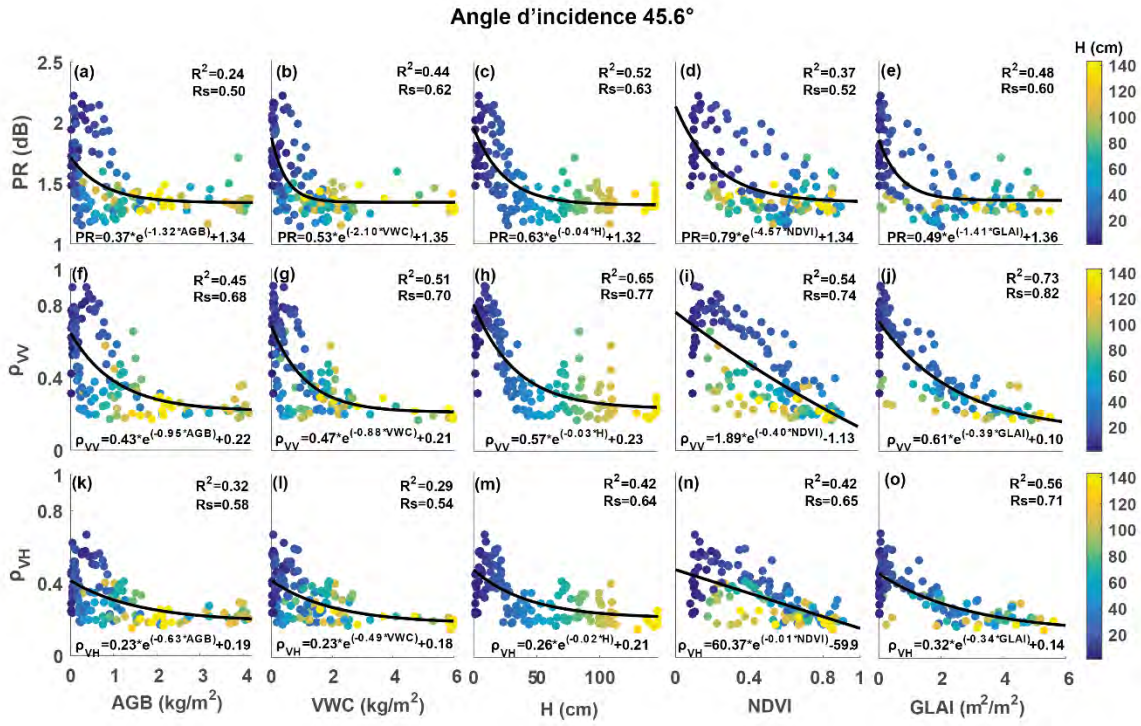

Figure A. 5 : Scatterplots des relations entre PR, ρ_{VV} et ρ_{VH} et AGB, VWC, H, NDVI et GLAI à 45.6° d'incidence. H est utilisé pour suivre l'évolution pendant la saison de croissance. Tous les coefficients de détermination R^2 et la corrélation Spearman Rank Rs sont significatifs à 99%.

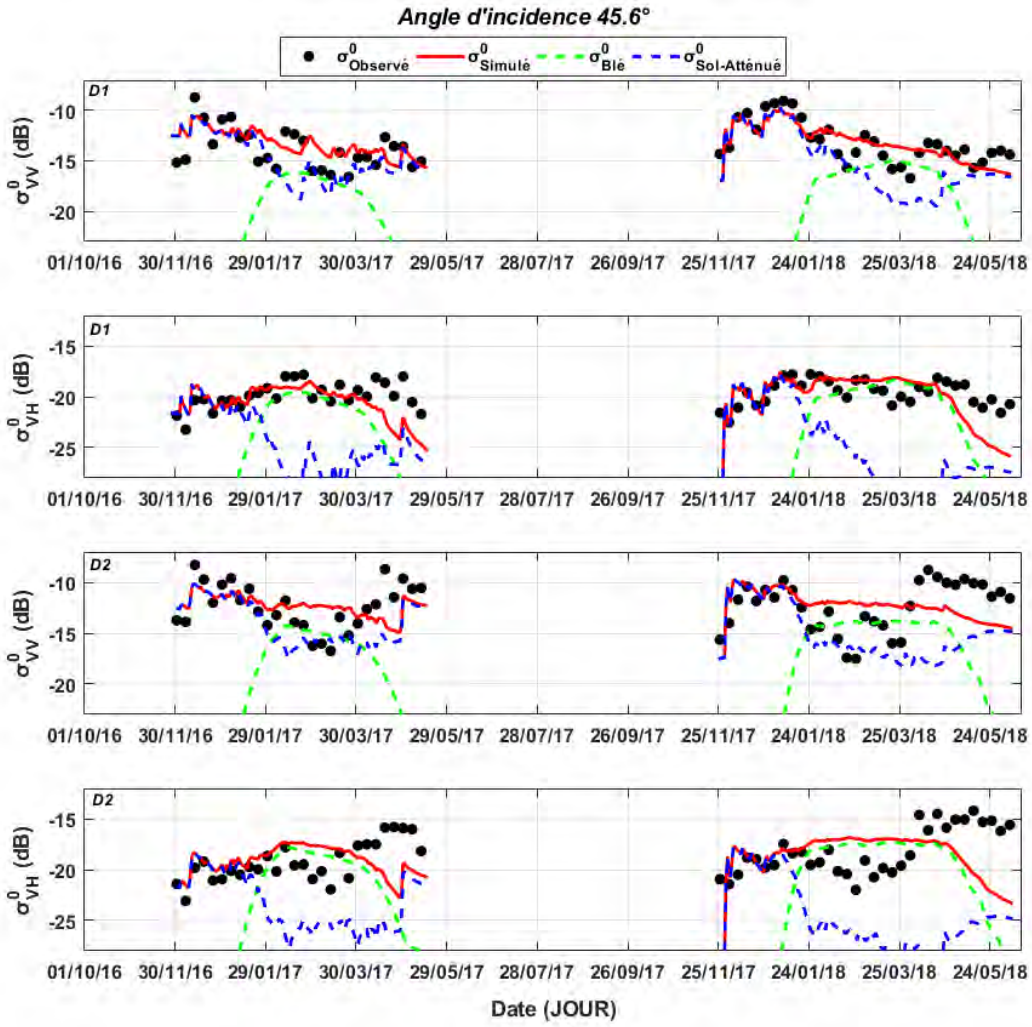

Figure A. 6 : Série temporelle des différentes contributions simulées à l'aide du WCM et du NDVI comme descripteur de végétation superposée aux observations Sentinel-1 en polarisations VV et VH sur les deux parcelles du site d'étude principal D1 et D2 et pour les deux saisons (2016-2017 et 2017-2018) à 35.2° d'angle d'incidence.

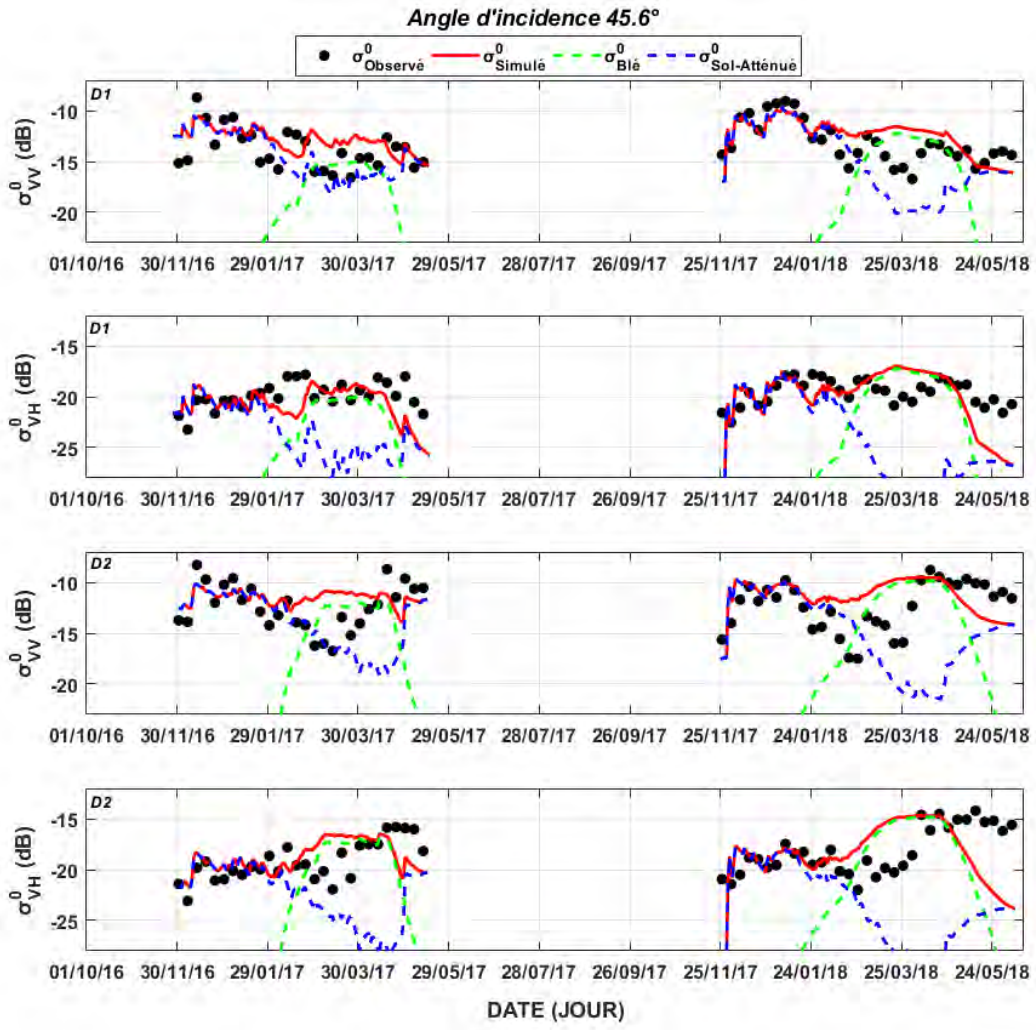

Figure A. 7 : Série temporelle des différentes contributions simulées à l'aide du WCM et du VWC comme descripteur de végétation superposée aux observations Sentinel-1 en polarisations VV et VH sur les deux parcelles du site d'étude principal D1 et D2 et pour les deux saisons (2016-2017 et 2017-2018) à 35.2° d'angle d'incidence.

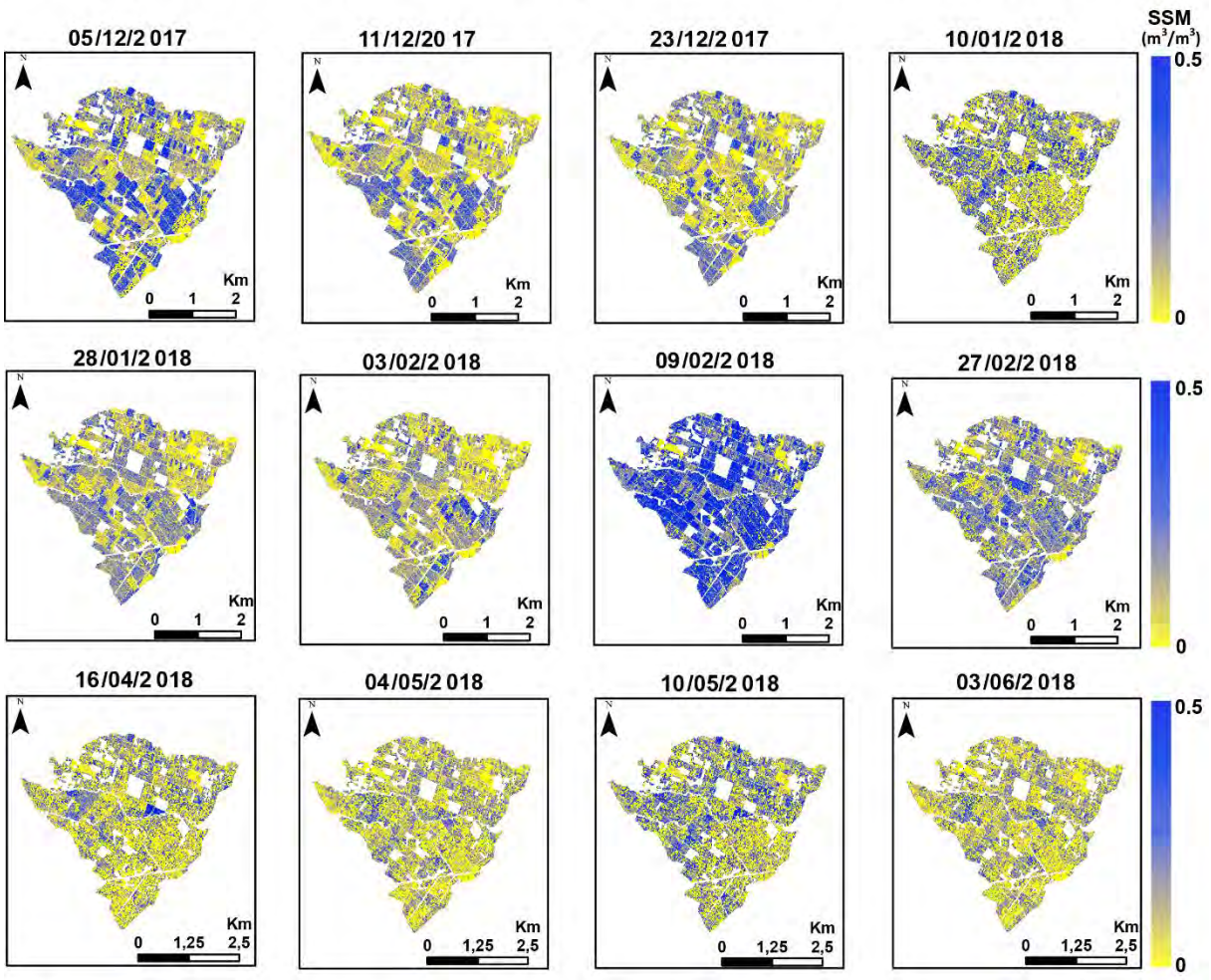

Figure A. 8 : Cartes de SSM sur un périmètre irrigué situé à 40 km à l'est de Marrakech nommé R3 pendant la saison agricole 2017-2018.

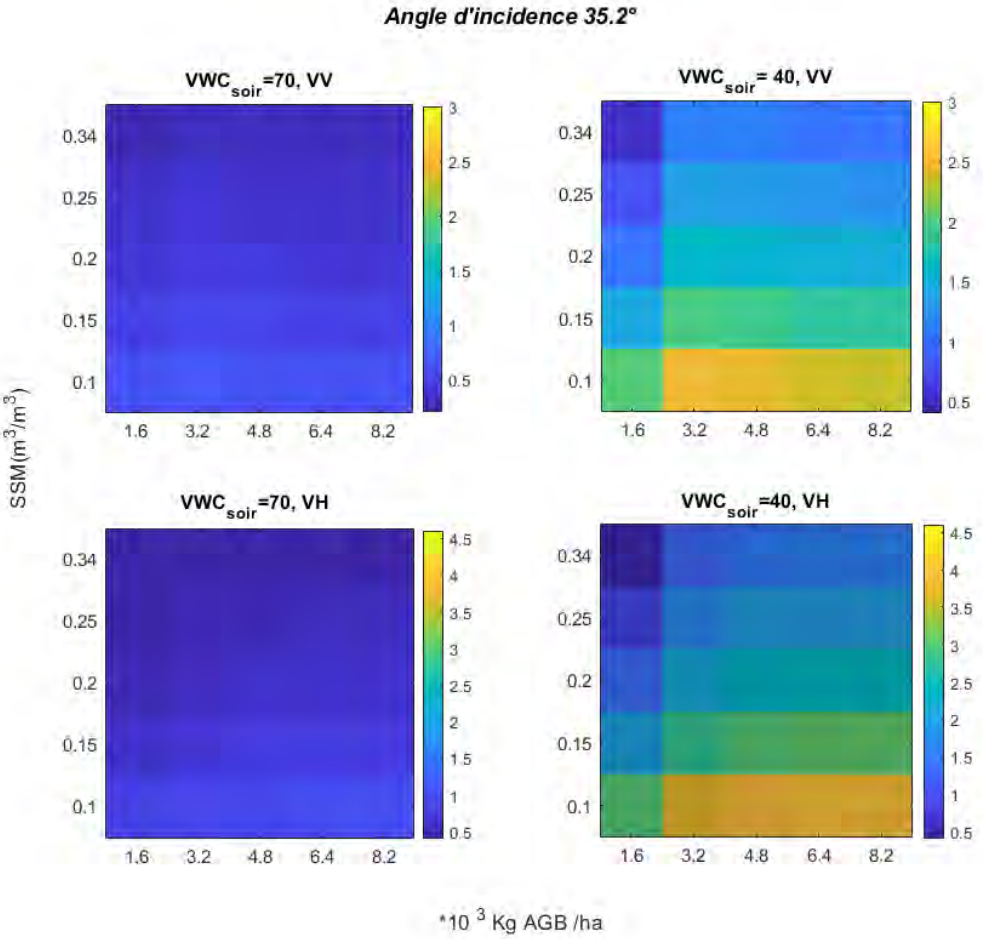

Figure A. 9 : La différence de rétrodiffusion entre le matin et le soir en fonction de la variation de SSM et d'AGB pour deux cas de différences diurnes de VWC : 10% (à gauche) et 40% (à droite) pour les deux polarisations VV et VH à 35.2° d'incidence.

Tableau A. 1 : Coefficients de corrélation entre ρ et SSM et ΔSSM.

	2016-2017				2017-2018			
	35.2°		45.6°		35.2°		45.6°	
	SSM	ΔSSM	SSM	ΔSSM	SSM	ΔSSM	SSM	ΔSSM
ρ_{VV}	-0.3	0.04	-0.17	0.03	-0.19	0.15	-0.14	0.11
ρ_{VH}	-0.07	0.03	-0.16	-0.04	-0.08	0.08	-0.12	0.006

Références

Abaza, M., Garneau, C., Anctil, F., 2015. Comparison of Sequential and Variational Streamflow Assimilation Techniques for Short-Term Hydrological Forecasting. J. Hydrol. Eng. 20. https://doi.org/10.1061/(asce)he.1943-5584.0001013

Abolafia-Rosenzweig, R., Livneh, B., Small, E.E., Kumar, S. V., 2019. Soil Moisture Data Assimilation to Estimate Irrigation Water Use. J. Adv. Model. Earth Syst. 11, 3670–3690. https://doi.org/10.1029/2019MS001797

Abourida, A., Simonneaux, V., Errouane, S., Sighir, F., Berjami, B., Sgir, F., 2008. Estimation des volumes d'eau pompés dans la nappe pour l'irrigation (Plaine du Haouz, Marrakech, Maroc). Comparaison d'une méthode statistique et d'une méthode basée sur l'utilisation de données de télédétection. J. Water Sci. 21, 489–501.

Ahuja, L., Rojas, K., Hanson, J., 2000. Root zone water quality model: modelling management effects on water quality and crop production. Water Resour. Publ.

Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M., 1998a. Crop Evapotranspiration—Guidelines for Computing Crop Water Requirements, FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56. FAO, ROME, Italy.

Allen, R.G., Pereira, L.S., RAES, D., SMITH, M., 1998b. Crop Evapotranspiration—Guidelines for Computing Crop Water Requirements.

Allen, R.G., Tasumi, M., Trezza, R., 2007. Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC)—Model. J. Irrig. Drain. Eng. 133, 380–394. https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9437(2007)133:4(380)

Allmaras, R.R., Burwell, R.E., Larson, W.E., Holt, R.F., 1966. TOTAL POROSITY AND RANDOM ROUGHNESS OF THE INTERROW ZONE AS INFLUENCED BY TILLAGE. USA.

Álvarez-Pérez, J.L., 2001. An extension of the IEM/IEMM surface scattering model. Waves Random Media 11, 307–329. https://doi.org/10.1080/13616670109409787

Amazirh, A., Merlin, O., Er-raki, S., Gao, Q., Rivalland, V., Malbeteau, Y., Khabba, S., José, M., 2018. surface soil moisture at high spatio-temporal resolution from a synergy between Sentinel-1 radar and Landsat thermal data : A study case over bare soil. Remote Sens. Environ. 211, 321–337. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.013

Ambika, A.K., Wardlow, B., Mishra, V., 2016. Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015. Sci. Data 3, 1–14. https://doi.org/10.1038/sdata.2016.118

Ambika, A.K., Wardlow, B., Mishra, V., 2016. Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015. Sci. data 3, 1–14.

Andersson, E., Haseler, J., Undén, P., Courtier, P., Kelly, G., Vasiljevic, D., Brankovic, C., Gaffard, C., Hollingsworth, A., Jakob, C., Janssen, P., Klinker, E., Lanzinger, A., Miller, M., Rabier, F., Simmons, A., Strauss, B., Viterbo, P., Cardinali, C., Thépaut, J.-N., 1998. The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). III : Experimental results. Q. J. R. Meteorol. Soc. 124, 1831–1860.

Annandale, J., Benade, N., Jovanovic, N., Steyn, J., 1999. Facilitating irrigation scheduling by means of the soil water balance model.

Arora, V., 2002. Modeling vegetation as a dynamic component in soil-vegetation-atmosphere transfer schemes and hydrological models. Rev. Geophys. 40, 3-1-3–26. https://doi.org/10.1029/2001RG000103

Arulampalam, M.S., Maskell, S., Gordon, N., Clapp, T., 2007. A tutorial on particle filters for online nonlinear/nongaussian bayesian tracking. Bayesian Bounds Param. Estim. Nonlinear Filtering/Tracking 50, 723–737. https://doi.org/10.1109/9780470544198.ch73

Aslyng, H.C., Hansen, J., 1982. Water balance and crop production simulation., Royal Veterinary and Agricultural University. University Copenhagen.

Attema, E.P.W., Ulaby, F.T., 1978. Vegetation modeled as a water cloud. Radio Sci. 13, 357–364. https://doi.org/https://doi.org/10.1029/RS013i002p00357

Baghdadi, N., Cerdan, O., Zribi, M., Auzet, V., Darboux, F., El Hajj, M., Kheir, R.B., 2008. Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics in agricultural environments: Application to hydrological and erosion modelling. Hydrol. Process. https://doi.org/10.1002/hyp.6609

Baghdadi, N., El Hajj, M., Zribi, M., Bousbih, S., 2017. Calibration of the Water Cloud Model at C-Band for Winter Crop Fields and Grasslands. Remote Sens. 969, 1–13. https://doi.org/10.3390/rs9090969

Baghdadi, N., Gherboudj, I., Zribi, M., Sahebi, M., King, C., Bonn, F., 2004. Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. Int. J. Remote Sens. 25, 3593–3623. https://doi.org/10.1080/01431160310001654392

Baghdadi, N., King, C., Bourguignon, A., Remond, A., 2002. Potential of ERS and Radarsat data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields : Application to catchments in. Int. J. Remote Sens. 23, 3427–3442. https://doi.org/10.1080/01431160110110974

Baghdadi, N., Saba, E., Aubert, M., Zribi, M., Baup, F., 2011. Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 8, 1160–1164. https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2158982

Baghdadi, N., Zribi, M., 2006. Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations. Int. J. Remote Sens. 27, 3831–3852. https://doi.org/10.1080/01431160600658123

Bai, X., He, B., Li, X., Zeng, J., Wang, X., Wang, Z., Zeng, Y., Su, Z., 2017. First assessment of Sentinel-1A data for surface soil moisture estimations using a coupled water cloud model and advanced integral equation model over the Tibetan Plateau. Remote Sens. 9, 1–20. https://doi.org/10.3390/rs9070714

Balenzano, A., Mattia, F., Member, S., Satalino, G., Davidson, M.W.J., 2011. Dense Temporal Series of C- and L-band SAR Data for Soil Moisture Retrieval Over Agricultural Crops. IEEE J. Sel. Top. Appl. EARTH Obs. Remote Sens. 4, 439–450. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2010.2052916

Bamler, R., Hartl, P., 1998. Synthetic aperture radar interferometry. Inverse Probl. 14, 1–54. https://doi.org/10.1088/0266-5611/14/4/001

Bao, Y., Zhang, Y., Wang, J., Min, J., 2014. Surface soil moisture estimation over dense crop using Envisat ASAR and Landsat TM imagery: an approach. Int. J. Remote Sens. 35, 6190–6212. https://doi.org/10.1080/01431161.2014.951098

Barrett, B.W., Dwyer, E., Whelan, P., 2009. Soil moisture retrieval from active spaceborne microwave observations: An evaluation of current techniques. Remote Sens. 1, 210–242. https://doi.org/10.3390/rs1030210

Bartholic, J.F., Namken, L.N., Wiegand, C.L., 1972. Aerial Thermal Scanner to Determine Temperatures of Soils and of Crop Canopies Differing in Water Stress 1 . Agron. J. 64, 603–608. https://doi.org/10.2134/agronj1972.00021962006400050016x

Bastiaanssen, W.G.M., Pelgrum, H., Wang, J., Ma, Y., Moreno, J.F., Roerink, G.J., Van Der Wal, T., 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL): 2. Validation. J. Hydrol. 212–213, 213–229. https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00254-6

Bauer-Marschallinger, B., Freeman, V., Cao, S., Paulik, C., Schaufler, S., Stachl, T., Modanesi, S., Massari, C., Ciabatta, L., Brocca, L., Wagner, W., 2019. Toward Global Soil Moisture Monitoring with Sentinel-1: Harnessing Assets and Overcoming Obstacles. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 57, 520–539. https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2858004

Bazzi, H., Baghdadi, N., Fayad, I., Zribi, M., Belhouchette, H., Demarez, V., 2020. Near real-time

irrigation detection at plot scale using sentinel-1 data. Remote Sens. 12, 1456. https://doi.org/10.3390/RS12091456

Bazzi, H., Baghdadi, N., Ienco, D., Hajj, M. El, Zribi, M., Belhouchette, H., Escorihuela, M.J., Demarez, V., 2019. Mapping irrigated areas using Sentinel-1 time series in Catalonia, Spain. Remote Sens. 11. https://doi.org/10.3390/rs11151836

Beckman, P., Spizzichino, A., 1963. Amazon.fr - Scattering of Electromagnetic Waves from Rough Surfaces. Pergamon, New York.

Belaqziz, S., Khabba, S., Er-Raki, S., Jarlan, L., Le Page, M., Kharrou, M.H., Adnani, M. El, Chehbouni, A., 2013. A new irrigation priority index based on remote sensing data for assessing the networks irrigation scheduling. Agric. Water Manag. 119, 1–9. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2012.12.011

Bennett, A.F., Thorburn, M.A., 1992. The Generalized Inverse of a Nonlinear Quasigeostrophic Ocean Circulation Model in: Journal of Physical Oceanography Volume 22 Issue 3 (1992) 3, 213–230.

Bera, A., Wolinski, D., Pettré, J., Manocha, D., 2017. Realtime Pedestrian Tracking and Prediction in Dense Crowds, in: Group and Crowd Behavior for Computer Vision. Elsevier Inc., pp. 391–415. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809276-7.00020-5

Bertuzzi, P., Chànzy, A., Vidal-Madjar, D., Autret, M., 1992. The use of a microwave backscatter model for retrieving soil moisture over bare soil. Int. J. Remote Sens. https://doi.org/10.1080/01431169208904070

Bigeard, G., Coudert, B., Chirouze, J., Er-Raki, S., Boulet, G., Jarlan, L., 2017. Estimating evapotranspiration with thermal infrared data over Agricultural landscapes: comparison of a simple energy budget model and a svat model, in: Estimation Spatialisée de l'évapotranspiration à l'aide de Données Infra-Rouge Thermique Multi-Résolutions. Toulouse, pp. 149–192.

Bindlish, R., Barros, A.P., 2001. Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation. Remote Sens. Environ. 76, 130–137. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00200-5

Bindlish, R., Barros, A.P., 2000. Multifrequency soil moisture inversion from SAR measurements with the use of IEM. Remote Sens. Environ. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00065-6

Bindlish, R., Jackson, T.J., Gasiewski, A.J., Klein, M., Njoku, E.G., 2006. Soil moisture mapping and AMSR-E validation using the PSR in SMEX02. Remote Sens. Environ. 103, 127–139. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.02.003

Birrer, I.., Bracalente, E.., Dome, G.J., Sweet, J., Berthold, G., 1982. σ° Signature of the Amazon Rain Forest Obtained from the Seasat Scatterometer. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 20, 11–17. https://doi.org/10.1109/TGRS.1982.4307513

Bishop, C.H., Etherton, B.J., Majumdar, S.J., 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects. Mon. Weather Rev. 129, 420–436.

Blaes, X., Defourny, P., 2003. Retrieving crop parameters based on tandem ERS 1 / 2 interferometric coherence images. Remote Sens. Environ. 88, 374–385. https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.08.008

Boisvert, J.B., J Gwyn, Q.H., Chanzy, A., Major, D.J., Brisco, B., Brown, R.J., 1997. Effect of surface soil moisture gradients on modelling radar backscattering from bare fields. Int. J. Remote Sens. 18, 153–170. https://doi.org/10.1080/014311697219330

Bolten, J.D., Lakshmi, V., Njoku, E.G., 2003. Soil moisture retrieval using the passive/active L- and S-band radar/radiometer. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 41, 2792–2801. https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.815401

Bonan, B., 2013. Assimilation de données pour l'initialisation et l'estimation de paramètres d'un modèle d'évolution de calotte polaire. Université de Grenoble.

Boudhar, A., Duchemin, B., Hanich, L., Chaponnière, A., Maisongrande, P., Boulet, G., Stitou, J., Chehbouni, A., Boudhar, A., Hanich, L., Chaponnière, A., Maisongrande, P., Stitou, J., 2007. Analyse de la dynamique des surfaces enneigées du Haut Atlas marocain à partir des données SPOT-VEGETATION 18, 278–288. https://doi.org/10.1684/sec.2007.0100ï

Bousbih, S., 2019. Synergie optique-radar pour l'estimation des états de surface continentale. http://www.theses.fr. Toulouse 3.

Bousbih, S., Zribi, M., Hajj, M. El, Baghdadi, N., Lili-Chabaane, Z., Gao, Q., Fanise, P., 2018. Soil moisture and irrigation mapping in a semi-arid region, based on the synergetic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data. Remote Sens. 10. https://doi.org/10.3390/rs10121953

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 (Switzerland) 17. https://doi.org/10.3390/s17112617

Bousbih, S., Zribi, M., Pelletier, C., Gorrab, A., Lili-Chabaane, Z., Baghdadi, N., Aissa, N. Ben, Mougenot, B., 2019. Soil texture estimation using radar and optical data from Sentinel-1 and Sentinel-2. Remote Sens. 11. https://doi.org/10.3390/rs11131520

Bracaglia, M., Ferrazzoli, P., Guerriero, L., 1995. A fully polarimetric multiple scattering model for crops. Remote Sens. Environ. 54, 170–179. https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00151-4

Brakke, T.W., Kanemasu, E.T., Steiner, J.L., Ulaby, F.T., Wilson, E., 1981. Microwave radar response to canopy moisture, leaf-area index, and dry weight of wheat, corn, and sorghum. Remote Sens. Environ. 11, 207–220. https://doi.org/10.1016/0034-4257(81)90020-1

Braud, I., Dantas-Antonino, A.C., Vauclin, M., Thony, J., Ruelle, P., 1995. Braud, I., Dantas-Antonino, A.C., Vauclin, M., Thony, J., & Ruelle, P. (1995). A simple soil-plant-atmosphere transfer model (SiSPAT) development and field verification. J. Hydrol. 166, 213–250. https://doi.org/10.1016/0022-1694

Brisco, B., Brown, R., Koehler, J.A., Sofko, G.J., Mckibben, M.J., 1990. The Diurnal Pattern of Microwave Backscattering by Wheat. Remote Sens. Environ. 34, 37–47. https://doi.org/10.1016/0034-4257(90)90082-W

Brocca, L., Ciabatta, L., Massari, C., Moramarco, T., Hahn, S., Hasenauer, S., Kidd, R., Dorigo, W., Wagner, W., Levizzani, V., 2014. Soil as a natural rain gauge: Estimating global rainfall from satellite soil moisture data. J. Geophys. Res. https://doi.org/10.1002/2014JD021489

Brocca, L., Tarpanelli, A., Filippucci, P., Dorigo, W., Zaussinger, F., Gruber, A., Fernández-Prieto, D., 2018. How much water is used for irrigation? A new approach exploiting coarse resolution satellite soil moisture products. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 73, 752–766. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.08.023

Brown, S.C.M., Quegan, S., Morrison, K., Bennett, J.C., Cookmartin, G., 2003. High-resolution measurements of scattering in wheat canopies - Implications for crop parameter retrieval. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 41, 1602–1610. https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.814132

Bucci, S.J., Scholz, F.G., Goldstein, G., Meinzer, F.C., Hinojosa, J.A., Hoffmann, W.A., Franco, A.C., 2004. Processes preventing nocturnal equilibration between leaf and soil water potential in tropical savanna woody species. Tree Physiol. 24, 1119–1127. https://doi.org/10.1093/TREEPHYS/24.10.1119

Burgers, G., Van Leeuwen, P.J., 1998. Analysis scheme in the ensemble Kalman filter. Mon. Weather Rev. 126, 1719–1724.

Butts, K.H., 1997. The Strategic Importance of Water.

Cameron, H.L., 1964. Ice-Cover Surveys in the Gulf of St. Lawrence by Radar. Am. Soc. Photogramm.

Carpenter, J., Clifford, P., Fearnhead, P., 1999. Improved particle filter for nonlinear system state. IEE Proceedings, Radar Sonar Navig. 146, 2–7. https://doi.org/10.1049/ip-rsn:19990255

Carrassi, A., Bocquet, M., Bertino, L., Evensen, G., 2018. Data Assimilation in the Geosciences An overview on methods, issues and perspectives. Wiley Interdiscip. Rev. Clim. Chang. 9, e535.

Castelli, M., Anderson, M.C., Yang, Y., Wohlfahrt, G., Bertoldi, G., Niedrist, G., Hammerle, A., Zhao, P., Zebisch, M., Notarnicola, C., 2018. Two-source energy balance modeling of evapotranspiration in Alpine grasslands. Remote Sens. Environ. 209, 327–342. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.062

Chandrashekhar, S., 1960. Radiative Transfer. Dover Publications, INC, New York.

Chaponnière, A., Maisongrande, P., Duchemin, B., Hanich, L., Boulet, G., Escadafal, R., Elouaddat, S., 2007. A combined high and low spatial resolution approach for mapping snow covered areas in the Atlas mountains. http://dx.doi.org/10.1080/01431160500117758 26, 2755–2777. https://doi.org/10.1080/01431160500117758

Chauhan, N.S., Lang, R.H., Ranson, K.J., 1991. Radar Modeling Of A Boreal Forest. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 29, 627–638. https://doi.org/10.1109/36.135825

Chauhan, S., Shanker, H., Patel, P., 2018. Wheat crop biophysical parameters retrieval using hybrid-polarized RISAT-1 SAR data. Remote Sens. Environ. 216, 28–43. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.014

Chen, K.S., 2016. Principles of Synthetic Aperture Radar Imaging.

Chen, T., Morris, J., Martin, E., 2007. Particle filters for dynamic data rectification and process change detection. Fault Detect. Superv. Saf. Tech. Process. 1, 204–209. https://doi.org/10.1016/B978-008044485-7/50035-X

Chen, T., Morris, J., Martin, E., 2005. Particle filters for state and parameter estimation in batch processes. J. Process Control 15, 665–673. https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2005.01.001

Chen, Y., Lu, D., Luo, L., Pokhrel, Y., Deb, K., Huang, J., Ran, Y., 2018. Detecting irrigation extent, frequency, and timing in a heterogeneous arid agricultural region using MODIS time series, Landsat imagery, and ancillary data. Remote Sens. Environ. 204, 197–211. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.030

Chernyak, V.S., Immoreev, I., 2009. A brief history of radar in the Soviet Union and Russia. IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag. 24. https://doi.org/10.1109/MAES.2009.5282288

Cho, E., Choi, M., Wagner, W., 2015. An assessment of remotely sensed surface and root zone soil moisture through active and passive sensors in northeast Asia. Remote Sens. Environ. 160, 166–179. https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.013

Choker, M., Baghdadi, N., Zribi, M., El Hajj, M., Paloscia, S., Verhoest, N.E.C., Lievens, H., Mattia, F., 2017. Evaluation of the Oh, Dubois and IEM backscatter models using a large dataset of SAR data and experimental soil measurements. Water (Switzerland) 9, 38. https://doi.org/10.3390/w9010038

Choudhury, B.J., Ahmed, N.U., Idso, S.B., Reginato, R.J., Daughtry, C.S., 1994. Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations. Remote Sens. Environ. 50, 1–17.

Clark, M.P., Rupp, D.E., Woods, R.A., Zheng, X., Ibbitt, R.P., Slater, A.G., Schmidt, J., Uddstrom, M.J., 2008. Hydrological data assimilation with the ensemble Kalman filter: Use of streamflow observations to update states in a distributed hydrological model. Adv. Water Resour. 31, 1309–1324. https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2008.06.005

Cloude, S.R., 1998. Polarimetric sar interferometry. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 36, 1551–1565. https://doi.org/10.1109/36.718859

CNES, 2018. The ORFEO Tool Box Software Guide.

Coltelli, M., Fornaro, G., Franceschetti, G., Lanari, R., Migliaccio, M., Moreira, J.R., Papathanassiou, K.P., Puglisi, G., Riccio, D., Schwäbisch, M., 1996. SIR-C/X-SAR multifrequency multipass interferometry: A new tool for geological interpretation. J. Geophys. Res. E Planets 101,

23127–23148. https://doi.org/10.1029/96JE01301

Cookmartin, G., Saich, P., Quegan, S., Cordey, R., Burgess-Alien, P., Sowter, A., 2000. Modeling microwave interactions with crops and comparison with ERS2 SAR observations. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 38, 658–670. https://doi.org/10.1109/36.841996

Coudert, B., Ottlé, C., Boudevillain, B., Demarty, J., Guillevic, P., 2006. Contribution of thermal infrared remote sensing data in multiobjective calibration of a dual-source SVAT model. J. Hydrometeorol. 7, 404–420. https://doi.org/10.1175/JHM503.1

Crisan, D., Del Moral, P., Lyons, T., 1999. Discrete Filtering Using Branching and Interacting Particle Systems. Markov Process. Relat. Fields 5, 293–318.

Curlander, J.C., McDonough, R.N., 1991. Synthetic Aperture Radar: Systems and Signal Processing. John Wiley & Sons, New York.

Dabrowska-Zielinska, K., Musial, J., Malinska, A., Budzynska, M., Gurdak, R., Kiryla, W., Bartold, M., Grzybowski, P., 2018. Soil moisture in the Biebrza Wetlands retrieved from Sentinel-1 imagery. Remote Sens. https://doi.org/10.3390/rs10121979

Daget, N., 2007. Revue des méthodes d'assimilation.

Dainty, J.., 1975. Laser Speckle and Related Phenomena, Topics in. ed, Journal of Chemical Information and Modeling.

Dangwal, N., Patel, N.R., Kumari, M., Saha, S.K., 2015. Monitoring of water stress in wheat using multispectral indices derived from Landsat-TM Publisher : Taylor & Francis. geocarto Int. https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1073369

Dari, J., Brocca, L., Quintana-Seguí, P., Escorihuela, M.J., Stefan, V., Morbidelli, R., 2020. Exploiting high-resolution remote sensing soil moisture to estimate irrigation water amounts over a Mediterranean region. Remote Sens. 12, 2593. https://doi.org/10.3390/RS12162593

Darricau, P.J., Blanchard, Y., 2003. Histoire du Radar, part I : La naissance du Radar. Rev. l Electr. l Electron.

Dawes, W., Short, D., 1993. The efficient numerical solution of differential equations for coupled water and solute dynamics: the WAVES model. Australia.

De Novellis, V., Atzori, S., De Luca, C., Manzo, M., Valerio, E., Bonano, M., Cardaci, C., Castaldo, R., Di Bucci, D., Manunta, M., Onorato, G., Pepe, S., Solaro, G., Tizzani, P., Zinno, I., Neri, M., Lanari, R., Casu, F., 2019. DInSAR Analysis and Analytical Modeling of Mount Etna Displacements: The December 2018 Volcano-Tectonic Crisis. Geophys. Res. Lett. 46, 5817–5827. https://doi.org/10.1029/2019GL082467

De Roo, R.D., Du, Y., Ulaby, F.T., Craig Dobson, M., 2001. A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 39, 864–872. https://doi.org/10.1109/36.917912

De Zan, F., Parizzi, A., Prats-Iraola, P., López-dekker, P., 2014. A SAR Interferometric Model for Soil Moisture. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 52, 418–425.

Deines, J.M., Kendall, A.D., Hyndman, D.W., 2017. Annual Irrigation Dynamics in the U.S. Northern High Plains Derived from Landsat Satellite Data. Geophys. Res. Lett. 44, 9350–9360. https://doi.org/10.1002/2017GL074071

Diarra, A., Jarlan, L., Er-Raki, S., Le Page, M., Aouade, G., Tavernier, A., Boulet, G., Ezzahar, J., Merlin, O., Khabba, S., 2017. Performance of the two-source energy budget (TSEB) model for the monitoring of evapotranspiration over irrigated annual crops in North Africa. Agric. Water Manag. 193. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2017.08.007

Dobson, M.C., De la sierra, R., Christensen, N., 1991. Spatial and temporal variation of the microwave dielectric properties of loblolly pine trunks, in: IGARSS. pp. 1107–1110.

Dobson, M.C., McDonald, K., Ulaby, F.T., 1989. Modeling of forest canopies and analyses of polarimetric SAR data.

Dobson, M.C., Ulaby, F.T., Hallikainen, M.T., El-Rayes, M.A., 1985. Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part II: Dielectric Mixing Models. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-23, 35–46. https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289498

Dobson, M.C., Ulaby, F.T., 1981. Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness , Soil Moisture , and Soil Texture : Part Ill-Soil Tension. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-19, 51–61. https://doi.org/10.1109/TGRS.1981.350328

Döll, P., Siebert, S., 2002. Global modeling of irrigation water requirements. Water Resour. Res. 38, 8-1-8–10. https://doi.org/10.1029/2001wr000355

Dorigo, W.A., Zurita-milla, R., Wit, A.J.W. De, Brazile, J., 2007. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 9, 165–193. https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.05.003

Douc, R., Cappé, O., Moulines, E., 2005. Comparison of resampling schemes for particle filtering. Int. Symp. Image Signal Process. Anal. 2005, 64–69. https://doi.org/10.1109/ispa.2005.195385

Doucet, A., Johansen, A.M., 2008. A Tutorial on Particle Filtering and Smoothing : Fifteen years later.

Draeger, W.C., 1976. Monitoring ir-rigated 'land acreage using landsaff imagery: an application example united states department of the interior geological survey monitoring irrigated land acreage using landsat imagery: an application example, Open-File Report. Open-file Report No. 76-630. USGS, Sioux Falls, S.D. 23 p. https://doi.org/10.3133/OFR76630

Dubois, P.C., Zyl, J. van, Engman, T., 1995. Measuring Soil Moisture with Imaging Radars. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 33, 915–926. https://doi.org/10.1109/36.406677

Duchemin, B., Hadria, R., Erraki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J.C.B., Kharrou, M.H., Khabba, S., Mougenot, B., Olioso, A., Rodriguez, J.C., Simonneaux, V., 2006. Monitoring wheat phenology and irrigation in Central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration , crops coefficients , leaf area index and remotely-sensed vegetation indices. Agric. Water Manag. 79, 1–27. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2005.02.013

Ducrot, R., Page, C. Le, Bommel, P., Kuper, M., 2004. Articulating land and water dynamics with urbanization : an attempt to model natural resources management at the urban edge. Comput. Environ. Urban Syst. 28, 85–106.

Durden, S.L., Van Zyl, J.J., Zebker, H.A., 1989. Modeling and Observation of the Radar Polarization Signature of Forested Areas. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 27, 290–301. https://doi.org/10.1109/36.17670

El Farkh, J., 2021. Évaluation de l'évapotranspiration des zones irriguées en piémont du Haut Atlas, Maroc: modélisation, mesures micro-météorologiques et télédétection spatiale. Paul Sabatier.

El Hajj, M., Baghdadi, N., Bazzi, H., Zribi, M., 2019. Penetration Analysis of SAR Signals in the C and L Bands for Wheat, Maize, and Grasslands. Remote Sens. 11, 22–24. https://doi.org/10.3390/rs11010031

El Hajj, M., Baghdadi, N., Zribi, M., Bazzi, H., 2017. Synergic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 images for operational soil moisture mapping at high spatial resolution over agricultural areas. Remote Sens. 9, 1–28. https://doi.org/10.3390/rs9121292

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 Sens. Environ. 176, 202–218. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.027

El Idrissi Essebtey, S., Villard, L., Borderies, P., Koleck, T., Monvoisin, J.P., Burban, B., Le Toan, T., 2019. Temporal Decorrelation of Tropical Dense Forest at C-Band: First Insights From the TropiScat-2 Experiment. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. PP, 1–5. https://doi.org/10.1109/lgrs.2019.2937382

Engdahl, M.E., Borgeaud, M., Member, S., Rast, M., 2001. The Use of ERS-1 / 2 Tandem

Interferometric Coherence in the Estimation of Agricultural Crop Heights. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 39, 1799–1806. https://doi.org/0.1109/36.942558

Entekhabi, D., Reichle, R.H., Koster, R.D., Crow, W.T., 2010. Performance metrics for soil moisture retrievals and application requirements. J. Hydrometeorol. 11, 832–840. https://doi.org/10.1175/2010JHM1223.1

Er-Raki, S., Chehbouni, A., Duchemin, B., 2010. Combining satellite remote sensing data with the FAO-56 dual approach for water use mapping in irrigated wheat fields of a semi-arid region. Remote Sens. 2, 375–387. https://doi.org/10.3390/rs2010375

Escorihuela, M.-J., 2005. Estimation de l'humidité du sol à partir de données radiométriques en bande-L: préparation de la mission SMOS. Université Paul Sabatier - Toulouse III, Toulouse.

Escorihuela, M.J., Quintana-Seguí, P., 2016. Comparison of remote sensing and simulated soil moisture datasets in Mediterranean landscapes. Remote Sens. Environ. 180, 99–114. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.046

European space agency, 2012. Sentinel-1: ESA's Radar Observatory Mission for GMES Operational Services. ESA Communications, Noordwijk, The Netherlands.

Evensen, G., 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. J. Geophys. Res. 99, 10143–10162. https://doi.org/10.1029/94JC00572

Ezzahar, J., Ouaadi, N., Zribi, M., Elfarkh, J., Aouade, G., Khabba, S., Er-Raki, S., Chehbouni, A., Jarlan, L., 2020. Evaluation of Backscattering Models and Support Vector Machine for the Retrieval of Bare Soil Moisture from Sentinel-1 Data. Remote Sens. 12, 1–20. https://doi.org/10.3390/rs12010072

Fader, M., Shi, S., Bondeau, A., Cramer, W., 2016. Mediterranean irrigation under climate change : more efficient irrigation needed to compensate for increases in irrigation water requirements. Hydrol. Earth Syst. Sci. 20, 953–973. https://doi.org/10.5194/hess-20-953-2016

Famiglietti, J.S., Lo, M., Ho, S.L., Bethune, J., Anderson, K.J., Syed, T.H., Swenson, S.C., De Linage, C.R., Rodell, M., 2011. Satellites measure recent rates of groundwater depletion in California's Central Valley. Geophys. Res. Lett. 38. https://doi.org/10.1029/2010GL046442

Farineau, J., Morot-Gaudry, J.-F., 2018. La photosynthèse: Processus physiques, moléculaires et physiologiques, Quae. ed. Paris.

Fearnhead, P., Papaspiliopoulos, O., Roberts, G.O., Fearnhead, P., Roberts, G.O., Stuart, A., 2010. Random-weight particle filtering of continuous time processes. J. R. Stat. Soc. 72, 497–512.

Ferrazzoli, P., Paloscia, S., Pampaloni, P., Schiavon, G., Solimini, D., Coppo, P., 1992. Sensitivity of microwave measurements to vegetation biomass and soil moisture content: a case study. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 30, 750–756. https://doi.org/10.1109/36.158869

Filippucci, P., Tarpanelli, A., Massari, C., Serafini, A., Strati, V., Alberi, M., Raptis, K.G.C., Mantovani, F., Brocca, L., 2020. Soil moisture as a potential variable for tracking and quantifying irrigation: A case study with proximal gamma-ray spectroscopy data. Adv. Water Resour. 136, 103502. https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.103502

Fontanelli, G., Paloscia, S., Pampaloni, P., Pettinato, S., Santi, E., Montomoli, F., Brogioni, M., Macelloni, G., 2013. HydroCosmo: The monitoring of hydrological parameters on agricultural areas by using Cosmo-SkyMed images. Eur. J. Remote Sens. 46, 875–889. https://doi.org/10.5721/EuJRS20134652

Fontanet, M., Fernàndez-Garcia, D., Ferrer, F., 2018. The value of satellite remote sensing soil moisture data and the DISPATCH algorithm in irrigation fields. Hydrol. Earth Syst. Sci. 22, 5889–5900. https://doi.org/10.5194/hess-22-5889-2018

Friesen, J., Steele-Dunne, S.C., van de Giesen, N., 2012. Diurnal Differences in Global ERS Scatterometer Backscatter Observations of the Land Surface. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 50, 2595–2602. https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2193889

Friesen, J., Winsemius, H.C., Beck, R., Scipal, K., Wagner, W., De Giesen, N. Van, 2007. Spatial and seasonal patterns of diurnal differences in ERS scatterometer soil moisture data in the volta basin, West Africa. IAHS-AISH Publ. 47–55.

Frison, P.-L., Lardeux, C., 2018. Vegetation Cartography from Sentinel-1 Radar Images, in: Baghdadi, N., Mallet, C., Zribi, M. (Eds.), QGIS and Applications in Agriculture and Forest. Wiley Elsevier Ltd, Oxford, UK, 2017, London, pp. 181–214. https://doi.org/10.1002/9781119457107.ch6

Frison, P.L., Chakir, A., Ezzahar, J., Fanise, P., Villard, L., Ouaadi, N., Khabba, S., Zribi, M., Dantec, V. Le, Kasbani, M., Er-Raki, S., Jarlan, L., 2020. C band radar crops monitoring at high temporal frequency: first results of the MOCTAR campaign, in: 2020 IEEE Mediterranean and Middle-East Geoscience and Remote Sensing Symposium (M2GARSS). pp. 310–313. https://doi.org/10.1109/m2garss47143.2020.9105177

Frison, P.L., Mougin, E., Hiernaux, P., 1998. Observations and Interpretation of Seasonal ERS-1 Wind Scatterometer Data over Northern Sahel (Mali). Remote Sens. Environ. 63, 233–242. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00137-5

Frolking, S., Milliman, T., Palace, M., Wisser, D., Lammers, R., Fahnestock, M., 2011. Tropical forest backscatter anomaly evident in SeaWinds scatterometer morning overpass data during 2005 drought in Amazonia. Remote Sens. Environ. 115, 897–907. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2010.11.017

Fung, A.K., Chen, K.S., 2004. An update on the IEM surface backscattering model. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 1, 75–77. https://doi.org/10.1109/LGRS.2004.826564

Fung, A.K., Liu, W.Y., Chen, K.S., Tsay, M.K., 2002. An improved iem model for bistatic scattering from rough surfaces. J. Electromagn. Waves Appl. 16, 689–702. https://doi.org/10.1163/156939302X01119

Fung, A.K., Zongqian, L., Chen, K.S., 1992. Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 30, 356–369. https://doi.org/10.1109/36.134085

Gabriel, A.K., Goldstein, R.M., Zebker, H.A., 1989. Mapping small elevation changes over large areas: Differential radar interferometry. J. Geophys. Res. 94, 9183–9191.

Gaiser, P.W., St. Germain, K.M., Twarog, E.M., Poe, G.A., Purdy, W., Richardson, D., Grossman, W., Jones, W.L., Spencer, D., Golba, G., Cleveland, J., Choy, L., Bevilacqua, R.M., Chang, P.S., 2004. The windSat spaceborne polarimetric microwave radiometer: Sensor description and early orbit performance. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 42, 2347–2361. https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.836867

Gao, Q., Zribi, M., Escorihuela, M.J., Baghdadi, N., Segui, P.Q., 2018. Irrigation mapping using Sentinel-1 time series at field scale. Remote Sens. 10, 1–18. https://doi.org/10.3390/rs10091495

Garces-Restrepo, C., Muñoz, G., Vermillion, D., 2007. Irrigation management transfer: worldwide efforts and results, FAO. Rome.

Gates, D.M., 1991. Water relations of forest trees. EEE Trans. Geosci. Remote Sens. 29, 836–842.

Gauthier, P., Courtier, P., review, P.M.-M. weather, 1993, undefined, 1993. Assimilation of simulated wind lidar data with a Kalman filter. Mon. Weather Rev. 121, 1803–1820.

Gentine, P., Entekhabi, D., Chehbouni, A., Boulet, G., Duchemin, B., 2007. Analysis of evaporative fraction diurnal behaviour. Agric. For. Meteorol. 143, 13–29. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.11.002

Gerhards, M., 2018. Advanced Thermal Remote Sensing for Water Stress Detection of Agricultural Crops. Université de Trèves. https://doi.org/10.25353/UBTR-3021-5294-13XX

Gherboudj, I., Magagi, R., Berg, A.A., Toth, B., 2011. Soil moisture retrieval over agricultural fields from multi-polarized and multi-angular RADARSAT-2 SAR data. Remote Sens. Environ. 115, 33–43. https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.011

Gibelin, A.-L., 2007. Cycle du carbone dans un modèle de surface continentale: modélisation, validation et mise en oeuvre à l'échelle globale.

Giorgi, F., Lionello, P., 2008. Climate change projections for the Mediterranean region. Glob. Planet. Change 63, 90–104. https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2007.09.005

Girard, M.C., Girard, C.M., 1989. Télédétection appliquée: zones tempérées et intertropicales, Paris. ed.

Goodman, J.W., 1976. Some fundamental properties of speckle. J. Opt. Soc. Am. 66, 1145. https://doi.org/10.1364/josa.66.001145

Gordon, N.J., Salmond, D.J., Smith, A.F.M., 1993. Novel approach to nonlinear/non-gaussian Bayesian state estimation. IEE Proceedings, Part F Radar Signal Process. 140, 107–113. https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1993.0015

Gorrab, A., Zribi, M., Baghdadi, N., Mougenot, B., Chabaane, Z.L., 2015a. Potential of X-band TerraSAR-X and COSMO-SkyMed SAR data for the assessment of physical soil parameters. Remote Sens. 7, 747–766. https://doi.org/10.3390/rs70100747

Gorrab, A., Zribi, M., Baghdadi, N., Mougenot, B., Fanise, P., Chabaane, Z.L., 2015b. Retrieval of both soil moisture and texture using TerraSAR-X images. Remote Sens. 7, 10098–10116. https://doi.org/10.3390/rs70810098

Greifeneder, F., Notarnicola, C., Hahn, S., Vreugdenhil, M., Reimer, C., Santi, E., Paloscia, S., Wagner, W., 2018. The Added Value of the VH/VV Polarization-Ratio for Global Soil Moisture Estimations from Scatterometer Data. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 11, 3668–3679. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2865185

Griffiths, G.H., Wooding, M.G., 1996. Temporal monitoring of soil moisture using ERS-1 SAR data. Hydrol. Process. https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(199609)10:9<1127::AID-HYP364>3.0.CO;2-#

Gruber, A., De Lannoy, G., Albergel, C., Al-Yaari, A., Brocca, L., Calvet, J.C., Colliander, A., Cosh, M., Crow, W., Dorigo, W., Draper, C., Hirschi, M., Kerr, Y., Konings, A., Lahoz, W., McColl, K., Montzka, C., Muñoz-Sabater, J., Peng, J., Reichle, R., Richaume, P., Rüdiger, C., Scanlon, T., van der Schalie, R., Wigneron, J.P., Wagner, W., 2020. Validation practices for satellite soil moisture retrievals: What are (the) errors? Remote Sens. Environ. 244, 118061. https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111806

Guarnieri, M., 2010. The Early History of Radar. IEEE Ind. Electron. Mag. 4, 36–42. https://doi.org/10.1109/JRPROC.1962.288078

Gumma, M.K., Thenkabail, P.S., Hideto, F., Nelson, A., Dheeravath, V., Busia, D., Rala, A., 2011. Mapping irrigated areas of Ghana using fusion of 30 m and 250 m resolution remote-sensing data. Remote Sens. 3, 816–835. https://doi.org/10.3390/rs3040816

Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D.V., Dedieu, G., 2015. A multi-temporal and multi-spectral method to estimate aerosol optical thickness over land, for the atmospheric correction of FormoSat-2, LandSat, VENμS and Sentinel-2 images. Remote Sens. 7, 2668–2691. https://doi.org/10.3390/rs70302668

Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D.V., Dedieu, G., 2010. A multi-temporal method for cloud detection, applied to FORMOSAT-2, VENμS, LANDSAT and SENTINEL-2 images. Remote Sens. Environ. 114, 1747–1755. https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.03.002

Hajnsek, I., Papathanassiou, K., 2005. Rough surface scattering models 2.

Hallikainen, M.T., Ulaby, F.T., Dobson, M.C., El-Rayes, M.A., Wu, L.K., 1985. Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part I: Empirical Models and Experimental Observations. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-23, 25–34. https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289497

Hamadi, A., Albinet, C., Borderies, P., Koleck, T., Villard, L., Ho Tong Minh, D., Le Toan, T., 2014. Temporal survey of polarimetric P-Band scattering of tropical forests. IEEE Trans. Geosci.

Remote Sens. 52, 4539–4547. https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2282357

Hamadi, A., Borderies, P., Albinet, C., Koleck, T., Villard, L., Ho Tong Minh, D., Le Toan, T., Burban, B., 2015. Temporal coherence of tropical forests at P-band: Dry and rainy seasons. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 12, 557–561. https://doi.org/10.1109/LGRS.2014.2350513

He, B., Xing, M., Bai, X., 2014. A synergistic methodology for soil moisture estimation in an alpine prairie using radar and optical satellite data. Remote Sens. 6, 10966–10985. https://doi.org/10.3390/rs61110966

Heller, R.C., Johnson, K.A., 1979. Estimating Irrigated Land Acreage from Landsat Imagery. Photogramm. Eng. Remote Sensing 45, 1379–1386.

Henderson, F.M., Lewis, A.J., 1998. Principles and Applications of Imaging Radar: Manual of Remote Sensing, Volume 2. New York.

Hinckley, T.M., Lassoie, J.P., Running, S.W., 1978. Temporal and Spatial Variations in the Water Status of Forest Trees. For. Sci. 24, a0001-z0001. https://doi.org/10.1093/FORESTSCIENCE/24.S1.A0001

Hol, J.D., Thomas B. Schön, Gustafsson, F., 2006. On resampling algorithms for particle filters. NSSPW - Nonlinear Stat. Signal Process. Work. 2006 79–82. https://doi.org/10.1109/NSSPW.2006.4378824

Holah, N., Baghdadi, N., Zribi, M., Bruand, A., King, C., 2005. Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. Remote Sens. Environ. 96, 78–86. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.01.008

Hosseini, M., McNairn, H., 2017. Using multi-polarization C- and L-band synthetic aperture radar to estimate biomass and soil moisture of wheat fields. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 58, 50–64. https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.01.006

Hosseini, M., McNairn, H., Merzouki, A., Pacheco, A., 2015. Estimation of Leaf Area Index (LAI) in corn and soybeans using multi-polarization C- and L-band radar data. Remote Sens. Environ. 170, 77–89. https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.09.002

Hsiao, T.C., 1973. Plant Responses to Water Stress. Annu. Rev. Plant Physiol. 24, 519–570. https://doi.org/10.1146/annurev.pp.24.060173.002511

Hurr, R.., Litke, D., 1989. Estimating pumping time and ground-water withdrawals using energy-consumption data (Water Resources Investigations Report 89-4107). Washington. https://doi.org/10.3133/wri894107

Hyde, P., Dubayah, R., Walker, W., Blair, J.B., Hofton, M., Hunsaker, C., 2006. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. Remote Sens. Environ. 102, 63–73. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.021

Ibrahim, A., Zabri, A., Nakahata, K., 2015. Identification of elastic parameters of an inclusion by a particle filter using ultrasonic waves. Int. J. Mech. Mater. Eng. 23, 1–7. https://doi.org/10.1186/s40712-015-0050-y

Ihuoma, S.O., Madramootoo, C.A., 2017. Recent advances in crop water stress detection. Comput. Electron. Agric. 141, 267–275. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.07.026

IPCC, 2019. Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems 1–864.

Jackson, R.D., Idso, S.B., Reginato, R.J., Pinter, P.J., 1981. Canopy temperature as a crop water stress indicator. Water Resour. Res. 17, 1133–1138. https://doi.org/10.1029/WR017I004P01133

Jacome, A., Bernier, M., Chokmani, K., Gauthier, Y., Poulin, J., De Sève, D., 2013. Monitoring volumetric surface soil moisture content at the La Grande basin boreal wetland by radar multi polarization data. Remote Sens. 5, 4919–4941. https://doi.org/10.3390/rs5104919

Jalilvand, E., Tajrishy, M., Ghazi Zadeh Hashemi, S.A., Brocca, L., 2019. Quantification of irrigation water using remote sensing of soil moisture in a semi-arid region. Remote Sens. Environ. 231, 111226. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111226

Jarlan, L., Albergel, C., Bonan, B., Calvet, J.C., De Rosnay, P., Ottlé, C., Peylin, P., 2021. Applications de l'assimilation de données de télédétection au suivi des surfaces continentales, in: Inverison et Assimilation de Données. ISTE-Wiley (soumis à l'éditeur en Chef), p. 44.

Jarlan, L., Boulet, G., 2013. Assimilation de données pour le suivi des surfaces continentales, in: Imagerie de Teledetection. Lavoisier, Paris, pp. 303–340.

Jarlan, L., Khabba, S., Er-Raki, S., Le Page, M., Hanich, L., Fakir, Y., Merlin, O., Mangiarotti, S., Gascoin, S., Ezzahar, J., Kharrou, M.H., Berjamy, B., Saaïdi, A., Boudhar, A., Benkaddour, A., Laftouhi, N., Abaoui, J., Tavernier, A., Boulet, G., Simonneaux, V., Driouech, F., El Adnani, M., El Fazziki, A., Amenzou, N., Raibi, F., El Mandour, H., Ibouh, H., Le Dantec, V., Habets, F., Tramblay, Y., Mougenot, B., Leblanc, M., El Faïz, M., Drapeau, L., Coudert, B., Hagolle, O., Filali, N., Belaqziz, S., Marchane, A., Szczypta, C., Toumi, J., Diarra, A., Aouade, G., Hajhouji, Y., Nassah, H., Bigeard, G., Chirouze, J., Boukhari, K., Abourida, A., Richard, B., Fanise, P., Kasbani, M., Chakir, A., Zribi, M., Marah, H., Naimi, A., Mokssit, A., Kerr, Y., Escadafal, R., 2015. Remote Sensing of Water Resources in Semi- Arid Mediterranean Areas : the joint international laboratory TREMA. Int. J. Remote Sens. 36, 4879–4917. https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1093198

Jarlan, L., Khabba, S., Szczypta, C., Lili-Chabaane, Z., Driouech, F., Le Page, M., Hanich, L., Fakir, Y., Boone, A., Boulet, G., 2016. Water resources in South Mediterranean catchments Assessing climatic drivers and impacts, in: The Mediterranean Region under Climate Change. IRD Édition, Marseille, pp. 303–309.

Jarlan, L., Mazzega, P., Mougin, E., 2002a. Retrieval of land surface parameters in the sahel from ERS wind scatterometer data: A "Brute force" method. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 40. https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.802500

Jarlan, L., Mougin, E., Frison, P.L., Mazzega, P., Hiernaux, P., Frison, P.L., Hiernaux, P., 2002b. Analysis of ers wind scatterometer time series over sahel (Mali). Remote Sens. Environ. 81, 404–415. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00015-9

Jiang, L., Ma, E., Deng, X., 2014. Impacts of irrigation on the heat fluxes and near-surface temperature in an inland irrigation area of Northern China. Energies 7, 1300–1317. https://doi.org/10.3390/en7031300

Jones, A.S., Fletcher, S.J., 2013. Data Assimilation in Numerical Weather Prediction and Sample Applications, in: Solar Energy Forecasting and Resource Assessment. Elsevier, pp. 319–355. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-397177-7.00013-9

Kalman, R.E., 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. J. basic Eng. 82, 35–45.

Kang, Y., Zhao, C., Zhang, Q., Lu, Z., Li, B., 2017. Application of InSAR techniques to an analysis of the Guanling landslide. Remote Sens. 9, 1046. https://doi.org/10.3390/rs9101046

Karam, M.A., Amar, F., Fung, A.K., Mougin, E., Lopes, A., Le Vine, D.M., Beaudoin, A., 1995. A microwave polarimetric scattering model for forest canopies based on vector radiative transfer theory. Remote Sens. Environ. 53, 16–30. https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00048-6

Karam, M.A., Amur, F., Fung, A.K., 1993. Electromagnetic Wave Scattering From a Forest or Vegetation Canopy : Ongoing Research at the University of Texas at Arlington. IEEE Antennas Propag. Mag. 35, 18–26.

Karam, M.A., Fung, A.K., 1988. Electromagnetic scattering from a layer of finite length, randomly oriented, dielectric, circular cylinders over a rough interface with application to vegetation. http://dx.doi.org/10.1080/01431168808954918 9, 1109–1134. https://doi.org/10.1080/01431168808954918

Karam, M.A., Fung, A.K., Lang, R.H., Chauhan, N.S., 1992. Microwave Scattering Model for

Layered Vegetation. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 30, 767–784. https://doi.org/10.1109/36.158872

Karthikeyan, L., Pan, M., Wanders, N., Kumar, D.N., Wood, E.F., 2017. Four decades of microwave satellite soil moisture observations: Part 1. A review of retrieval algorithms. Adv. Water Resour. 109, 106–120. https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.09.006

Kerr, Y.H., Al-Yaari, A., Rodriguez-Fernandez, N., Parrens, M., Molero, B., Leroux, D., Bircher, S., Mahmoodi, A., Mialon, A., Richaume, P., Delwart, S., Al Bitar, A., Pellarin, T., Bindlish, R., Jackson, T.J., Rüdiger, C., Waldteufel, P., Mecklenburg, S., Wigneron, J.P., 2016. Overview of SMOS performance in terms of global soil moisture monitoring after six years in operation. Remote Sens. Environ. 180, 40–63. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2016.02.042

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Martinuzzi, J., Font, J., Berger, M., 2001. Soil moisture retrieval from space: the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 39, 1729–1735. https://doi.org/10.1109/36.942551

Khabba, S., Duchemin, B., Hadria, R., Er-Raki, S., Ezzahar, J., Chehbouni, A., Lahrouni, A., Hanich, L., 2009. Evaluation of digital Hemispherical Photography and Plant Canopy Analyzer for Measuring Vegetation Area Index of Orange Orchards. J. Agron. 8, 67–72. https://doi.org/10.3923/ja.2009.67.72

Kitagawa, G., 1996. Monte Carlo Filter and Smoother for Non-Gaussian Nonlinear State Space Models. J. Comput. Graph. Stat. 5, 1–25.

Kong, A., Liu, J.S., Wong, W.H., 1994. Sequential imputations and Bayesian missing data problems. J. Am. Stat. Assoc. 89, 278–288. https://doi.org/10.1080/01621459.1994.10476469

Konings, A.G., Yu, Y., Xu, L., Yang, Y., Schimel, D.S., Saatchi, S.S., 2017. Active microwave observations of diurnal and seasonal variations of canopy water content across the humid African tropical forests. Geophys. Res. Lett. 44, 2290–2299. https://doi.org/10.1002/2016GL072388

Kozlov, A.I., Ligthart, L.P., Logvin, A.I., 2004. Mathematical and Physical Modelling of Microwave Scattering and Polarimetric Remote Sensing: monitoring the Earth's environment using polarimetric radar: formulation and potential applications (Vol. 3). Kluwer Academic Publishers.

Kroes, J.G., van Dam, J.C., 2003. Reference Manual SWAP Version 3.0.3. Wageningen.

Kueppers, L.M., Snyder, M.A., Sloan, L.C., 2007. Irrigation cooling effect: Regional climate forcing by land-use change. Geophys. Res. Lett. 34. https://doi.org/10.1029/2006GL028679

Kumar, K., Suryanarayana Rao, H.P., Arora, M.K., 2014. Study of water cloud model vegetation descriptors in estimating soil moisture in Solani catchment. Hydrol. Process. 29, 2137–2148. https://doi.org/10.1002/hyp.10344

Kumar, S. V., Peters-Lidard, C.D., Santanello, J.A., Reichle, R.H., Draper, C.S., Koster, R.D., Nearing, G., Jasinski, M.F., 2015. Evaluating the utility of satellite soil moisture retrievals over irrigated areas and the ability of land data assimilation methods to correct for unmodeled processes. Hydrol. Earth Syst. Sci. 19, 4463–4478. https://doi.org/10.5194/hess-19-4463-2015

Kunz, L.B., Long, D.G., 2005. Calibrating SeaWinds and QuikSCAT scatterometers using natural land targets. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2, 182–186. https://doi.org/10.1109/LGRS.2004.842468

Kushner, H.J., 1967. Approximations to optimal nonlinear filters. IEEE Trans. Automat. Contr. 12, 546–556.

Lacomme, P.., Hardange, J.-P.., Marchais, J.-C.., Normant, E., 2001. Synthetic Aperture Radar, in: Air and Spaceborne Radar Systems - An Introduction. William Andrew Publishing/Noyes, pp. 260–261.

Landau, L.D., Lifshits, E.M., 1960. Electrodynamics of Continuous Media (Course of Theoretical Physics) .

Larcher, W., 2003. Physiological Plant Ecology, Physiological plant ecology: ecophysiology and stress physiology of functional groups. Springer.

Lawston, P.M., Santanello, J.A., Kumar, S. V, 2017. Irrigation Signals Detected From SMAP Soil Moisture Retrievals. Geophys. Res. Lett. 44, 11860–11867. https://doi.org/10.1002/2017GL075733

Le Dimet, F.X., Talagrand, O., 1986. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects. Tellus, Ser. A 38 A, 97–110. https://doi.org/10.3402/tellusa.v38i2.11706

Le Hégarat-Mascle, S., Zribi, M., Alem, F., Weisse, A., Loumagne, C., 2002. Soil moisture estimation from ERS/SAR data: Toward an operational methodology. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 40, 2647–2658. https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.806994

Le Morvan, A., Zribi, M., Baghdadi, N., Chanzy, A., 2008. Soil moisture profile effect on radar signal measurement. Sensors 8, 256–270. https://doi.org/10.3390/s8010256

Le Page, M., Jarlan, L., El Hajj, M.M., Zribi, M., Baghdadi, N., Boone, A., 2020. Potential for the detection of irrigation events on maize plots using Sentinel-1 soil moisture products. Remote Sens. 12, 1–22. https://doi.org/10.3390/rs12101621

Le Page, M., Toumi, J., Khabba, S., Hagolle, O., Tavernier, A., Hakim Kharrou, M., Er-Raki, S., Huc, M., Kasbani, M., Moutamanni, A. El, Yousfi, M., Jarlan, L., 2014. A life-size and near real-time test of irrigation scheduling with a sentinel-2 like time series (SPOT4-Take5) in Morocco. Remote Sens. 6, 11182–11203. https://doi.org/10.3390/rs61111182

Le Toan, T. Le, Laur, H., Mougin, E., Lopes, A., 1989. Multitemporal and dual-polarization observations of agrcultural vegetation covers by X-band SAR images. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 27, 709–718. https://doi.org/10.1109/TGRS.1989.1398243

Lee, C., Lu, Z., Jung, H., 2012. Simulation of time-series surface deformation to validate a multi-interferogram InSAR processing technique. Int. J. Remote Sens. 33, 7075–7087. https://doi.org/10.1080/01431161.2012.700137

Lenoble, J., Herman, M., Deuzé, J.L., Lafrance, B., Santer, R., Tanré, D., 2007. A successive order of scattering code for solving the vector equation of transfer in the earth's atmosphere with aerosols. J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf. 107, 479–507. https://doi.org/10.1016/j.jqsrt.2007.03.010

Leonard, R.A., Knisel, W.G., Still, D.A., 1987. GLEAMS: Groundwater Loading Effects of Agricultural Management Systems. Trans. ASAE 30, 1403–1418.

Li, J., Wang, S., 2018. Using SAR-derived vegetation descriptors in a water cloud model to improve soil moisture retrieval. Remote Sens. 10, 1370. https://doi.org/10.3390/rs10091370

Li, L., Gaiser, P., Jackson, T., Bindlish, R., Du, J., 2007. WindSat soil moisture algorithm and validation. Int. Geosci. Remote Sens. Symp. 1188–1191. https://doi.org/10.1109/IGARSS.2007.4423017

Li, L., Gaiser, P.W., Gao, B., Bevilacqua, R.M., Jackson, T.J., Njoku, E.G., Rüdiger, C., Calvet, J., Bindlish, R., 2010. WindSat Global Soil Moisture Retrieval and Validation. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 48, 2224–2241.

Li, Z., Liu, H., Zhao, W., Yang, Q., Yang, R., Liu, J., 2019. Estimation of Evapotranspiration and Other Soil Water Budget Components in an Irrigated Agricultural Field of a Desert Oasis, Using Soil Moisture Measurements. Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss. 21, 4347–4361. https://doi.org/10.5194/hess-23-4685-2019

Lievens, H., Vernieuwe, H., Álvarez-Mozos, J., de Baets, B., Verhoest, N.E.C., 2009. Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetical surface profiles. Sensors 9, 1067–1093. https://doi.org/10.3390/s90201067

Lionello, P., Scarascia, L., 2018. The relation between climate change in the Mediterranean region and global warming. Reg. Environ. Chang. 18, 1481–1493. https://doi.org/10.1007/s10113-

018-1290-1

Liu, J.S., Chen, R., 1995. Blind deconvolution via sequential imputations. J. Am. Stat. Assoc. 90, 567–576. https://doi.org/10.1080/01621459.1995.10476549

Liu, P.W., Bongiovanni, T., Monsivais-Huertero, A., Judge, J., Steele-Dunne, S., Bindlish, R., Jackson, T.J., 2016. Assimilation of Active and Passive Microwave Observations for Improved Estimates of Soil Moisture and Crop Growth. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 9, 1357–1369. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2506504

Long, D., Singh, V.P., 2012. A Two-source Trapezoid Model for Evapotranspiration (TTME) from satellite imagery. Remote Sens. Environ. 121, 370–388. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.015

Long, D.G., Skouson, G.B., 1996. Calibration of Spaceborne Scatterometers Using Tropical Rain Forests. lEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 34.

Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R., Laur, H., 1993. Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images. Int. J. Remote Sens. 14, 1735–1758. https://doi.org/10.1080/01431169308953999

Losa, S.N., Kivman, G.A., Schro, J., Wenzel, M., 2003. Sequential weak constraint parameter estimation in an ecosystem model. J. Mar. Syst. 43, 31–49. https://doi.org/10.1016/j.jmarsys.2003.06.001

Lusch, D.P., 1999. Introduction to microwave remote sensing, academia.edu. Center for Remote Sensing and Geographic Information Science Michigan State University.

Macelloni, G., Paloscia, S., Pampaloni, P., Marliani, F., Gai, M., 2001. The relationship between the backscattering coefficient and the biomass of narrow and broad leaf crops. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 39, 873–884. https://doi.org/10.1109/36.917914

Major, D.G., Schaalje, G.B., Asrar, G., Kanemasu, E.T., 1986. ESTIMATION OF WHOLE-PLANT BIOMASS AND GRAIN YIELD FROM SPECTRAL REFLECTANCE OF CEREALS. Can. J. Remote Sens. 12, 47–54.

Makkink, G.F., 1957. Testing the Penman formula by means of lysimeters. J. Inst. Water Eng. 11, 277–288.

Malbéteau, Y., Merlin, O., Balsamo, G., Er-Raki, S., Khabba, S., Walker, P., Jarlan, L., 2018. Toward a surface soil moisture product at high spatiotemporal resolution: Temporally interpolated, spatially disaggregated SMOS data. J. Hydrometeorol. 19, 183–200. https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0280.1

Margulis, S.A., Girotto, M., Cortés, G., Durand, M., 2015. A Particle Batch Smoother Approach to Snow Water Equivalent Estimation. J. Hydrometeorol. 16, 1752–1772. https://doi.org/10.1175/JHM-D-14-0177.1

Massari, C., Modanesi, S., Dari, J., Gruber, A., M., G.J., Lannoy, D., Girotto, M., Quintana-Seguí, P., Le Page, M., Jarlan, L., Zribi, M., Ouaadi, N., Vreugdenhil, M., Zappa, L., Dorigo, W., Wolfgang, W., Brombacher, J., Pelgrum, H., Jaquot, P., Freeman, V., Volden, E., Prieto, D.F., Tarpanelli, A., Barbetta, S., Brocca, L., 2021. A review of irrigation information retrievals from space and their utility for users. Remote Sens. [under rev.

Massonnet, D., Rabaute, T., 1993. Radar Interferometry: Limits and Potential. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 31, 455–464. https://doi.org/10.1109/36.214922

Mattia, F., Balenzano, A., Rinaldi, M., Steduto, P., Moreno, J., 2015. SENTINEL-1 FOR WHEAT MAPPING AND SOIL MOISTURE RETRIEVAL, in: 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). pp. 2832–2835. https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326404

Mattia, F., Le Toan, T., Picard, G., Posa, F.I., D'Alessio, A., Notarnicola, C., Gatti, A.M., Rinaldi, M., Satalino, G., Pasquariello, G., 2003. Multitemporal C-band radar measurements on wheat fields. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 41, 1551–1560.

https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.813531

Mattia, F., Satalino, G., Dente, L., Pasquariello, G., 2006. Using a priori information to improve soil moisture retrieval from ENVISAT ASAR AP data in semiarid regions. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 44, 900–911. https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.863483

McDonald, K.C., Dobson, M.C., Ulaby, F.T., 1991. Modeling multi-frequency diurnal backscatter from a walnut orchard. Dig. - Int. Geosci. Remote Sens. Symp. 3, 1125–1128. https://doi.org/10.1109/igarss.1991.579269

McDonald, K.C., Dobson, M.C., Ulaby, F.T., 1990. Using MIMICS to Model L-Band Multiangle and Multitemporal Backscatter From a Walnut Orchard. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 28, 477–491. https://doi.org/10.1109/TGRS.1990.572925

McDonald, K.C., Ulaby, F.T., 1993. Radiative transfer modelling of discontinuous tree canopies at microwave frequencies. Int. J. Remote Sens. 14, 2097–2128. https://doi.org/10.1080/01431169308954024

Mcdonald, K.C., Zimmermann, R., Kimball, J.S., 2002. Diurnal and Spatial Variation of Xylem Dielectric Constant in Norway Spruce (Picea abies [L.] Karst.) as Related to Microclimate, Xylem Sap Flow, and Xylem Chemistry. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 40, 2063-. https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.803737

Mecklenburg, S., Drusch, M., Kerr, Y.H., Font, J., Martin-Neira, M., Delwart, S., Buenadicha, G., Reul, N., Daganzo-Eusebio, E., Oliva, R., Crapolicchio, R., 2012. ESA's soil moisture and ocean salinity mission: Mission performance and operations. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 50, 1354–1366. https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2187666

MedECC, 2020. Climate and Environmental Change in the Mediterranean basin.

Merzouki, A., McNairn, H., Pacheco, A., 2010. Evaluation of the Dubois, Oh, and IEM radar backscatter models over agricultural fields using C-band RADARSAT-2 SAR image data. Can. J. Remote Sens. 36, S274–S286. https://doi.org/10.5589/m10-055

Ministre de l'agriculture et peche maritime du develpement rurale et des eaux et forets (Ed.), 2018. Agriculture en chiffres 2017. PLAN MAROC VERT.

Misra, T., Rana, S.S., Shankara, K.N., 2005. Synthetic Aperture Radar Payload of Radar Imaging Satellite (Risat) of Isro, in: Ursi-Ga, , Session F-08. Vigyan Bhavan, New Delhi.

Monsivais-Huertero, A., Judge, J., 2011. Comparison of backscattering models at L-band for growing corn. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 8, 24–28. https://doi.org/10.1109/LGRS.2010.2050459

Morain, S.A., Simonett, D.S., 1966. Vegetation analysis with radar imagery, in: 4th Symposium on Remote Sensing of Environment. Michigan, Ann Arbor.

Moran, S.S., Vidal, A., Troufleau, D., Qi, J., Clarke, T.R., Pinter, P.J., Mitchell, T.A., Inoue, Y., Neale, C.M.U., 1997. Combining multifrequency microwave and optical data for crop management. Remote Sens. Environ. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00243-X

Morrison, K., Bennett, J.C., Nolan, M., Menon, R., 2011. Laboratory Measurement of the DInSAR Response to Spatiotemporal Variations in Soil Moisture - IEEE Journals & Magazine. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 49, 3815–3823. https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2132137

Mougin, E., Lopes, A., Karam, M.A., Fung, A.K., 1993. Effect of Tree Structure on X-Band Microwave Signature of Conifers. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 31, 655–667. https://doi.org/10.1109/36.225532

Naeimi, V., Scipal, K., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Wagner, W., 2009. An improved soil moisture retrieval algorithm for ERS and METOP scatterometer observations. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 47, 1999–2013. https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2011617

Nasrallah, A., Baghdadi, N., Hajj, M. El, Darwish, T., Belhouchette, H., Faour, G., Darwich, S., Mhawej, M., 2019. Sentinel-1 Data for Winter Wheat Phenology Monitoring and Mapping. Remote Sens. 11, 2228. https://doi.org/doi:10.3390/rs11192228

Neale, C.M., Bausch, W.C., Heermann, D.F., 1990. Development of reflectance-based crop coefficients for corn. Trans. ASAE 32, 1891–1900.

Nesti, G., Tarchi, D., Despan, D., Rudant, J.-P., Bedidi, A., Borderies, P., Bachelier, E., 1998. Phase Shift and Decorrelation of Radar Signal Related to Soil Moisture Changes Phase Shift and Decorrelation of Radar Signal. Proc. Second Int. Work. Retr. Bio- Geo-physical Parameters from SAR Data L. Appl. tions. Noordwijk, Netherlands ESA Publ. Div.

Nezry, E., 2014. Adaptive Speckle Filtering in Radar Imagery, in: Land Applications of Radar Remote Sensing Whose. pp. 3–56.

Nicely, M.A., Wells, B.E., 2019. Improved Parallel Resampling Methods for Particle Filtering. IEEE Access 7, 47593–47604. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2910163

Njoku, E.G., 2004. AMSR-E/Aqua Daily L3 Surface Soil Moisture, Interpretive Parameters, & QC EASE-Grids, Version 2. Boulder, Colorado, USA. https://doi.org/https://doi.org/10.5067/AMSR-E/AE_LAND3.002

Njoku, E.G., Li, L., 1999. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18 GHz. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 37, 79–93. https://doi.org/10.1109/36.739125

Noilhan, J., Mahfouf, J.F., 1996. The ISBA land surface parameterisation scheme. Glob. Planet. Change 13, 145–159. https://doi.org/10.1016/0921-8181(95)00043-7

Nolin, M.., Quenum, M., Cambouris, A.., Martin, A., Cluis, D., 2005. Rugosité de la surface du sol – description et interprétation. Agrosol 16, 5–21.

Norman, J.M., Kustas, W.P., Humes, K.S., 1995. Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. Agric. For. Meteorol. 77, 263–293. https://doi.org/10.1016/0168-1923(95)02265-Y

Ogilvy, J.A., 1991. Theory of Wave Scattering from Random Rough Surfaces, Citation: The Journal of the Acoustical Society of America. IOP Publishing Ltd. https://doi.org/10.1121/1.401410

Oh, Y., Member, S., 2004. Quantitative Retrieval of Soil Moisture Content and Surface Roughness From Multipolarized Radar Observations of Bare Soil Surfaces. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 42, 596–601. https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.821065

Oh, Y., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., 2002. Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 40, 1348–1355. https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.800232

Oh, Y., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., 1994. An inversion algorithm for retrieving soil moisture and surface roughness from polarimetric radar observation. Proc. IGARSS '94 - 1994 IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. 3, 1582–1584. https://doi.org/10.1109/IGARSS.1994.399504

Oh, Y., Sarabandi, K., Ulaby, F.T., 1992. An Empirical Model and an Inversion Technique for Radar Scattering from Bare Soil Surfaces. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 30, 370–381. https://doi.org/10.1109/36.134086

Oliver, C., Quegan, S., 2004. Understanding Synthetic Aperture Radar Images - Chris Oliver, Shaun Quegan - Google Livres. SciTech.

Olivera-Guerra, L., Merlin, O., Er-Raki, S., 2020. Irrigation retrieval from Landsat optical/thermal data integrated into a crop water balance model: A case study over winter wheat fields in a semi-arid region. Remote Sens. Environ. 239, 111627. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111627

Ouaadi, N., Jarlan, L., Ezzahar, J., Zribi, M., Khabba, S., Bouras, E., Bousbih, S., Frison, P., 2020. Monitoring of wheat crops using the backscattering coe ffi cient and the interferometric coherence derived from Sentinel-1 in semi-arid areas. Remote Sens. Environ. 251, 112050. https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112050

Ozdogan, M., Gutman, G., 2008. A new methodology to map irrigated areas using multi-temporal

MODIS and ancillary data: An application example in the continental US. Remote Sens. Environ. 112, 3520–3537.

Ozdogan, M., Rodell, M., Beaudoing, H.K., Toll, D.L., 2010a. Simulating the effects of irrigation over the united states in a land surface model based on satellite-derived agricultural data. J. Hydrometeorol. 11, 171–184. https://doi.org/10.1175/2009JHM1116.1

Ozdogan, M., Yang, Y., Allez, G., Cervantes, C., 2010b. Remote Sensing of Irrigated Agriculture: Opportunities and Challenges. Remote Sens. 2, 2274–2304. https://doi.org/10.3390/rs2092274

Page, R.M., Crook, K., Takakjian, A., 1962. The origin of radar, Garden City, NY, Anchor Books.

Paloscia, S., Pettinato, S., Santi, E., Notarnicola, C., Pasolli, L., Reppucci, A., 2013. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation. Remote Sens. Environ. 134, 234–248. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.02.027

Paloscia, S., Santi, E., Fontanelli, G., Montomoli, F., Brogioni, M., MacElloni, G., Pampaloni, P., Pettinato, S., 2014. The sensitivity of cosmo-skymed backscatter to agricultural crop type and vegetation parameters. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 7, 2856–2868. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2345475

Panciera, R., Tanase, M.A., Lowell, K., Walker, J.P., 2014. Evaluation of IEM, dubois, and oh radar backscatter models using airborne L-Band SAR. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 52, 4966–4979. https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2286203

Parrish, D.F., Derber, J.C., 1992. The National Meteorological Center's Spectral Statistical-Interpolation Analysis System. Mon. Weather Rev. 120, 1747–1763.

Patel, P., Srivastava, H.S., Navalgund, R.R., 2006. Estimating wheat yield: an approach for estimating number of grains using cross-polarised ENVISAT-1 ASAR data. Microw. Remote Sens. Atmos. Environ. V 6410, 641009. https://doi.org/10.1117/12.693930

Periasamy, S., 2018. Significance of dual polarimetric synthetic aperture radar in biomass retrieval : An attempt on Sentinel-1. Remote Sens. Environ. 217, 537–549. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.003

Pervan, A., Murphey, T., 2019. Algorithmic materials: Embedding computation within material properties for autonomy, in: Robotic Systems and Autonomous Platforms. Elsevier Ltd., pp. 197–221. https://doi.org/10.1016/b978-0-08-102260-3.00009-3

Petcu, E., Petcu, G., Lazãr, C., Vintilã, R., 2003. Relationship between leaf area index, biomass and winter wheat yield obtained at fundulea, under conditions of 2001 year. Rom. Agric. Res. 19–20, 21–29.

Pham, D.T., 2001. Stochastic methods for sequential data assimilation in strongly nonlinear systems. Mon. Weather Rev. 129, 1194–1207. https://doi.org/10.1175/1520-0493(2001)129<1194:SMFSDA>2.0.CO;2

Picard, G., Le Toan, T. Le, Mattia, F., 2003. Understanding C-Band Radar Backscatter From Wheat Canopy Using a Multiple-Scattering Coherent Model. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 41, 1583–1591. https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.813353

Picard, G., Le Toan, T.L., 2002. A multiple scattering model for c-band backscatter of wheat canopies. J. Electromagn. Waves Appl. 16, 1447–1466. https://doi.org/10.1163/156939302X00093

Porcello, L.J., Massey, N.G., Innes, R.B., Marks, J.M., 1976. Speckle reduction in synthetic-aperture radars. J. Opt. Soc. Am. 66, 1311. https://doi.org/10.1364/josa.66.001305

Prevot, L., Champion, I., Guyot, G., 1993. Estimating Surface Soil Moisture and Leaf Area Index of a Wheat Canopy Using a Dual-Frequency (C and X Bands) Scatterometer. Remote Sens. Environ. 46, 331–339.

Pritchard, M.E., Biggs, J., Wauthier, C., Sansosti, E., Arnold, D.W.D., Delgado, F., Ebmeier, S.K., Henderson, S.T., Stephens, K., Cooper, C., Wnuk, K., Amelung, F., Aguilar, V., Mothes, P.,

Macedo, O., Lara, L.E., Poland, M.P., Zoffoli, S., 2018. Towards coordinated regional multi-satellite InSAR volcano observations: results from the Latin America pilot project. J. Appl. Volcanol. 7, 1–28. https://doi.org/10.1186/s13617-018-0074-0

Qiu, J., Gao, Q., Wang, S., 2016. Comparison of temporal trends from multiple soil moisture data sets and precipitation: The implication of irrigation on regional soil moisture trend. Int. J. Appl. earth Obs. Geoinf. 48, 17–27.

R. O. Slatyer, 1967. Plant-Water Relationships. Science (80-.). 378 pp.

Rafi, Z., 2020. Détection et suivi du fonctionnement hydrique d'une culture de blé en milieu semi-aride. Université Cadi Ayyad.

Rafi, Z., Merlin, O., Le, V., Khabba, S., Mordelet, P., Er-raki, S., Amazirh, A., Olivera-guerra, L., Ait, B., 2019. Partitioning evapotranspiration of a drip-irrigated wheat crop : Inter- comparing eddy covariance- , sap fl ow- , lysimeter- and FAO-based methods. Agric. For. Meteorol. 265, 310–326. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.11.031

Rahman, H., Dedieu, G., Rahmant, H., 1994. SMAC: a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. INT. J. Remote Sens. 15, 123–143. https://doi.org/10.1080/01431169408954055

Rana, G., Katerji, N., 2000. Measurement and estimation of actual evapotranspiration in the field under Mediterranean climate: a review. Eur. J. Agron. 13, 125–153.

Raupach, M.R., Finnigan, J.J., 1988. Single-layer models of evaporation from plant canopies are incorrect but useful, whereas multilayer models are correct but useless': discuss. Aust. J. Plant Physiol. 15, 705–716. https://doi.org/10.1071/PP9880705

Reich, P.B., Borchert, R., 1988. Changes with Leaf Age in Stomatal Function and Water Status of Several Tropical Tree Species. Biotropica 20, 60. https://doi.org/10.2307/2388427

Reichle, R.H., Koster, R.D., Liu, P., Mahanama, S.P.P., Njoku, E.G., Owe, M., 2007. Comparison and assimilation of global soil moisture retrievals from the Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System (AMSR-E) and the Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SMMR). J. Geophys. Res. Atmos. 112. https://doi.org/10.1029/2006JD008033

Rice, S.O., 1951. Reflection of electromagnetic waves from slightly rough surfaces. Commun. Pure Appl. Math. 4, 351–378. https://doi.org/10.1002/cpa.3160040206

Richards, J. a, Sun, G., Simonett, D.S., 1987. L-Band Forest Stands. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-25, 487–498.

Richards, L.A., 1931. Capillary conduction of liquids through porous mediums. J. Appl. Phys. 1, 318–333. https://doi.org/10.1063/1.1745010

Rignot, E.J.M., Van Zyl, J.J., 1993. Change Detection Techniques for ERS-1 SAR Data. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 31.

Saatchi, S., Asefi-Najafabady, S., Malhi, Y., Aragão, L.E.O.C., Anderson, L.O., Myneni, R.B., Nemani, R., 2013. Persistent effects of a severe drought on Amazonian forest canopy. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 110, 565–570. https://doi.org/10.1073/pnas.1204651110

Sabater, J.M., Jarlan, L., Calvet, J.-C., Bouyssel, F., 2006. From Near-Surface to Root-Zone Soil Moisture Using Different. J. Hydrol. 8, 194–206. https://doi.org/10.1175/JHM571.1

Sagués, L., Lopez-Sanchez, J.M., Fortuny, J., Fabregas, X., Broquetas, A., Sieber, A.J., 2001. Polarimetric radar interferometry for improved mine detection and surface clutter rejection. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 39, 1271–1278. https://doi.org/10.1109/36.927449

Saleh, K., Kerr, Y.H., Richaume, P., Escorihuela, M.J., Panciera, R., Delwart, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Walker, J.P., Wursteisen, P., Wigneron, J.P., 2009. Soil moisture retrievals at L-band using a two-step inversion approach (COSMOS/NAFE'05 Experiment). Remote Sens. Environ. 113, 1304–1312. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.02.013

Sano, E.E., Huete, A.R., Troufleau, D., Moran, M.S., Vidai, A., 1998. Relation between ERS-1 synthetic aperture radar data and measurements of surface roughness and moisture content of rocky soils in a semiarid rangeland. Water Resour. Res. https://doi.org/10.1029/98WR00032

Santi, E., Paloscia, S., Pettinato, S., Brocca, L., Ciabatta, L., Entekhabi, D., 2018. Integration of microwave data from SMAP and AMSR2 for soil moisture monitoring in Italy. Remote Sens. Environ. 212, 21–30. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.039

Santoro, M., Wegmüller, U., Askne, J.I.H., 2010. Signatures of ERS-Envisat interferometric SAR coherence and phase of short vegetation: An analysis in the case of maize fields. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 48, 1702–1713. https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2034257

Sarkar, T.K., Palma, M.., 2014. A history of the evolution of RADAR. Proc. 44th Eur. Microw. Conf. Rome, Italy 734–737. https://doi.org/10.1109/EuMC.2014.6986539

Sasaki, Y., 1955. A Fundamental Study of the Numerical Prediction Based on the Variational Principle*. J. Meteorol. Soc. Japan, Ser. II 33, 262–275.

Satake, M., Hanado, H., 2004. Diurnal change of Amazon rain forest σ0 observed by Ku-band spaceborne radar. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 42, 1127–1134. https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.825589

Scanlon, B.R., Faunt, C.C., Longuevergne, L., Reedy, R.C., Alley, W.M., McGuire, V.L., McMahon, P.B., 2012. Groundwater depletion and sustainability of irrigation in the US High Plains and Central Valley. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 109, 9320–9325. https://doi.org/10.1073/pnas.1200311109

Schmugge, T., 1978. Remote Sensing of Surface Soil Moisture. J. Appl. Meteorol. https://doi.org/10.1175/1520-0450(1978)017<1549:RSOSSM>2.0.CO;2

Schmugge, T., O'Neill, P.E., Wang, J.R., Ulaby, F.T., Dobson, M.C., 1986. Microwave Soil Moisture Research. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-24, 23–36. https://doi.org/10.1109/TGRS.1986.289585

Schmugge, T.J., 1983. Remote Sensing of Soil Moisture: Recent Advances. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-21, 336–344. https://doi.org/10.1109/TGRS.1983.350563

Scott, C.P., Lohman, R.B., Jordan, T.E., 2017. InSAR constraints on soil moisture evolution after the March 2015 extreme precipitation event in Chile. Sci. Rep. 7. https://doi.org/10.1038/s41598-017-05123-4

Sellers, P.J., Randall, D.A., Collatz, G.J., Berry, J.A.A., Field, C.B.B., Dazlich, D.. A., Zhang, C., Collelo, G.. D., Bounoua, L., Gollatz, G.J., Berry, J.A.A., Field, C.B.B., Dazlich, D.. A., Zhang, C., Collelo, G.. D., Bounoua, L., 1996. A Revised Land Surface Parameterization (SiB2) for Atmospheric GCMS. Part I: Model Formulation. J. Clim. 9, 676–705. https://doi.org/10.1175/1520-0442(1996)009<0676:ARLSPF>2.0.CO;2

Seo, D., Cajina, L., Corby, R., Howieson, T., 2009. Automatic state updating for operational streamflow forecasting via variational data assimilation. J. Hydrol. 367, 255–275.

Siebert, S., Döll, P., Hoogeveen, J., Faures, J.M., Frenken, K., Feick, S., 2005. Development and validation of the global map of irrigation areas. Hydrol. Earth Syst. Sci. 9, 535–547. https://doi.org/10.5194/hess-9-535-2005

Siebert, S., Kummu, M., Porkka, M., Döll, P., Ramankutty, N., Scanlon, B.R., Siebert ssiebert, S., 2015. A global data set of the extent of irrigated land from 1900 to 2005. Hydrol. Earth Syst. Sci. 19, 1521–1545. https://doi.org/10.5194/hess-19-1521-2015

Simons, J.H., 1964. Some applications of side-looking airborne radar, in: Proceedings of the Third Symposium on Remote Sensing of Environment. p. 571.

Simons, J.H., Beccasio, A.D., 1964. An Evaluation of Geoscience Applications of Side Looking Airborne Mapping Radar. Raytheon/Autometric Corp. Rep.

Singh, D., Gupta, P.K., Pradhan, R., Dubey, A.K., Singh, R.P., 2017. Discerning shifting irrigation

practices from passive microwave radiometry over Punjab and Haryana. J. Water Clim. Chang. 8, 303–319.

Sircoulomb, V., 2008. Etude des concepts de filtrage robuste aux meconnaissances de modele et aux pertes de mesures. Application aux systemes de navigation. LORRAINE University.

Sircoulomb, V., Hoblos, G., Chafouk, H., Ragot, J., Sircoulomb, V., Hoblos, G., Chafouk, H., Analysis, J.R., 2006. Analysis and comparison of nonlinear filtering methods, in: IAR Annual Meeting. pp. 1–7.

Small, D., Schubert, A., 2008. Guide to ASAR Geocoding, ESA-ESRIN Technical Note RSL-ASAR-GC-AD. University of Zurich: Zurich, Switzerland, 2008. https://doi.org/RSL-ASAR-GC-AD

Smith, H.P., 1948. Mapping by radar-The Procedure and possibilities of a new and revolutionary method of mapping and charting. U.S. Air Force, Randolph Field, Texas.

Soer, G.J.R., 1980. Estimation of regional evapotranspiration and soil moisture conditions using remotely sensed crop surface temperatures. Remote Sens. Environ. 9, 27–45. https://doi.org/10.1016/0034-4257(80)90045-0

Srivastava, P.K., O'Neill, P., Cosh, M., Lang, R., Joseph, A., 2015. Evaluation of radar vegetation indices for vegetation water content estimation using data from a ground-based SMAP simulator. Int. Geosci. Remote Sens. Symp. 2015–Novem, 1296–1299. https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326012

Steele-Dunne, S.C., Friesen, J., Van De Giesen, N., 2012. Using diurnal variation in backscatter to detect vegetation water stress. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 50, 2618–2629. https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2194156

Steele-Dunne, S.C., Hahn, S., Wagner, W., Vreugdenhil, M., 2019. Investigating vegetation water dynamics and drought using Metop ASCAT over the North American Grasslands. Remote Sens. Environ. 224, 219–235. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.004

Stoffelen, A., 1997. SCATTEROMETRY. University Utrecht.

Sun, L., Seidou, O., Nistor, I., Liu, K., 2016. Review of the Kalman-type hydrological data assimilation. Hydrol. Sci. J. 61, 2348–2366. https://doi.org/10.1080/02626667.2015.1127376

Susan Moran, M., Alonso, L., Moreno, J.F., Cendrero Mateo, M.P., Fernando De La Cruz, D., Montoro, A., 2012. A RADARSAT-2 quad-polarized time series for monitoring crop and soil conditions in Barrax, Spain. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 50, 1057–1070. https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2166080

Taconet, O., Benallegue, M., Vidal-Madjar, D., Prevot, L., Dechambre, M., Normand, M., 1994. Estimation of soil and crop parameters for wheat from airborne radar backscattering data in C and X bands. Remote Sens. Environ. 50, 287–294. https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90078-7

Talagrand, O., 1997. Assimilation of observations, an introduction. J. Meteorol. Soc. Japan 75, 191–209. https://doi.org/10.2151/jmsj1965.75.1B_191

The CEOS Database, 2021. MISSION SUMMARY - Sentinel-1 C [WWW Document]. URL http://database.eohandbook.com/database/missionsummary.aspx?missionID=577 (accessed 6.19.21).

Thenkabail, P., Prasad, S., Xiong, J., Gumma, M.K., Congalton, R.G., Oliphant, A., Poehnelt, J., Yadav, K., Rao, M., Massey, R., 2017. Spectral matching techniques (SMTs) and automated cropland classification algorithms (ACCAs) for mapping croplands of Australia using MODIS 250-m time-series (2000-2015) data. Int. J. Digit. Earth 10, 944–977.

Thenkabail, P.S., Biradar, C.M., Noojipady, P., Dheeravath, V., Li, Y., Velpuri, M., Gumma, M., Gangalakunta, O.R.P., Turral, H., Cai, X., Vithanage, J., Schull, M.A., Dutta, R., 2009. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium. Int. J. Remote Sens. 30, 3679–3733. https://doi.org/10.1080/01431160802698919

Thenkabail, P.S., Biradar, C.M., Turral, H., Noojipady, P., Li, Y.J., Vithanage, J., Dheeravath, V., Velpuri, M., Schull, M., Cai, X.L., Dutta, R., 2006. An Irrigated Area Map of the World (1999), Derived from Remote Sensing. Colombo, Sri Lanka.

Thenkabail, P.S., Schull, M., Turral, H., 2005. Ganges and Indus river basin land use/land cover (LULC) and irrigated area mapping using continuous streams of MODIS data. Remote Sens. Environ. 95, 317–341. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.12.018

Thiruvengadachari, S., 1981. Satellite Sensing of Irrigation Patterns in Semiarid Areas: An Indian Study. Photocrammetric Eng. Remote sensningg 47, 1493–1499.

Tomer, S.K., Al Bitar, A., Sekhar, M., Zribi, M., Bandyopadhyay, S., Sreelash, K., Sharma, A.K., Corgne, S., Kerr, Y., 2015. Retrieval and multi-scale validation of Soil Moisture from multi-temporal SAR Data in a semi-arid tropical region. Remote Sens. 7, 8128–8153. https://doi.org/10.3390/rs70608128

Torres, R., Snoeij, P., Geudtner, D., Bibby, D., Davidson, M., Attema, E., Potin, P., Rommen, B., Floury, N., Brown, M., Navas, I., Deghaye, P., Duesmann, B., Rosich, B., Miranda, N., Bruno, C., Abbate, M.L., Croci, R., Pietropaolo, A., Huchler, M., Rostan, F., 2012. GMES Sentinel-1 mission. Remote Sens. Environ. 120, 9–24. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.028

Touré, A., Thomson, K.P.B., Edwards, G., Brown, R.J., Brisco, B.G., 1994. Adaptation of the MIMICS Backscattering Model to the Agricultural Context—Wheat and Canola at L and C Bands. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 32, 47–61. https://doi.org/10.1109/36.285188

Touzi, R., Lopes, A., Bruniquel, J., Vachon, P.W., 1999. Coherence estimation for SAR imagery. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 37, 135–149. https://doi.org/10.1109/36.739146

Tramblay, Y., Jarlan, L., Hanich, L., Somot, S., 2017. Future Scenarios of Surface Water Resources Availability in North African Dams. Water Resour. Manag. 2017 324 32, 1291–1306. https://doi.org/10.1007/S11269-017-1870-8

Tramblay, Y., Koutroulis, A., Samaniego, L., Vicente-Serrano, S.M., Volaire, F., Boone, A., Le Page, M., Llasat, M.C., Albergel, C., Burak, S., Cailleret, M., Kalin, K.C., Davi, H., Dupuy, J.L., Greve, P., Grillakis, M., Hanich, L., Jarlan, L., Martin-StPaul, N., Martínez-Vilalta, J., Mouillot, F., Pulido-Velazquez, D., Quintana-Seguí, P., Renard, D., Turco, M., Türkeş, M., Trigo, R., Vidal, J.P., Vilagrosa, A., Zribi, M., Polcher, J., 2020. Challenges for drought assessment in the Mediterranean region under future climate scenarios. Earth-Science Rev. 210, 103348. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103348

Trim, R.M., 2002. A brief history of the development of radar in Great Britain up to 1945. Meas. Control 35, 299–301. https://doi.org/10.1177/002029400203501003

Tsang, L., Ding, K.H., Zhang, G., Hsu, C.C., Kong, J.A., 1995. Backscattering Enhancement and Clustering Effects of Randomly Distributed Dielectric Cylinders Overlying a Dielectric Half Space Based on Monte-Carlo Simulations. IEEE Trans. Antennas Propag. 43, 488–499. https://doi.org/10.1109/8.384193

Tsang, L., Kong, J.A., Shin, R.T., 1984. Theory of microwave remote sensing. Wiley and Sons, New York.

Ulaby, F.T., 1975. Radar Response to Vegetation. IEEE Trans. Antennas Propag. 23, 36–45.

Ulaby, F.T., Allen, C.T., Eger Iii, G., 1984. Relating the Microwave Backscattering Coefficient to Leaf Area Index. Remote Sens. Environ. 14, 113–133. https://doi.org/doi.org/10.1016/0034-4257(84)90010-5

Ulaby, F.T., Aslam, A., Dobson, M.C., 1982a. Effects of Vegetation Cover on the Radar Sensitivity to Soil Moisture. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-20, 476–481. https://doi.org/10.1109/TGRS.1982.350413

Ulaby, F.T., Batlivala, percy P., 1976. Optimum Radar Parameters for Mapping Soil Moisture. IEEE Trans. Geosci. Electron. GE-14, 81–93.

Ulaby, F.T., Batlivala, P.P., Dobson, M.C., 1978. Microwave Backscatter Dependence on Surface

Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part I - Bare Soil. IEEE Trans. Geosci. Electron. 16, 286–295. https://doi.org/10.1109/TGE.1978.294586

Ulaby, F.T., Bush, T., Batlivala, P., 1975. Radar Response to Vegetation 11: 8-18 GHz Band. IEEE Trans. Antennas Propag. 23, 608–618.

Ulaby, F.T., Bush, T.F., 1976. Monitoring Wheat Growth With Radar. Photogramm. Eng. Remote Sensing 42, 557–568.

Ulaby, F.T., Dobson, M.C., 1986. Active Microwave Soil Moisture Research. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-24, 23–36. https://doi.org/10.1109/TGRS.1986.289585

Ulaby, F.T., El-Rayes, M.A., 1987. Microwave Dielectric Spectrum of Vegetation—Part II: Dual-Dispersion Model. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. GE-25, 550–557. https://doi.org/10.1109/TGRS.1987.289833

Ulaby, F.T., Long, D.G., 2014. Microwave Radar and Radiometric Remote Sensing. The university of Michigan press.

Ulaby, F.T., Michielssen, E., Ravaioli, U., 2010. Fundamentals of Applied Electromagnetics.

Ulaby, F.T., Moore, R., Fung, A., 1982b. Radar remote sensing and surface scattering and emission theory.

Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., 1986. Microwave remote sensing: Active and Passive, Volume III-from theory to applications.

Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., 1982c. Microwave Remote Sensing: Active and Passive, Volume II-Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission Theory. Norwood, MA: Artech House.

Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., 1981. Microwave remote sensing: Active and Passive, Volume I-Microwave remote sensing fundamentals and radiometry.

Ulaby, F.T., Sarabandi, K., McDonald, K., Whitt, M., Craig Dobson, M., 1990. Michigan microwave canopy scattering model. Int. J. Remote Sens. 11, 1223–1253. https://doi.org/10.1080/01431169008955090

Ulaby, F.T., Sarabandi, K., McDonald, K., Whitt, M., Dobson, M.C., 1988. Michigan Microwave Canopy Scattering model (MIMICS), University of Michigan, Ann Arbor.

van de Griend, A.A., Owe, M., 1994. The Influence of Polarization on Canopy Transmission Properties at 6.6 GHz and Implications for Large Scale Soil Moisture Monitoring in Semiarid Environments. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 32, 409–415. https://doi.org/10.1109/36.295055

Van Emmerik, T., Steele-Dunne, S., Paget, A., Oliveira, R.S., Bittencourt, P.R.L., Barros, F. de V., van de Giesen, N., 2017a. Water stress detection in the Amazon using radar. Geophys. Res. Lett. 44, 6841–6849. https://doi.org/10.1002/2017GL073747

Van Emmerik, T., Steele-Dunne, S.C., Judge, J., Van De Giesen, N., 2017b. Dielectric Response of Corn Leaves to Water Stress. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 14, 8–12. https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2606662

Van Emmerik, T., Steele-Dunne, S.C., Judge, J., Van De Giesen, N., 2015. Impact of Diurnal Variation in Vegetation Water Content on Radar Backscatter from Maize During Water Stress. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 53, 3855–3869. https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2386142

Van Leeuwen, P.J., 2009. Particle filtering in geophysical systems. Mon. Weather Rev. 137, 4089–4114. https://doi.org/10.1175/2009MWR2835.1

Van Leeuwen, P.J., Evensen, G., 1996. Data assimilation and inverse methods in terms of a probabilistic formulation. Mon. Weather Rev. https://doi.org/10.1175/1520-0493(1996)124<2898:DAAIMI>2.0.CO;2

Van Leeuwen, P.J., Künsch, H.R., Nerger, L., Potthast, R., Reich, S., 2019. Particle filters for high-dimensional geoscience applications : A review. Q. J. R. Meteorol. Soc. 1–31. https://doi.org/10.1002/qj.3551

Veci, L., 2015. Sentinel-1 Toolbox: TOPS Interferometry Tutorial.

Veloso, A., Mermoz, S., Bouvet, A., Le Toan, T., Planells, M., Dejoux, J.F., Ceschia, E., 2017. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. Remote Sens. Environ. 199, 415–426. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.015

Ven Emmerik, T., Steel-Dune, S., Paget, A., Oliveira, R.S., Bittencourt, P.R.L., Barros, F. de V., Ven de Giesen, N., 2017. Water stress detection in the Amazon using radar. Geophys. Res. Lett. 44, 6841–6849. https://doi.org/10.1002/2017GL073747

Verlaan, M., Heemink, A.W., 1997. Tidal flow forecasting using reduced rank square root filters. Stoch. Hydrol. Hydraul. 11, 349–368. https://doi.org/10.1007/BF02427924

Vermunt, P.C., Khabbazan, S., Steele-Dunne, S.C., Judge, J., Huertero, A.M., Guerriero, L., Liu, P.-W., 2020. Response of sub-daily L-band backscatter to internal and surface canopy water dynamics. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 1–16.

Villasenor, J.D., Fatland, D.R., Hinzman, L.D., 1993. Change Detection on Alaska's North Slope Using Repeat-Pass ERS-1 SAR Images. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 31.

Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldaña, J., De Rosnay, P., Jann, A., Schneider, S., Komma, J., Kubu, G., Brugger, K., Aubrecht, C., Züger, J., Gangkofner, U., Kienberger, S., Brocca, L., Wang, Y., Blöschl, G., Eitzinger, J., Steinnocher, K., Zeil, P., Rubel, F., 2013. The ASCAT soil moisture product: A review of its specifications, validation results, and emerging applications. Meteorol. Zeitschrift 22, 5–33. https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0399

Wagner, W., Lemoine, G., Borgeaud, M., Rott, H., 1999. A study of vegetation cover effects on ERS scatterometer data. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 37, 938–948. https://doi.org/10.1109/36.752212

Wagner, W., Scipal, K., Pathe, C., Gerten, D., Lucht, W., Rudolf, B., Wagner, C.:, Scipal, K., Pathe, C., Gerten, D., Lucht, W., Rudolf, B., 2003. Evaluation of the agreement between the first global remotely sensed soil moisture data with model and precipitation data. J. Geophys. ResRes 108, 4611. https://doi.org/10.1029/2003JD003663

Walker, J.P., Houser, P.R., 2005. Hydrologic data assimilation. Adv. water Sci. Methodol. 1, 25–48.

Walker, J.P., Houser, P.R., Willgoose, G.R., 2004. Active microwave remote sensing for soil moisture measurement: A field evaluation using ERS-2. Hydrol. Process. https://doi.org/10.1002/hyp.1343

Wang, H., Magagi, R., Goïta, K., 2018. Potential of a two-component polarimetric decomposition at C-band for soil moisture retrieval over agricultural fields. Remote Sens. Environ. 217, 38–51. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.003

Wegmuller, U., Werner, C., 1997. Retrieval of Vegetation Parameters with SAR Interferometry. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 35, 18–24. https://doi.org/10.1109/36.551930

Whitt, M.W., Ulaby, F.T., 1994. Radar response of periodic vegetation canopies, International Journal of Remote Sensing. https://doi.org/10.1080/01431169408954211

Wilson, W.J., Yueh, S.H., Dinardo, S.J., Chazanoff, S.L., Kitiyakara, A., Li, F.K., Rahmat-Samii, Y., 2001. Passive active L- and S-band (PALS) microwave sensor for ocean salinity and soil moisture measurements. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 39, 1039–1048. https://doi.org/10.1109/36.921422

Wu, T., Chen, K., 2004. A Reappraisal of the Validity of the IEM Model for Backscattering From Rough Surfaces. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 42, 743–753.

Xiang, K., Ma, M., Liu, W., Dong, J., Zhu, X., Yuan, W., 2019. Mapping irrigated areas of northeast China in comparison to natural vegetation. Remote Sens. 11, 1–14. https://doi.org/10.3390/rs11070825

Xu, X., Sandwell, D.T., Smith-Konter, B., 2020. Coseismic displacements and surface fractures from sentinel-1 InSAR: 2019 Ridgecrest earthquakes. Seismol. Res. Lett. 91, 1979–1985. https://doi.org/10.1785/0220190275

Yozevitch, R., Ben-Moshe, B., 2017. Advanced Particle Filter Methods, in: Heuristics and Hyper-Heuristics - Principles and Applications. pp. 85–105. https://doi.org/10.5772/intechopen.69236

Zappa, L., Schlaffer, S., Bauer-Marschallinger, B., Nendel, C., Zimmerman, B., Dorigo, W., 2021. Detection and quantification of irrigation water amounts at 500 m using sentinel-1 surface soil moisture. Remote Sens. 13, 1–20. https://doi.org/10.3390/rs13091727

Zaussinger, F., Dorigo, W., Gruber, A., Tarpanelli, A., Filippucci, P., Brocca, L., 2019. Estimating irrigation water use over the contiguous United States by combining satellite and reanalysis soil moisture data. Hydrol. Earth Syst. Sci. 23, 897–923. https://doi.org/10.5194/hess-23-897-2019

Zebker, H.A., Villasenor, J., 1992. Decorrelation in Interferometric Radar Echoes. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 30, 950–959. https://doi.org/10.1109/36.175330

Zhang, G., Liu, C., Xiao, C., Xie, R., Ming, B., Hou, P., Liu, G., Xu, W., Shen, D., Wang, K., Li, S., 2017. Optimizing water use efficiency and economic return of super high yield spring maize under drip irrigation and plastic mulching in arid areas of China. F. Crop. Res. 211, 137–146. https://doi.org/10.1016/j.fcr.2017.05.026

Zkhiri, W., Tramblay, Y., Hanich, L., Jarlan, L., Ruelland, D., 2018. Spatiotemporal characterization of current and future droughts in the High Atlas basins (Morocco). Theor. Appl. Climatol. 2018 1351 135, 593–605. https://doi.org/10.1007/S00704-018-2388-6

Zohaib, M., Choi, M., 2020. Satellite-based global-scale irrigation water use and its contemporary trends. Sci. Total Environ. 714, 136719.

Zribi, M., Baghdadi, N., 2015. Potential of high spatial resolution radars for the characterization of soil properties in agricultural environments, in: Erlanger Geographische Arbeiten Band 42. pp. 33–52.

Zribi, M., Chahbi, A., Shabou, M., Lili-Chabaane, Z., Duchemin, B., Baghdadi, N., Amri, R., Chehbouni, A., 2011. Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation. Hydrol. Earth Syst. Sci. 15, 345–358. https://doi.org/10.5194/hess-15-345-2011

Zribi, M., Dechambre, M., 2002. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data. Remote Sens. Environ. 84, 42–52. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00069-X

Zribi, M., Gorrab, A., Baghdadi, N., Lili-Chabaane, Z., Mougenot, B., 2014. Influence of radar frequency on the relationship between bare surface soil moisture vertical profile and radar backscatter. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 11, 848–852. https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2279893

Zribi, M., Hegarat-Mascle, S. Le, Ottle, C., Kammoun, B., Guerin, C., 2003. Surface soil moisture estimation using active microwave ERS wind scatterometer and SAR data. IGARSS 2003. 2003 IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. Proc. (IEEE Cat. No.03CH37477) 2, 5–7. https://doi.org/10.1109/IGARSS.2003.1294122