



HAL
open science

Suivi des ressources en eau par une approche combinant la télédétection multi-capteur et la modélisation phénoménologique

Yoann Malbêteau

► **To cite this version:**

Yoann Malbêteau. Suivi des ressources en eau par une approche combinant la télédétection multi-capteur et la modélisation phénoménologique. Hydrologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2016. Français. NNT : 2016TOU30193 . tel-01473141v2

HAL Id: tel-01473141

<https://theses.hal.science/tel-01473141v2>

Submitted on 12 Dec 2017

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

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



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par : *l'Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)*

Présentée et soutenue le 18 Novembre 2016 par :

YOANN MALBÉTEAU

**Suivi des ressources en eau par une approche combinant la télédétection
multi-capteur et la modélisation phénoménologique**

JURY

M. GASTELLU-ETCHEGORRY	Professeur d'Université UPS, France	Président
RICHARD DE JEU	Professeur d'Université VUA, Pays Bas	Rapporteur
THIERRY PELLARIN	Chargé de Recherche CNRS, France	Rapporteur
GIANPAOLO BALSAMO	Chercheur confirmé ECMWF, U.K.	Examineur
SAÏD KHABBA	Professeur d'Université UCAM, Maroc	Examineur
VALÉRIE LE DANTEC	Maître de conférence UPS, France	Examineur
SIMON GASCOIN	Chargé de Recherche CNRS, France	Examineur

École doctorale et spécialité :

SDU2E : Surfaces et Interfaces continentales, Hydrologie

Unité de Recherche :

Centre d'Étude Spatiales de la Biosphère (UMR 5126)

Directeur(s) de Thèse :

Olivier MERLIN, Chargé de Recherche CNRS, CESBIO

Lionel JARLAN, Chargé de Recherche IRD, CESBIO

Rapporteurs :

Richard DE JEU, Professeur, Vandersat B.V. - Pays-bas

Thierry PELLARIN, Chargé de Recherche CNRS, LTHE - Grenoble

À tata Jo

Table des matières

Résumé	v
Abstract	vii
Remerciements	ix
1 Introduction générale	1
1.1 Contexte	2
1.1.1 Le changement climatique	2
1.1.2 L'hydrologie en milieu semi aride	4
1.1.3 L'humidité du sol pour l'agriculture	6
1.1.4 Vers une gestion optimisée de l'irrigation	7
1.2 La télédétection pour le suivi des ressources en eau	8
1.2.1 Télédétection de l'humidité du sol	8
1.2.2 Télédétection de la température de surface	12
1.3 Modélisations hydrologiques en lien avec la télédétection	14
1.3.1 Modélisation phénoménologique	14
1.3.2 Couplage entre télédétection et modélisation	16
1.4 Objectifs et plan de la thèse	18
2 Zones d'études et Données <i>in situ</i>	21
2.1 Le bassin méditerranéen : Le Maroc	22
2.1.1 Le bassin du Tensift-Haouz	23
2.1.2 Zoom sur le bassin de montagne de la Rheraya (zone atelier)	24
2.2 Le Sud-Est de l'Australie	26
2.2.1 Bassin du Murrumbidgee	26
2.2.2 Zoom sur la région de Yanco	27
2.3 Les observations <i>in situ</i> d'humidité du sol	28
3 Désagrégation de l'humidité du sol à partir de la LST	31
3.1 Introduction	32
3.2 Désagrégation de l'humidité du sol	33
3.2.1 Méthodes basées sur les données optiques	33
3.2.2 L'algorithme DisPATCh	35
3.2.3 Le produit CATDS	37
3.2.4 Une métrique pour évaluer l'apport de la désagrégation	40
3.3 Application : Bassin du Murrumbidgee, Australie	42
3.3.1 Application aux données SMOS	42
3.3.2 Application aux données AMSR-E	43

3.4	ARTICLE : <i>DisPATCh as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements</i>	44
3.4.1	Résumé	44
3.4.2	Article	44
3.5	Synthèse et Conclusion	59
4	Humidité du sol à haute résolution spatio-temporelle	61
4.1	Introduction	62
4.2	Méthode : Synergie précipitation/humidité du sol	63
4.2.1	Modèle de surface : "force restore"	63
4.2.2	Assimilation de l'humidité du sol désagrégée	63
4.3	Application en régions semi-arides : Principaux résultats	66
4.3.1	Bassin du Tensift-Haouz, Maroc	66
4.3.2	Bassin du Murrumbidgee, Australie	68
4.4	ARTICLE : <i>Towards a soil moisture product at high spatio-temporal resolution : temporally-interpolated spatially-disaggregated SMOS data based on precipitation</i>	70
4.4.1	Résumé de l'article	70
4.4.2	Article	70
4.5	Synthèse et Conclusion	87
5	Vers une extension du domaine d'applicabilité aux régions montagneuses	89
5.1	Introduction	90
5.2	Méthode de correction des effets topographiques	91
5.2.1	Modélisation de la température de surface (effets d'éclairement et d'altitude)	91
5.2.2	Méthode de correction	92
5.3	Application : La vallée d'Imlil au Maroc	92
5.3.1	Principaux résultats	92
5.3.2	Campagne de mesures de validation : Les thermocrons ibuttons	93
5.4	ARTICLE : <i>Normalizing land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas</i>	97
5.4.1	Résumé de l'article	97
5.4.2	Article	97
5.5	Supplément : Application aux données LANDSAT	113
5.6	Synthèse et Conclusion	115
6	Conclusion générale	117
6.1	Résumé des travaux	118
6.2	Limites des méthodes et Discussion	119
6.3	Perspectives d'application	120
6.3.1	Vers la correction et désagrégation des données de précipitations	120
6.3.2	Vers l'estimation des apports d'eau par l'irrigation	121
6.3.3	Synergie multi-capteur pour l'étude du cycle de l'eau	122
	Bibliographie	125
	Table des figures	137
	A SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution	139
	B Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods	157

Résumé

(Suivi des ressources en eau par une approche combinant la télédétection multi-capteur et la modélisation phénoménologique)

Ces travaux ont pour objectif général d'améliorer la représentation spatio-temporelle des processus hydrologiques de surface à partir de modèles dont la complexité est adaptée aux informations disponibles par la télédétection multi-capteur/multi-résolution. Nous avons poursuivi des développements méthodologiques (désagrégation, assimilation, modélisation du bilan d'énergie) autour de l'estimation de l'humidité du sol dans le contexte de la gestion des ressources en eau dans les régions semi-arides. Récemment, des missions spatiales permettent d'observer l'humidité des sols en surface ; notamment avec le capteur AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS) et la mission SMOS (Soil Moisture Ocean Salinity). Toutefois la résolution spatiale de ces capteurs est trop large (> 40 km) pour des applications hydrologiques. Afin de résoudre le problème d'échelle, l'algorithme de désagrégation DisPATCh (Disaggregation based on Physical and Theoretical Scale Change) a été développé en se basant sur un modèle d'évapotranspiration. Dans la première partie de thèse, l'algorithme est appliqué et validé sur le bassin du Murrumbidgee (sud-est de l'Australie) avec une résolution spatiale cible de 1 km à partir des données de LST (Température de surface) et NDVI (indice de végétation) issues de MODIS (MODerate resolution Imaging Spectroradiometer) et de deux produits d'humidité du sol basse résolution : SMOS et AMSR-E. Les résultats montrent que la désagrégation est plus efficace en été, où la performance du modèle d'évapotranspiration est optimale. L'étude précédente a notamment mis en évidence que la résolution temporelle des données DisPATCh est limitée par la couverture nuageuse visible sur les images MODIS et la résolution temporelle des radiomètres micro-ondes (3 jours pour SMOS). Dans la deuxième partie, une nouvelle approche est donc développée pour assurer la continuité temporelle des données d'humidité de surface en assimilant les données DisPATCh dans un modèle dynamique de type force-restore, forcé par des données météorologiques issus de ré-analyses, dont les précipitations. La méthode combine de manière originale un système variationnel (2D-VAR) pour estimer l'humidité du sol en zone racinaire et une approche séquentielle (filtre de Kalman simplifié) pour analyser l'humidité du sol en surface. La performance de l'approche est évaluée sur deux zones : la région Tensift-Haouz au Maroc et la région de Yanco en Australie. Les résultats montrent que le couplage désagrégation/assimilation de l'humidité du sol est un outil performant pour estimer l'humidité en surface à l'échelle journalière, même lorsque les données météorologiques sont incertaines. Dans la troisième partie, une méthode de correction des effets topographiques sur la LST est développée dans le but d'étendre l'applicabilité de DisPATCh aux zones vallonnées ou montagneuses, qui jouent souvent le rôle de château d'eau sur les régions semi-arides. Cette approche, basée sur un modèle de bilan d'énergie à base physique, est testée avec les données ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer) et Landsat sur la vallée d'Imlil dans le Haut Atlas Marocain. Les résultats indiquent que les effets topographiques ont été fortement réduits sur les images de LST à 100 m de résolution et que la LST corrigée pourrait être utilisée comme une signature de l'état hydrique en montagne. Les perspectives ouvertes par ces travaux concernent la correction/désagrégation des données de précipitations et l'estimation des apports par l'irrigation pour une gestion optimisée de l'eau.

Mots clés :

Humidité du sol, Désagrégation, Assimilation, Température de surface, Précipitation

Abstract

(Water resources monitoring through an approach combining remote sensing multi-sensor and phenomenological modeling)

This thesis aims to improve the spatio-temporal resolution of surface water fluxes at the land surface-atmosphere interface based on appropriate models that rely on readily available multi-sensor remote sensing data. This work has been set up to further develop (disaggregation, assimilation, energy balance modeling) approaches related to soil moisture monitoring in order to optimize water management over semi-arid areas. Currently, the near surface soil moisture data sets available at global scale have a spatial resolution that is too coarse for hydrological applications. Especially, the near surface soil moisture retrieved from passive microwave observations such as AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS) and SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) data have a spatial resolution of about 60 km and 40 km, respectively. In this context, the downscaling algorithm “DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change” (or DisPATCh) has been developed. The near surface soil moisture variability is estimate within a low resolution pixel at the targeted 1 km resolution based on an evapotranspiration model using LST (Land surface temperature) and NDVI (vegetation index) derived from MODIS (MODerate resolution Imaging Spectroradiometer) data. Within a first step, DisPATCh is applied to SMOS and AMSR-E soil moisture products over the Murrumbidgee river catchment in Southeastern Australia and is evaluated during a one-year period. It is found that the downscaling efficiency is lower in winter than during the hotter months when DisPATCh performance is optimal. However, the temporal resolution of DisPATCh data is limited by the gaps in MODIS images due to cloud cover, and by the temporal resolution of passive microwave observations (global coverage every 3 days for SMOS). The second step proposes an approach to overcome these limitations by assimilating the 1 km resolution DisPATCh data into a simple dynamic soil model forced by reanalysis meteorological data including precipitation. The original approach combines a variational scheme for root-zone soil moisture analysis and a sequential approach for the update of surface soil moisture. The performance is assessed using ground measurements of soil moisture in the Tensift-Haouz region in Morocco and the Yanco area in Australia during 2014. It is found that the downscaling/assimilation scheme is an efficient approach to estimate the dynamics of the 1 km resolution surface soil moisture at daily time scale, even when coarse scale and inaccurate meteorological data including rainfall are used. The third step presents a physically-based method to correct LST data for topographic effects in order to offer the opportunity for applying DisPATCh over mountainous areas. The approach is tested using ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer) and Landsat data over a 6 km by 6 km steep-sided area in the Moroccan Atlas. It is found that the strong correlations between LST and illumination over rugged terrain before correction are greatly reduced at ~100 m resolution after the topographic correction. Such a correction method could potentially be used as a proxy of the surface water status over mountainous terrain. This thesis opens the path for developing new remote sensing-based methods in order to retrieve water inputs -including both precipitation and irrigation- at high spatial resolution for water management.

Keywords:

Soil moisture, Disaggregation , Assimilation, Land Surface Temperature, Precipitation

Remerciements

Octobre 2013, avec un ordinateur portable tout neuf et un vieil appareil photo, me voilà prêt pour l'aventure "Doctorat"... Trois ans plus tard, quatre continents et 22 passages à la douane marocaine je suis arrivé à ce moment mythique : la rédaction des remerciements ! C'est un instant magique car il est d'une part le symbole de l'aboutissement du manuscrit (youhouu) et d'autre part la fin d'une aventure humaine inoubliable. M'y voilà, donc à mon tour de remercier tous ceux qui ont permis ces trois années d'épanouissement :

À *Olivier Merlin* et *Lionel Jarlan* pour la confiance et la liberté qu'ils m'ont accordé pour mener à bien ce doctorat. Malgré la distance et les chassés-croisés, ils ont su être disponibles et à l'écoute à chaque moment décisif. Leurs soutiens m'ont permis d'aller jusqu'au bout de cette belle aventure sans difficulté et dans un climat amical et détendu. J'ai beaucoup apprécié la multitude de leurs idées et critiques constructives. J'aurais difficilement pu imaginer mieux comme encadrement.

Aux directeurs du laboratoire CESBIO, *Yann Kerr* et *Laurent Polidori*, non seulement pour m'avoir accueilli au sein du labo mais aussi pour leurs soutiens et leurs conseils.

À mon comité de thèse, *Simon Gascoin*, *Said Khabba* et *Gianpaolo Balsamo*, pour avoir eu un regard extérieur sur mon travail. Merci pour vos commentaires et pistes de recherche, le tout dans la bonne humeur.

À *Thierry Pellarin*, *Richard de Jeu*, *Valérie Le Dantec*, et *Jean-Philippe Gastellu-Etchegorry* d'avoir bien voulu faire partie de mon jury de soutenance.

À *Emilie Bastie*, pour m'avoir aidé, supporté (et peut-être haï) dans l'organisation des missions et des voyages. Sans son aide, je me serais retrouvé dans bien des galères... Je me suis même permis de ne pas prendre un avion avec 8h de retard, car je savais qu'elle serait là pour m'aider le lendemain matin.

À *tous les membres du CESBIO*, parce que le travail c'est bien mais dans la bonne humeur c'est mieux. Un travail ne se faisant jamais seul, merci à *Béatrix* pour sa collaboration et son aide dans ces travaux de thèse et toujours avec le sourire. Je remercie également tous ceux qui m'ont entouré pendant ces 3 années, c'était que du bonheur. Et certains collègues sont devenus des amis. *Camille*, parce que prendre l'avion avec toi c'est inoubliable, et les heures à discuter au bureau, sur le toit terrasse à Marrakech et même perdu en rando quelque part en Espagne. Parmi les souvenirs qui resteront, les sorties Neige avec *Renaud*, avec la meilleure descente de luge-fesse (mon pantalon s'en rappelle aussi).

À *Saïd Khabba, Salah Er-raki, Vincent Simonneaux* et tous les membres du LMI TREMA pour leurs accueils chaleureux et leurs aides pour m'adapter à la vie marocaine. Shokran Bsef Adnane pour m'avoir aidé à acheter ma Mobyette swing. Quel Plaisir, c'était la liberté façon Marrakchi, le casque bol et les mains pleines de graisses. Merci à Bastien pour m'avoir intégré et fait découvrir le Maroc, Merci à Youssef pour ces longues discussions. Cette expérience marocaine a été marquée par des rencontres inoubliables ... à travers l'Atlas, le Sahara, le souk, les fêtes, les cascades ou encore autour d'un couscous ou d'un tajine. Shokran Bsef à tous.

À tous les membres de la campagne de mesure *SMAPEX*, pour ces quelques semaines incroyables passées en Australie à chercher de l'eau et chasser les kangourous.

À *isardSAT* et *LABferrer*, pour ces merveilleux moments passés en votre compagnie! L'ambiance chaleureuse et la sympathie qu'ils m'ont témoignée me va droit au cœur.

Au *Commando Ginyu*, parce que ces trois dernières années ont été plus fun que jamais! Merci encore mes amis, vous avez été d'un grand soutien! Et un grand Merci pour m'avoir hébergé pendant mes passages à Toulouse, avec vous .. "ça fait plaisir".

Aux amis d'ici et d'ailleurs, car ils sont incroyables. Ils ont tous été les gardiens de mon équilibre psychologique durant ces trois ans. Ils sont tellement nombreux à m'avoir soutenu ... je n'ai pas besoin de les citer, ils se reconnaîtront. Je vous aime!

À *Vincent*, parce qu'un colloc comme toi c'est juste du bonheur. On a vécu tellement de moments incroyables... Bref une sacrée expérience de vie commune à tes côtés "bro".

À *Papy*, pour le bricolage avant l'installation des ibuttons au Maroc. Et *Mamie*, pour le soutien logistique. Et tout le reste depuis de nombreuses années. Je vous aime!

À mes parents, ma sœur *Marie* et *Sissou*, pour le soutien, les encouragements et la confiance indéfectible depuis de nombreuses années dans mes choix. Ils ont su me donner toutes les chances pour réussir. Une chose est sûre, je n'aurais rien pu faire sans eux! Tout ce que vous avez fait signifie tellement pour moi. Je vous aime!

Je vous dédie cette thèse, elle est à vous, pour vous, grâce à vous!

Chapitre 1

Introduction générale

Sommaire

1.1	Contexte	2
1.1.1	Le changement climatique	2
1.1.2	L'hydrologie en milieu semi aride	4
1.1.3	L'humidité du sol pour l'agriculture	6
1.1.4	Vers une gestion optimisée de l'irrigation	7
1.2	La télédétection pour le suivi des ressources en eau	8
1.2.1	Télédétection de l'humidité du sol	8
1.2.2	Télédétection de la température de surface	12
1.3	Modélisations hydrologiques en lien avec la télédétection	14
1.3.1	Modélisation phénoménologique	14
1.3.2	Couplage entre télédétection et modélisation	16
1.4	Objectifs et plan de la thèse	18

1.1 Contexte

La ressource en eau permet le maintien et le développement de la vie à la surface de la Terre. La majorité de l'eau est stockée dans les océans (97.19%), le reste -l'eau douce- est réparti entre les surfaces gelées et les glaciers (2.20%), les nappes souterraines (0.60%) et l'eau de surface qui comprend les cours d'eau, les lacs et l'humidité du sol (environ 0.01%). Si les besoins en eau sont généralement associés à l'accès à l'eau potable pour la population, elle est également indispensable pour de nombreux secteurs industriels et agro-alimentaires. L'usage de l'eau s'est donc continuellement intensifié et diversifié depuis le début du XX^{ième} siècle, entraînant une augmentation des volumes d'eau utilisés. L'agriculture, qui utilise l'eau pour l'irrigation des cultures, représente les 3/4 de la demande actuelle dans le monde (Postel, 1992; Shiklomanov, 2000; Cai and Rosegrant, 2002; Wisser et al., 2008; Sauer et al., 2010; Siebert et al., 2005). Cette forte demande en eau est due à l'extension et l'intensification de l'agriculture pour faire face à l'augmentation de la population mondiale et donc aux besoins alimentaires (la consommation mondiale de produits agricoles a été multipliée par six entre 1900 et 1975). S'ajoutant à cette demande croissante, le changement climatique qui est déjà sensible dans les différentes régions du monde impacte la ressource en eau.

1.1.1 Le changement climatique

Il y a les climatosceptiques, qui affirment que le climat change car il l'a toujours fait, les carbocentristes, qui au contraire défendent la thèse du réchauffement climatique, et il y a tous les autres qui ne savent pas si l'humanité a déséquilibré le climat de la terre. En effet une des difficultés est de savoir "attribuer" le changement climatique observé à l'échelle régionale et/ou locale, soit aux forçages naturels, soit à la variabilité interne naturelle du climat, soit à l'impact anthropique. Cependant la réalité est telle que la Terre est globalement plus chaude de 0.85°C en moyenne depuis le début de l'ère industrielle d'après le 5^{ème} rapport du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC). Sans connaître les données de l'année 2016, l'année 2015 a été la plus chaude jamais enregistrée depuis 1880 d'après la NASA (US National Aeronautics and Space Administration) et la NOAA (US National Oceanic and Atmospheric Administration) (Fig. 1.1). Dans certaines régions, ces effets sont déjà visibles par des vagues de chaleur de plus en plus longues, la fonte des glaciers et les menaces sur la biodiversité. Durant cette thèse, trois années se sont écoulées et des records climatologiques sont tombés, en voici quelques exemples :

- Mars 2014 : Typhon Haiyan, le plus puissant de l'histoire contemporaine, a dévasté les philippines.
- 2015 : le niveau moyen des océans s'est élevé de 17 cm depuis 1880, avec une hausse rapide enregistrée depuis 2003.
- Janvier 2015 : l'Australie a vécu les pires incendies de son histoire depuis 30 ans et près de 12 000 hectares ont été consumés.
- Février 2015 : Le Texas, aux États-Unis, a été paralysé par une tempête de glace qui a fortement affecté les déplacements et les approvisionnements en électricité de l'État.
- Hiver 2015-2016 : le plus chaud enregistré depuis 100 ans sur l'ensemble du globe.
- Année 2016 : El Niño est un phénomène naturel mais il cause un déficit de pluie dans le sud-est de l'Afrique et au nord-est du Brésil, alors qu'il y a des excédents de pluie au Paraguay, en Argentine, au Brésil et en Uruguay.
- Juillet 2016 : La Californie a subi des incendies de fortes ampleurs qui font suite à 4 années de sécheresse.

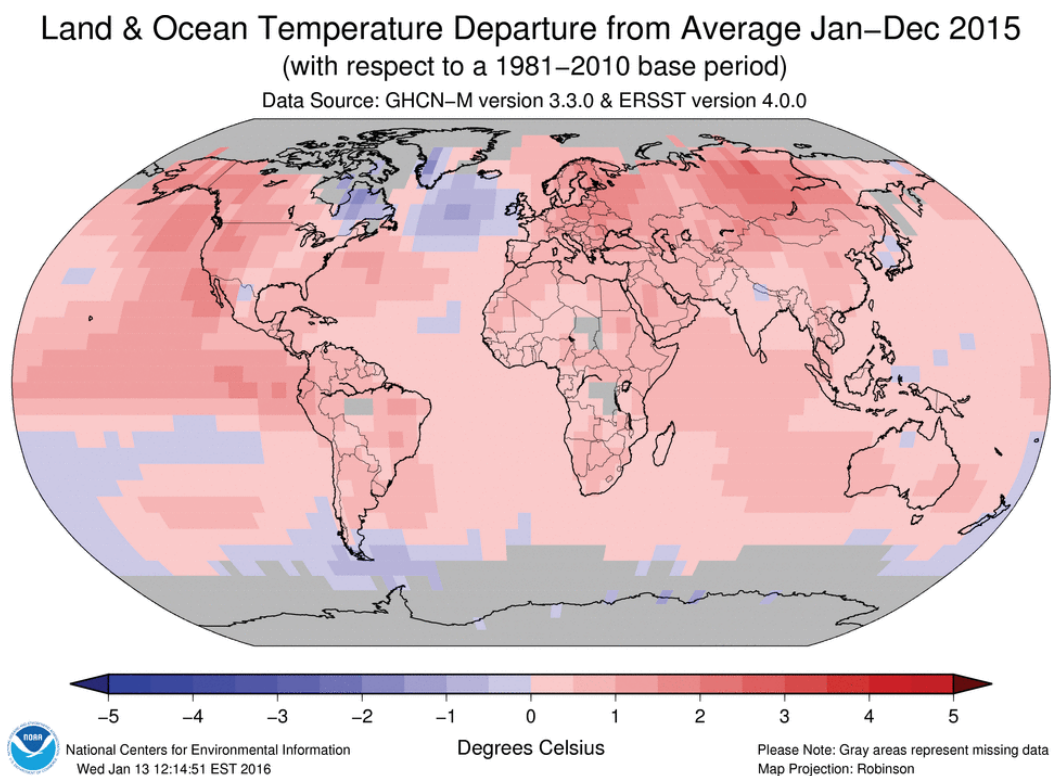


FIGURE 1.1 – Anomalie des températures Jan-Dec 2015 par rapport à moyenne 1981-2010.
Source : NOAA

Les risques se réfèrent aux catastrophes (inondations, sécheresses, typhons, incendies etc ..) liées à l'eau et résultant des variabilités climatiques. Certaines ont des conséquences directes sur les populations et d'autres comme les sécheresses ont des conséquences graves, mais à plus long terme, sur la sécurité alimentaire et hydrique, principalement dans les pays en développement. Quelques exemples de sécheresse dans le monde nous montrent l'ampleur des changements à réaliser pour s'adapter à la diminution des ressources en eau :

Cuba : Le secteur agricole cubain est touché par des sécheresses plus intenses et fréquentes, et le manque d'eau a des conséquences marquées sur l'ensemble de la production agricole et l'élevage du bétail. Depuis 2014, le pays fait face à la pire sécheresse qu'il ait jamais connue au cours des 115 dernières années, et qui, selon les projections climatiques, devrait se poursuivre.

Lac Tchad : Le lac Tchad est une véritable mer intérieure baignée dans un environnement géopolitique sous haute tension. Depuis les années 1970 et 1980, la récurrence des périodes de sécheresse dans le Sahel et les grands projets d'aménagements hydrauliques ont entraîné la disparition de cette mer. Alors que sa superficie s'est réduite de 80% en 40 ans, les abords du lac et ses multiples îles accueillent une population croissante, grossie par les vastes mouvements migratoires en provenance d'un arrière-pays soumis aux aléas climatiques. Cette pression démographique a également dégradé la qualité des eaux, principalement par les activités agricoles qui polluent les cours d'eau et les nappes phréatiques.

Maroc : Dans ce pays, on a l'habitude de dire que "Quand l'agriculture va, tout va !". En effet, l'agriculture a un poids économique et social colossal. Elle représente 14,6% du PIB du pays et près de 40% de l'emploi, dont 75% en milieu rural. Mais avec le retard des pluies dans l'hiver 2015-2016, la sécheresse s'installe un peu plus sur le pays. Le gouvernement marocain a décrété fin Janvier un plan d'urgence de 4,5 milliards de dirhams (417 millions d'euros) pour faire face à ce problème. Ce plan n'avait jamais été mis en place aussi tôt dans la saison agricole.

USA : Même les superpuissances ne sont pas épargnées par la sécheresse : le secteur agricole consomme 80% de l'eau en Californie, et les agriculteurs sont durement frappés par la sécheresse depuis 2010. Ils ont été soumis à un rationnement de l'eau ces dernières années. Cette région assure, habituellement, une partie importante de la production de fruits et légumes pour le pays entier.

D'un point de vue plus global, les régions de la zone intertropicale et les zones semi-arides attenantes sont doublement vulnérables aux aléas climatiques liés à l'eau. D'une part car elles sont les premières à sortir de l'enveloppe de leur climat de référence à cause de leur faible variabilité inter-annuelle de la température. D'autre part, c'est dans ces régions qu'on attend les plus fortes augmentations de population, et ceci quels que soient les scénarios démographiques considérés. En d'autres termes, c'est dans ces régions que le changement climatique va se faire sentir le plus rapidement et toucher une proportion sans cesse croissante de la population mondiale, avec le risque évident d'une aggravation majeure des inégalités et donc d'une instabilité des sociétés qui, de ce fait, seront encore moins bien armées pour y faire face.

1.1.2 L'hydrologie en milieu semi aride

La répartition des ressources en eau n'est pas uniforme dans le temps et l'espace et plus de 4 milliards de personnes vivent dans des zones de pénurie en eau. Dans ces régions, la difficulté pour la gestion de l'eau est de prendre en compte le développement mal maîtrisé de l'urbanisme, le tourisme et la démographie, ainsi que les besoins pour l'irrigation, qui sont en augmentation dans ces zones sensibles aux variations climatiques.

En milieu semi aride le cycle de l'eau présente des caractéristiques particulières. Le régime de précipitation est de type convectif, c'est à dire de courte durée et de forte intensité avec une forte hétérogénéité spatiale. La variabilité temporelle est elle aussi spécifique : par exemple sur la côte nord-ouest de l'Australie, une station a enregistré une précipitation annuelle moyenne de 450 mm sur quatre années consécutives mais avec des cumuls de 570, 70, 680 et 55 mm (Pilgrim et al., 1988). Une large majorité des événements pluvieux (64%) présente une durée inférieure ou égale à une heure (alors qu'elle n'est que de 47% en milieu tempéré) d'après Güntner (2002). Dans le Bassin du Tensift-Haouz au Maroc, les événements pluvieux intenses ont lieu en Novembre et Avril. Par exemple, en Novembre 2014, le centre du Maroc a été touché par des intempéries exceptionnelles, une trentaine de personnes sont mortes et de nombreuses installations ont été endommagées à la suite de violentes précipitations qui ont provoqué des inondations et des crues de plusieurs rivières au pied du massif de l'Atlas (Fig. 1.2).



FIGURE 1.2 – Crue de l’oued Rheraya (au premier plan) en Mai 2016 dans le Haut Atlas. Source : Malbêteau Y.

Le phénomène de ruissellement est aussi caractéristique du milieu semi aride. Les précipitations intenses, conjuguées à la faible capacité d’infiltration des sols expliquent la prépondérance du ruissellement. Ces ruissellements sont causés par des sols souvent compactés et recouverts d’une croûte avec une végétation peu abondante.

L’évapotranspiration représente un flux important du cycle hydrologique dans ces régions semi arides (Hernandez et al., 2000). Cette composante recycle environ 80% des précipitations (Pilgrim et al., 1988). L’évapotranspiration (réelle) est liée à la disponibilité en eau du sol et à la demande climatique (évapotranspiration potentielle ou de référence - ET_0). Par définition, cette variable ET_0 est définie comme étant ”le taux d’évaporation d’une surface étendue de gazon, en croissance active, ayant une hauteur uniforme de 8 à 15 cm, couvrant complètement le sol, et ne souffrant pas de stress hydrique”, selon la l’Organisation des Nations unies pour l’alimentation et l’agriculture (FAO).

La zone semi-aride peut donc supporter une agriculture pluviale, mais avec des niveaux de production plus ou moins réguliers. Si les végétaux des zones arides s’adaptent morphologiquement et physiologiquement à leur milieu pour satisfaire plus facilement leur besoin en eau (Chaves et al., 2003), ces stratégies d’adaptation se font toujours au détriment de leur croissance. C’est aussi pour cette raison que de nombreuses régions agricoles du globe ont recours à l’irrigation (Siebert et al., 2005; Wichelns and Oster, 2006), ce qui leur permet, malgré le climat et/ou la qualité des sols, de cultiver leurs terres et d’obtenir une production agricole suffisante pour tenter d’assurer la sécurité alimentaire. Il est cependant nécessaire de gérer au mieux l’eau mise à disposition des cultures et donc d’estimer le plus justement possible leurs besoins réels dans le temps (Fischer and Hagan, 1965; Pereira et al., 2002). En effet, la consommation de l’eau pour l’agriculture représente 80 à 90% de l’eau mobilisable (FAO).

1.1.3 L'humidité du sol pour l'agriculture

L'étude de l'humidité du sol est primordiale pour la gestion de l'eau. Même si l'humidité du sol ne constitue qu'une petite partie (0.15%) de l'eau douce présente à la surface de la terre (Dingman, 1994), elle est au centre des échanges biosphère, atmosphère et hydrosphère en contrôlant le partage des précipitations en évaporation, ruissellement et infiltration. Cette variable est un élément majeur du cycle de l'eau et elle est considérée comme une Variable Essentielle du Climat en 2010 par *Global Climate Observing System*. De plus, pour permettre une bonne croissance végétative, les plantes ont un besoin d'eau approprié en qualité, en quantité, à la portée de leurs racines et au bon moment. C'est à dire que l'efficacité de l'utilisation de l'eau et des éléments nutritifs est optimale quand l'apport d'eau fournit la juste quantité d'eau dont la culture a besoin et que le sol est à même de la retenir dans la zone racinaire. L'humidité du sol a également une forte influence sur la production agricole par sa capacité à transporter les nutriments vers et à travers les plantes (Fig. 1.3).

Par définition, l'humidité du sol représente la quantité d'eau présente dans le sol et s'exprime en unité volumique ($\text{m}^3.\text{m}^{-3}$). Ce rapport représente le volume d'eau présent dans un volume de sol considéré. Il varie entre 0 pour un sol très sec et la valeur de la porosité, c'est à dire la fraction de volume occupée par l'air dans un sol sec. Elle diffère en fonction du type de sol considéré. Lorsque tous les pores sont remplis d'eau, on parle de saturation du sol.

L'humidité du sol se présente sous deux formes : 1) l'eau gravitationnelle qui circule de haut en bas par la gravité et 2) l'eau capillaire qui reste sur les particules de terre. Cette eau capillaire est la plus importante pour la croissance de la plante car elle peut être captée facilement par les racines. L'humidité du sol dépend aussi de la nature du sol lui-même. L'argile, le limon et le sable ont tous des capacités (capacité au champs) différentes pour conserver l'humidité du sol. Les argiles ont une forte capacité de rétention de l'humidité, au contraire des sols sablonneux. En même temps, il est important que l'eau puisse être infiltrée dans le sol, et ne pas être perdue par ruissellement ou par évaporation. Ceci est appelé la "capacité d'infiltration" du sol et a une importance capitale en surface (c'est à dire dans les premiers centimètres).

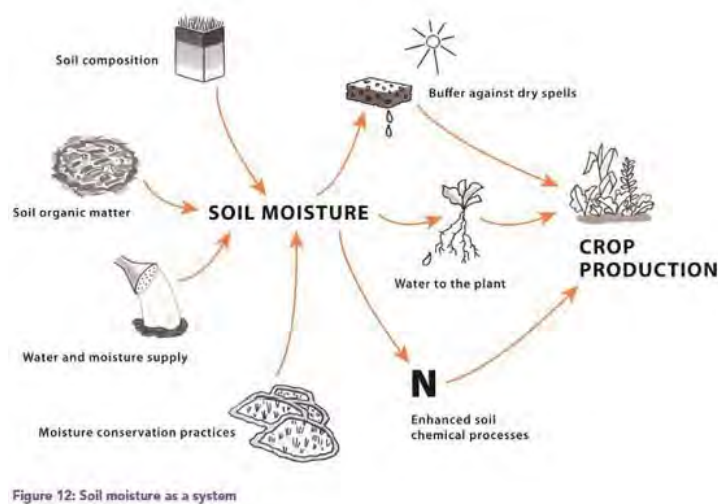


Figure 12: Soil moisture as a system

FIGURE 1.3 – Humidité du sol au centre du système agronomique. Source : agriculturesnetwork.org

1.1.4 Vers une gestion optimisée de l'irrigation ...

Quand, en France, la majorité de la population est lassée de la pluie, dans un pays semi-aride comme le Maroc, la pluie est un moment de fête. La population a conscience de l'importance de l'eau, elle n'est pas perçue comme un élément acquis.

Je vais prendre l'exemple du Maroc : une stratégie de développement économique et social a été mis en place en vue de l'amélioration du secteur agricole et en particulier de l'irrigation, afin de valoriser les ressources en eau. La création des Offices Régionaux de Mise en Valeur Agricole (ORMVA) dans les zones à fort potentiel agricole a commencé en 1966. Ces organismes ont pour mission l'aménagement des périmètres irrigués, le développement agricole, la gestion des réseaux d'irrigation, et la gestion des ressources en eau pour l'agriculture. Je vais donc me concentrer sur ce dernier point. En effet après plusieurs tentatives de sensibilisation des agriculteurs pour l'économie de l'eau, les autorités marocaines ont lancé le Plan Maroc Vert en 2008. Ce nouveau plan a pour objectif d'adopter une approche moderne visant à contribuer à la promotion des investissements dans l'agriculture et à mettre à profit les expériences réussies en la matière, tant au niveau national qu'international pour une meilleure gestion de l'eau mobilisée pour l'irrigation.

Un autre exemple intéressant est celui du Murrumbidgee en Australie avec le plan "Coleambally irrigation areas" (CIA) qui a débuté dans les années 1960. La zone d'irrigation du CIA est une zone agricole d'environ 95.000 hectares qui contient plus de 500 fermes. Ce plan a permis la mise en place d'un réseau d'irrigation et d'une gestion des ressources en eau efficace. Il est aujourd'hui privé et géré par "Coleambally Irrigation Corporation".

Il est donc primordial de pouvoir apporter des informations sur l'état des surfaces pour aider au mieux les gestionnaires dans leurs décisions. L'étude de l'humidité du sol en surface pourrait permettre une meilleure estimation de l'eau en zone racinaire (l'eau utile pour la plante), et donc une meilleure gestion de l'eau mobilisée pour l'irrigation (Fig. 1.4).



FIGURE 1.4 – Étalement de l'eau d'une irrigation gravitaire sur une parcelle de blé sur un secteur irrigué près de Marrakech avec une station météorologique en arrière plan. Source : Michel Le Page

1.2 La télédétection pour le suivi des ressources en eau

Les sciences hydrologiques étudient le comportement de l'eau à la surface du sol et dans le sol. C'est à dire qu'elles examinent l'ensemble des processus qui interviennent dès l'instant où la goutte de pluie rencontre la surface jusqu'à l'écoulement de l'eau dans les rivières et son acheminement vers les lacs ou la mer, ainsi que les mécanismes de transfert entre l'atmosphère, la biosphère et les sols à différentes profondeurs. Il est donc important d'observer et d'analyser la répartition spatiale et la dynamique des eaux continentales pour une meilleure compréhension du cycle de l'eau. Cependant le développement d'un réseau dense de mesures au sol est très coûteux et demande un investissement humain important.

Depuis une vingtaine d'années, la télédétection par satellite a démontré un très fort potentiel pour le suivi des flux et des masses d'eau sur l'ensemble des continents. Dès le début des années 1990, des estimations systématiques des niveaux d'eau des lacs, fleuves, plaines d'inondation ont été déduites des altimètres radar Topex/Poseidon, Jason 1, Envisat et Jason 2 (Frappart et al., 2014, 2015; Papa et al., 2015; Birkett, 1995, 2002). La télédétection multi-spectrale fournit aussi de puissants outils pour observer les surfaces continentales et les composantes hydrologiques comme l'humidité des sols à l'aide des satellites SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity; Kerr et al. (2001)) et SMAP (Soil Moisture Active Passive; Entekhabi et al. (2010)). La température de surface issue de l'infrarouge thermique fournit également des informations sur l'état des surfaces et sur les variations spatio-temporelles des flux hydrologiques (Anderson, 1997) à l'interface surface-atmosphère par l'intermédiaire du bilan d'énergie et du bilan hydrique (Anderson et al., 2008; Brunsell and Gillies, 2003; Kustas and Anderson, 2009). Depuis 2002, la mission de gravimétrie spatiale GRACE (Gravity Recovery And Climate Experiment; Tapley et al. (2004)) permet de suivre les variations intégrées des stocks d'eau continentale. Les satellites météorologiques en orbite autour de la Terre, qu'ils soient géostationnaires (les satellites *Geostationary Operational Environmental Satellites (GOES)*, les *meteosat*) ou polaires (Global Precipitation Measurement (GPM), Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM)) permettent de détecter les précipitations et d'estimer leur intensité (Huffman et al., 2007; Hou et al., 2014). De plus la mission franco-américaine SWOT (Surface Water and Ocean Topography) est attendue avec impatience par les hydrologues avec son nouveau radar interférométrique large fauché dénommé KaRIn. Ces données permettront de déterminer les variations temporelles de stock d'eau dans les hydrosystèmes de surface (lacs, réservoirs et zones humides) et leurs dynamiques d'écoulement (Biancamaria et al., 2016). L'ensemble de ces nouvelles mesures offre des perspectives pour la compréhension du bilan hydrologique et la redistribution de l'eau à différentes échelles ainsi que leurs liens avec la variabilité climatique.

1.2.1 Télédétection de l'humidité du sol

Les premières méthodes destinées à suivre l'humidité du sol étaient basées sur les observations dans le domaine du visible et sur le fait qu'un sol s'assombrit lorsqu'il s'humidifie (Idso et al., 1975). Peu après, l'utilisation de l'infrarouge thermique a été une approche prometteuse en utilisant le lien avec le flux de chaleur latente, c'est à dire qu'un sol humide a une plus grande inertie thermique apparente et est donc relativement "plus froid" qu'un sol sec voisin (Gillies and Carlson, 1995). Cependant, l'absence de capteurs thermiques dédiés à cette variable avec une résolution adaptée ainsi que les effets atmosphériques, la couverture nuageuse ou encore l'effet de la végétation ont limité le développement de ces approches.

Les scientifiques se sont alors tournés vers le domaine d’observation dans les micro-ondes (table 1.1) dont le signal est sensible à la constante diélectrique du milieu observé, qui est directement liée au contenu en eau (Schmugge, 1983). Les recherches pour estimer l’humidité du sol se sont alors focalisées sur l’utilisation des radars (diffusiomètres ou SAR*) et des radiomètres. Ces systèmes opèrent à basse fréquence (1 à 40 GHz) et les informations peuvent être acquises aussi bien la nuit que le jour et ne sont pas altérées par les nuages. Deux grands types de capteurs micro-ondes existent pour mesurer l’humidité du sol :

- Les capteurs passifs (radiomètres) mesurent l’intensité de l’émission naturelle d’une surface.
- Les capteurs actifs (radars) envoient un signal vers la surface de la Terre et mesurent l’énergie diffusée dans la direction du capteur (rétro-diffusée).

L’utilisation des capteurs actifs était l’approche la plus répandue dans les années 1990. Ces systèmes permettent des mesures avec une résolution spatiale fine (quelques dizaines de mètres) et reposent aujourd’hui sur l’utilisation de radars SAR. Toutefois, ces systèmes sont contraints, comme la plupart des systèmes à haute résolution spatiale, par l’obligation de fonctionner à une fréquence temporelle assez faible, ce qui n’est pas compatible avec des exigences hydrologiques ou bien avec l’utilisation des modèles de prévisions météorologiques.

TABLE 1.1 – Correspondance entre les bandes, fréquences et longueurs d’ondes dans le domaine des micro-ondes

Bande	Fréquence	Longueur d’onde	Bande	Fréquence	Longueur d’onde
L	1-2 GHz	30-15 cm	Q	33-50 GHz	9.1-6 mm
S	2-4 GHz	15-7.5 cm	U	40-60 GHz	7.5-5 mm
C	4-8 GHz	7.5-3.75 cm	V	50-75 GHz	6-4 mm
X	8-12 GHz	3.75-2.5 cm	E	50-90 GHz	6-3.3 mm
Ku	12-18 GHz	2.5-1.6 cm	W	75-110 GHz	4-2.7 mm
K	18-26.5 GHz	16.6-11.3 mm	D	110-170 GHz	2.7-1.8 mm
Ka	26.5-40 GHz	11.3-7.5 mm			

Les capteurs passifs mesurent les variations de température de brillance[†] qui permettront par la suite de retrouver la valeur de l’humidité du sol en surface. Il a été prouvé, lors des campagnes de mesure terrain et aéroportées, que la bande L (fréquence de 1.4 GHz et longueur d’onde de 21 cm) présente la plus forte sensibilité à l’humidité du sol tout en minimisant les effets perturbateurs (rugosité, température, etc..) (Schmugge et al., 1988). Elle n’a pas été utilisée dès le début en raison des limitations liées à la résolution spatiale. Cette dernière est proportionnelle au diamètre de l’antenne et inversement proportionnelle à la longueur d’onde. Par exemple, pour une longueur d’onde de 21 cm et dans le but de parvenir à 40 km de résolution spatiale avec une altitude de 750 km (couverture globale en 3 jours), il est nécessaire d’avoir une antenne d’environ 8 m de diamètre, ce qui est un très grand défi technique. Les recherches se sont d’abord focalisées sur l’utilisation des capteurs passifs originellement destinés à sonder l’atmosphère comme le capteur Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SMMR) embarqué à bord de Nimbus-7 en 1978.

*. Les radars à synthèse d’ouverture (SAR) effectue un traitement des données reçues afin d’améliorer la résolution en azimut alors que les radars à ouverture réelle sont des systèmes pour lesquels la résolution azimutale est simplement obtenue en utilisant une antenne d’émission/réception possédant un lobe d’antenne étroit dans la direction azimutale.

†. La température de brillance $T_B(\lambda)$ d’un objet est la température d’un corps noir qui émettrait la même intensité que celle émise par l’objet à la longueur d’onde λ .

Ce radiomètre opérait avec une fréquence de 6.6 GHz et la mission a pris fin en 1987 (Njoku et al., 1980; Kerr and Njoku, 1990; Owe et al., 2001). La résolution spatiale des données d'humidité du sol était de 100 à 150 km. Son successeur, le capteur Special Sensor Microwave/imager (SSM/I), a été embarqué sur 5 satellites météorologiques américains de la famille des "Defense Meteorological Satellite Program" (DMSP). Le premier satellite avec le capteur SSM/I à bord a été lancé en 1987 et le dernier est toujours en vol. Ils opèrent en bande Ku et Ka avec une résolution spatiale d'environ 25 km Barrett 1988. Nous décrivons ci-dessous les principaux capteurs dédiés au suivi de l'humidité du sol (Fig. 1.5).

Le capteur AMSR-E

Toujours dans la gamme des capteurs passifs, l'instrument Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth observation system (AMSR-E) est toujours largement utilisé par la communauté scientifique. Ce capteur a été embarqué à bord du satellite AQUA de la NASA en Juin 2002 et cessa de fonctionner en Octobre 2011. Le satellite AQUA suit une orbite circulaire héliosynchrone (le satellite repasse au dessus d'un point donné de la Terre toujours à la même heure). Dans sa trajectoire ascendante (du Sud vers le Nord), le satellite passe l'équateur à 13h30 et dans sa trajectoire descendante (du Nord vers le Sud) à 1h30. De nombreux produits d'humidité du sol utilisant les observations d'AMSR-E sont disponibles avec des qualités hétérogènes. Par exemple, plusieurs études ont déjà montré que le produit NSIDC (National Snow and Ice Data Center, Njoku et al. (2003)) n'est pas capable de reproduire les faibles valeurs d'humidité et a une très faible dynamique (Gruhier et al., 2008; Rüdiger et al., 2009; Draper et al., 2009; Gruhier et al., 2009; Chaurasia et al., 2011). Parmi les autres produits d'humidité d'AMSR-E, l'algorithme LPRM (Land parameter retrieval model, Owe et al. (2001)) de Vrije Universiteit Amsterdam retrouve avec précision l'humidité du sol et l'épaisseur optique de la végétation à partir des bandes C et X, respectivement (cette dernière étant utilisée lorsque la bande C est inutilisable à cause des interférences). Les produits de niveau 3 représentent les humidités instantanées et sont disponibles sur une grille de 0.25° par 0.25° . La Terre est entièrement observée tous les 3 jours.

La mission SMOS

Le satellite de la mission SMOS (Kerr et al., 2001) est le premier satellite dédié à l'étude de l'humidité du sol. Il fait partie des missions d'observation de la Terre (Earth Observation program) menées par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) et a été lancé le 2 Novembre 2009. À son bord, l'instrument MIRAS (Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis) est un radiomètre qui opère en bande L. Comme on l'a souligné précédemment, il est techniquement difficile d'envoyer un satellite dans l'espace avec une antenne de 8 m. L'interférométrie* a donc été utilisée afin de réduire la taille d'antenne. Le satellite SMOS est composé de trois bras de 4 mètres sur lesquels sont placées 69 antennes régulièrement réparties. Les températures de brillance sont alors obtenues après corrélation entre les signaux de sortie des antennes. L'humidité du sol (correspondant aux cinq premiers centimètres sous la surface) est alors estimée avec une précision de $0.04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ et une résolution spatiale de 40 km avec une couverture globale tous les 3 jours. Le satellite SMOS suit également une orbite circulaire héliosynchrone à 755 km d'altitude. Dans sa trajectoire ascendante, le satellite passe l'équateur à 6h et dans sa trajectoire descendante à 18h.

*. Le terme interférométrie, en télédétection, désigne la technique ou les méthodes utilisant au moins deux images complexes d'un instrument à synthèse d'ouverture (SAR ou Synthetic Aperture Radar en anglais), afin d'obtenir des informations supplémentaires sur les objets présents dans une seule image SAR, en exploitant l'information contenue dans la phase du signal SAR.

Les autres missions en cours

- *Le capteur AMSR2*

AMSR-2 assure la continuité de la mission AMSR-E, c'est donc un capteur passif qui opère en 7 fréquences allant de 6.925 à 89.0 GHz, avec une fréquence supplémentaire par rapport à son prédécesseur à 7.3 GHz pour l'atténuation des Interférences Radio (RFI). AMSR-2 est embarqué sur le satellite GCOM-W1 (Global Change Observation Mission for Water observation) de l'agence spatiale Japonaise "Japan Aerospace Exploration Agency" (JAXA). Il a été lancé le 18 Mai 2012. Comme pour AMSR-E, il traverse l'équateur à 1h30 et 13h30, et couvre l'ensemble du globe en 3 jours. Deux produits sont disponibles à partir de l'algorithme de la JAXA et à partir de l'algorithme LPRM comme pour AMSR-E. L'étude de Kim et al. (2015) montre que les estimations de l'algorithme LPRM sont généralement meilleures que JAXA, exceptées dans des conditions très aride.

- *La mission SMAP*

SMAP est une mission de la NASA lancée le 31 janvier 2015 (Entekhabi et al., 2010). C'est l'une des missions du programme "Earth Observing System" qui regroupe un ensemble de satellites de la NASA chargés de collecter des données sur de longues périodes pour l'étude de la surface de la Terre, de la biosphère, de l'atmosphère terrestre et des océans. Le but de la mission est de combiner les données d'un radar (haute résolution spatiale) et d'un radiomètre (plus grande précision sur l'humidité du sol) pour fournir des estimations de l'humidité du sol dans les 5 premiers centimètres du sol avec une précision de $0.04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ à une résolution cible de 9 km. Comme pour la mission SMOS, le satellite parcourt la Terre en 3 jours et traverse l'équateur à 6h et 18h. La charge utile de SMAP est donc constituée de deux instruments scientifiques : un radiomètre passif en bande L et un radar à ouverture réelle utilisant plusieurs faisceaux polarisés en bande L. Les deux instruments partagent la même antenne, qui est constituée d'une source et d'un réflecteur parabolique déployable de 6 mètres de diamètre. Malheureusement, le radar a cessé de fonctionner après avoir collecté seulement deux mois de données. Cependant il est toujours possible d'utiliser d'autres capteurs actifs embarqués sur différents satellites comme ceux à bord de Sentinel-1A (lancé en 2014) et Sentinel-1B (lancé en 2016) opérant en bande C (Rudiger et al., 2016).

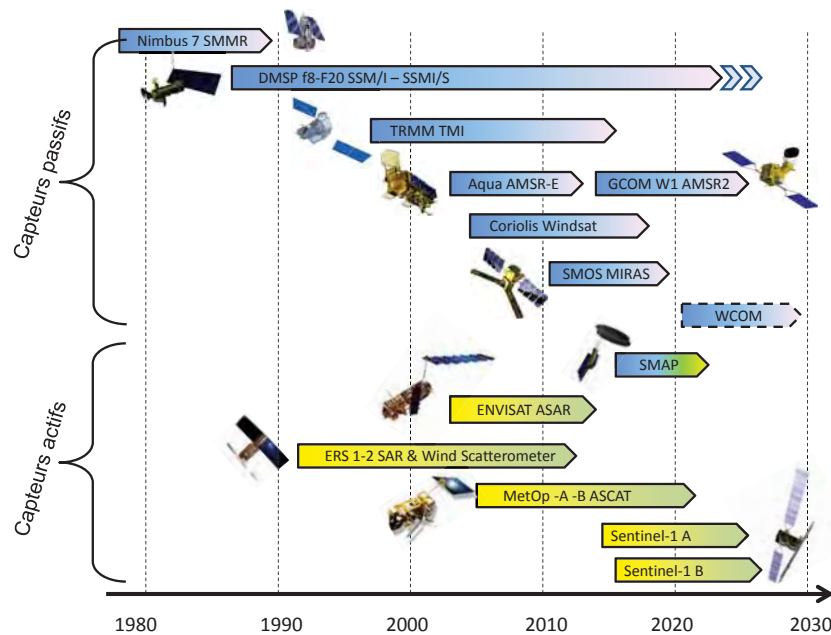


FIGURE 1.5 – Liste des capteurs micro-ondes permettant d’estimer l’humidité du sol jusqu’à aujourd’hui.

1.2.2 Télédétection de la température de surface

La température de surface est une variable qui permet de lier les flux d’énergie entre l’atmosphère et la surface. Elle est donc fondamentale pour estimer le rayonnement net ainsi que les flux de chaleur du sol, sensible et latent à partir du bilan d’énergie (Famiglietti and Wood, 1994; Montaldo and Albertson, 2001). La température de surface (*Land Surface Temperature* en anglais (LST)) a également été reconnue comme l’une des variables prioritaires du programme International de la Géosphère et la Biosphère (IGBP ; Townshend et al. (1994)).

La LST est très variable dans l’espace et le temps (Prata et al., 1995), principalement en raison de la variabilité des forçages météorologiques et de l’hétérogénéité des propriétés de surface. Le schéma de la figure 1.6 illustre les conditions environnementales impactant la LST, c’est à dire les forçages météorologiques, la topographie, la couverture végétale (densité, phénologie, etc.), la disponibilité en eau du sol (humidité du sol en surface et en zone racinaire), les propriétés hydrodynamique du sol (texture, porosité, etc) et les propriétés radiatives (albédo, émissivité). Étant donné la complexité de cette variable, les mesures au sol ne peuvent pas satisfaire les besoins sur de larges zones.

La télédétection spatiale offrent la possibilité d’observer la LST dans le domaine spectral de l’infrarouge thermique (de 8 à 14 μm) avec des résolutions temporelles et spatiales variées. Par exemple, la résolution spatiale pour Landsat et ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer) est d’environ 100 m avec une résolution temporelle de 16 jours. Le capteur MODIS (MODerate resolution Imaging Spectroradiometer) fournit des LST 4 fois par jour avec une résolution spatiale de 1 km alors que les capteurs embarqués sur les satellites géostationnaires (GEOS, meteosat) ont l’avantage d’observer la LST avec une résolution temporelle inférieure à 30 minutes mais avec une résolution de 3 à 4 km.

La température de surface a donc été largement utilisée dans les sciences environnementales, y compris pour l'estimation de l'évapotranspiration (Bastiaanssen et al., 1998; Boulet et al., 2007), les études sur le changement climatique (Hansen et al., 2010), l'estimation de l'humidité du sol (Sandholt et al., 2002; Merlin et al., 2010), le suivi de la végétation (Kogan, 2001), les études sur le climat urbain (Voogt and Oke, 2003) et la détection des feux de forêt (Eckmann et al., 2008).

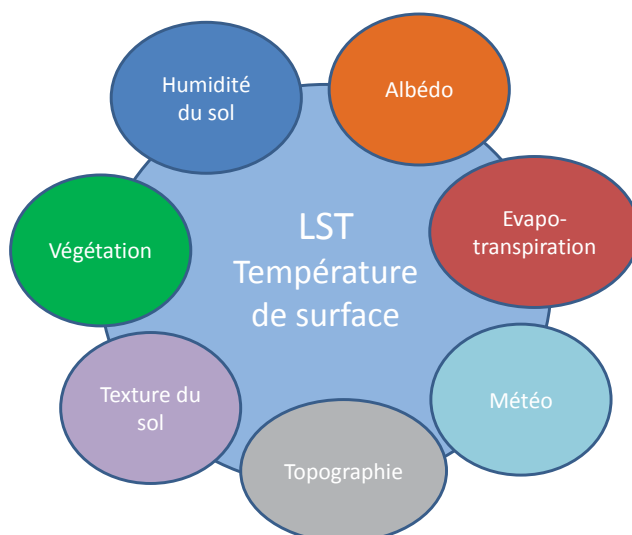


FIGURE 1.6 – La température de surface comme variable intégratrice des états de surface.

Les missions thermiques

- Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection radiometer (ASTER)

Le radiomètre ASTER est l'un des cinq instruments à bord du satellite TERRA de la NASA. Il fournit *sur demande* des cartes à haute résolution spatiale dans le visible (15 m), le proche infrarouge (30 m) et dans l'infrarouge thermique (90 m). Avec ses 5 bandes dans l'infrarouge thermique (longueur d'ondes entre 8 et 12 μm), ASTER permet l'inversion de la LST et de l'émissivité spectrale à 90 m de résolution (Abrams, 2000). Dans le meilleur des cas, la résolution temporelle est de 16 jours. Ce produit de température de surface (AST08) est obtenu en utilisant le même algorithme que pour le produit d'émissivité de surface. La LST est donc estimée en appliquant la loi de Planck* à partir des valeurs estimées de l'algorithme *Temperature Emissivity Separation* (TES) développé par Gillespie et al. (1998). Les données de LST ASTER sont corrigées des effets radiométriques, atmosphériques et géométriques. La précision absolue du produit LST est de 1 à 4°C (Hall et al., 1992; Gillespie et al., 1998; Schmetz et al., 2002; Peres and DaCamara, 2004; Li et al., 2004; Liu et al., 2006; Wan, 2008).

*. La loi de Planck définit la distribution de luminance énergétique spectrale du rayonnement thermique du corps noir à l'équilibre thermique en fonction de sa température thermodynamique.

- *Les satellites Landsat*

Le programme Landsat constitue une base importante d'images de la surface terrestre et la plus ancienne série d'images depuis 1972. Ce n'est qu'à partir de 1984 et le lancement de Landsat 5 que la bande thermique dans le capteur Thematic Mapper (TM) est apparue avec une résolution spatiale de 120 m. Le capteur TM a été opérationnel pendant 27 ans et a été arrêté en Novembre 2011. Landsat 6 n'a pas réussi à atteindre son orbite et a été perdu. Landsat 7 a été lancé en 1999 et possède également une bande dans le thermique grâce au capteur Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), qui est une version améliorée du capteur TM. La bande thermique a une résolution spatiale améliorée à 60 m et le satellite couvre l'ensemble de globe en 16 jours. Landsat 7 est toujours opérationnel mais il a subi une panne et les images du capteur ETM+ acquièrent seulement 75% des données de chaque scène avec des vides en forme de tranche. L'archivage global continue et la NASA a lancé avec succès le satellite Landsat 8 et son opération a été transférée à l'USGS (United States Geological Survey). Les données collectées depuis 2013 par le nouveau capteur thermique, Thermal Infrared Sensor (TIRS), sont disponibles librement. La résolution spatiale est maintenant de 100 m avec une couverture globale de 16 jours. Cependant, pour les trois missions, le produit de LST n'est pas encore systématiquement disponible pour le téléchargement, il est donc nécessaire d'appliquer un modèle de correction des effets atmosphériques et d'émissivité de surface avec, par exemple, l'utilisation conjointe du modèle MODTRAN et des données atmosphériques de ré-analyse issues de ERA-Interim (Tardy et al., 2016).

- *MODerate resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)*

L'instrument MODIS est un radiomètre qui utilise 36 bandes spectrales allant de 0,4 à 14,4 μm . Ce capteur est à bord de deux satellites : TERRA lancé en Décembre 1999 et AQUA en mai 2002. Aqua traverse l'équateur à 1h30 et 13h30 heure locale tandis que Terra traverse l'équateur à 10h30 et 22h30, ce qui signifie que les données MODIS sont généralement disponibles quotidiennement. Elles sont gratuites et peuvent être téléchargées via <http://lpdaac.usgs.gov/main.asp>. Le fait que MODIS soit embarqué sur deux satellites permet d'obtenir des données jusqu'à 4 fois par jour (s'il n'y a pas de nuages) avec une résolution de 1 km, leur combinaison permet alors d'avoir une LST moyenne quotidienne plus proche de la réalité terrain. L'algorithme "day-night split window", qui permet d'inverser la LST, utilise comme données d'entrées les produits des réflectances calibrées (MOD021KM), de température atmosphérique et du profil de vapeur d'eau (MOD07), ainsi que le produit des masques de nuage (MOD35). Cet algorithme prend en compte la variation des émissivités en fonction du temps, mesurées dans sept bandes infrarouges. De plus, un produit "masque de nuage" de MODIS est généré à des résolutions spatiales de 1 km.

1.3 Modélisations hydrologiques en lien avec la télédétection

1.3.1 Modélisation phénoménologique

Le suivi hydrologique des surfaces continentales repose sur des modèles capables de prédire les flux d'eau dans l'espace et dans le temps : l'infiltration dans le sol, l'évapotranspiration à l'interface surface-atmosphère et les écoulements de surface et souterrains. Il existe des modèles qui sont qualifiés de "physiques" lorsqu'ils sont conçus à partir de lois physiques (par exemple l'équation de Darcy-Richards) et des modèles "empiriques" lorsqu'ils sont issus des expériences (par exemple un modèle pluie-débit). De ce fait, deux approches de modélisation s'opposent pour représenter le plus fidèlement possible le comportement d'un système.

La première approche discrétise le milieu en éléments assez fins de manière à représenter leurs interactions (flux de matières et d'énergie) à partir des équations de la physique de base. Cette approche, dite discrétisée, mécaniste, réductionniste ou ascendante (*upward* ou *bottom-up* en anglais), est largement utilisée en sciences pour aboutir à une compréhension complète et détaillée du système étudié. A cause de la très grande hétérogénéité des surfaces continentales, la mise en œuvre des lois physiques nécessite généralement une discrétisation fine de l'espace et du temps (Or et al., 2013). L'implémentation de ce type de modèle de plus en plus complexe fonctionnant à des résolutions de plus en plus fines (Wood et al., 2011) n'est possible que grâce à des grandes puissances de calcul. Cependant, il est important de garder à l'esprit que la modélisation discrétisée nécessite de nombreux paramètres d'entrée qu'il est impossible de renseigner avec une précision connue (Beven and Cloke, 2012). En effet, si les données de terrain fournissent des mesures précises et quasi exhaustives des flux d'eau dans le sol et à l'interface surface-atmosphère, elles ne sont représentatives que d'une petite zone et ces données spatialisées sont indispensables à la calibration des modèles. Bierkens (2015) mentionne en effet que les problèmes de calibration représentent encore l'un des verrous scientifiques majeurs depuis l'émergence des suivis hydrologiques dans les années 1980 (Eagleson, 1986).

La seconde approche vise à représenter directement le "*motif*" final à partir des observations disponibles. Cette approche est alors nommée, empirique, phénoménologique ou descendante (*downward* ou *top-down* en anglais). En d'autres termes, cette approche peut se comparer à une démarche déductive qui part d'une observation d'ensemble, pour en déduire les différents processus sous-jacents. Un exemple simple est la taille d'un buste dans un bloc de pierre où l'artiste fige précisément et au fur et à mesure chaque partie du corps. La notion de modélisation descendante a souvent été utilisée en hydrologie lorsqu'il s'agit de construire des modèles dont la nature permet une inversion des paramètres de manière univoque à partir des observations disponibles aux échelles d'application (Sivapalan et al., 2003). Cette approche est, par conséquent, souvent appliquée pas à pas et de manière hiérarchique dans l'interprétation des observations. Les variables du premier ordre sont d'abord explorées, et la complexité du modèle étant alors augmentée en réponse aux lacunes dans la reproduction des observations à différents niveaux.

Alors que de nombreuses équipes de recherche implémentent à grande échelle des modèles discrétisés largement sur-paramétrés, peu d'études visent à estimer des paramètres hydrologiques directement par télédétection. Dans ce contexte, la modélisation phénoménologique apparaît comme un outil intéressant du point de vue de la régionalisation des processus, qui est peu exploité et complémentaire à l'approche ascendante/discrétisée. L'approche phénoménologique fait partie de l'approche descendante car elle a l'avantage d'une calibration directe à partir des observations disponibles, mais elle va au-delà de l'empirisme pur en tentant d'interpréter physiquement les variabilités de ses paramètres qui sont souvent de nature semi-empiriques. En d'autres mots, la modélisation phénoménologique vise à représenter un phénomène (évaporation, infiltration et ruissellement) à partir des observations disponibles en cohérence avec les lois fondamentales, mais sans pour autant être issue d'une simplification de ces lois.

1.3.2 Couplage entre télédétection et modélisation

La télédétection fournit des données capables de contraindre les processus modélisés à l'échelle de représentation. La télédétection multi-capteur est riche en information et peut être intégrée dans des modèles. En effet, de nombreuses variables biophysiques peuvent être dérivées des signaux dans les diverses bandes ou domaines spectraux : la couverture de végétation et l'albédo dans le rouge et proche infrarouge, la température de surface dans l'infrarouge thermique, et l'humidité des premiers cm du sol dans les micro-ondes. La spécificité spectrale des interactions ondes-surface et ondes-atmosphère a nécessité le développement des modèles de transfert radiatif spécifiques pour chaque domaine spectral. Ainsi, les différentes communautés de la télédétection se sont organisées par bandes spectrales, et se sont efforcées d'extraire le maximum d'informations à partir d'un domaine donné. Mais ce n'est que depuis peu que des efforts communs ont été faits entre les différentes communautés de "télédétecteurs" mais aussi au sein et entre les agences spatiales internationales : la NASA (avec le programme Earth Observing System EOS), l'ESA (avec les programmes Living Planet et Copernicus) et la JAXA (avec le programme Global change observation mission GCOM). Il y a donc eu une augmentation significative des programmes spatiaux ayant pour but de créer une synergie multi-spectrale. Un exemple récent de cette motivation est la nouvelle constellation des satellites Sentinel. Les données du visible, proche infrarouge, infrarouge thermique et micro-onde en bande C seront disponibles avec une résolution spatio-temporelle sans précédent. Ces stratégies se basent sur le développement d'un système d'observations complémentaires afin de caractériser au mieux les surfaces continentales. Cependant, nous identifions des limites à l'utilisation de la télédétection spatiale pour observer directement les processus hydrologiques :

- L'exactitude (*accuracy* en anglais) de la mesure est aussi importante que la mesure elle-même. Elle permet de donner une idée de la qualité des observations en vue de l'utilisation dans des modèles. Dans la plupart des études, on la définit comme l'incertitude liée à l'instrumentation et aux modèles d'inversions. Cependant, avec l'utilisation des images satellites pour l'hydrologie, il est aussi important de prendre en compte la notion de représentativité spatiale de la mesure qui joue un rôle majeur sur l'exactitude de celle-ci. Prenons un exemple : l'erreur de SMOS est estimée à $0.04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ avec une résolution spatiale de 40 km ; les processus à fine échelle ne sont donc pas représentés correctement même si l'erreur de SMOS est faible. Par contraste, les mesures issues du radar ont une résolution plus fine (jusqu'à 3 km) que le radiomètre, mais avec des incertitudes plus grandes (approximativement $0.06 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$; Narvekar et al. (2015)).
- La résolution spatiale a donc une importance capitale pour intégrer, avec réalisme, les observations dans les modèles. La résolution spatiale est variable et dépend principalement de la sensibilité du capteur à recevoir l'énergie émise par la surface. Cette sensibilité dépend fortement de la longueur d'onde observée et joue un rôle important puisqu'elle détermine la grandeur de la région observée et le détail qu'il sera possible d'obtenir. Par exemple, SMOS opérant en bande L passive a donc une résolution spatiale de 40 km mais cette résolution est trop large pour être intégrée dans des modèles agro-hydrologiques. En effet d'un point de vue hydrologique, la résolution spatiale doit être choisie en fonction des objets observés et/ou modélisés (Fig. 1.7). On parle alors de la *représentativité spatiale de l'observation*.

- La résolution temporelle d'un système de télédétection est le temps nécessaire au satellite pour effectuer un cycle orbital complet, c'est à dire pour observer de nouveau exactement la même scène à partir du même point dans l'espace. La résolution temporelle est donc liée à la résolution spatiale pour un domaine de longueur d'onde donné car elle dépend de l'orbite du satellite. Par exemple dans l'infrarouge thermique, les données de Landsat ont une résolution spatiale de 100 m mais une résolution temporelle de 16 jours alors que les données de MODIS ont une résolution spatiale de 1 km mais avec une fréquence de 2 fois par jours. De plus, il est important de souligner que les observations dans l'infrarouge thermique sont sensibles à la couverture nuageuse ce qui peut amplifier l'écart temporel entre les données disponibles. Comme pour la résolution spatiale, la résolution temporelle doit être choisie en fonction des objets observés et/ou modélisés (Fig. 1.7).

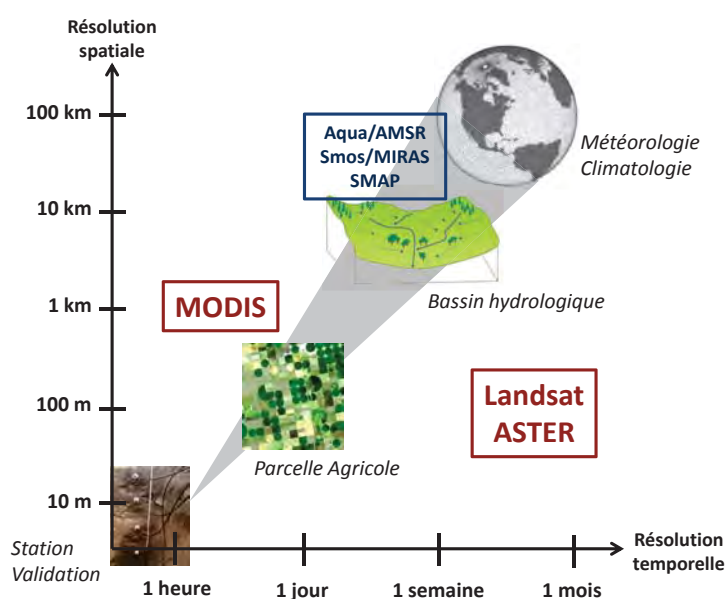


FIGURE 1.7 – Les différentes échelles d'observation pour le suivi hydrologique

Tout en se basant sur les données issues de la télédétection multi-capteur (spectrale, temporelle et spatiale) disponibles, la modélisation phénoménologique a l'avantage de pouvoir intégrer ces informations sans problème d'équifinalité et d'extraire les processus hydrologiques dominants. Des modèles de surface ont été développés afin de simuler la dynamique spatio-temporelle des principaux processus en utilisant peu de paramètres.

La désagrégation est un outil relativement récent pour résoudre les problèmes de résolution spatiale. Certaines se basent sur la synergie multi-spectrale. Par exemple, un lien entre les données micro-ondes à basse résolution et les données optiques à haute résolution est susceptible de favoriser le développement de produits d'humidité du sol avec des résolutions plus fines (Zhan et al., 2002). L'avantage d'un tel outil est une représentation explicite des processus intra-pixel (infiltration, ruissellement, évapotranspiration). La disponibilité temporelle des données auxiliaires utilisées pour la désagrégation impacte également la résolution temporelle du produit désagrégé. Par exemple, l'utilisation de la LST comme traceur de la variabilité spatiale de l'humidité des sols est possible mais il est essentiel que les données thermiques soient disponibles dans un laps de temps relativement court avant ou après le passage de SMOS (Merlin et al., 2005).

L'assimilation de données issues de la télédétection est une solution couramment utilisée pour surmonter la contrainte de la résolution temporelle. Cet outil a pour avantage de tirer parti de la vision spatialisée mais instantanée des données satellites d'une part et de la prédiction continue des modèles dynamiques d'autre part. Cette fusion d'informations provenant des modèles et des observations permet d'obtenir une meilleure estimation des états de surface. Un autre avantage de l'assimilation est le lien dynamique qui lie les variables observables avec certaines qui ne le sont pas directement. Ce lien permet de propager l'information des observations vers des variables non observables telles que l'humidité dans la zone racinaire ou le flux d'évapotranspiration. De nombreuses études ont montré que des algorithmes d'assimilations permettent de retrouver le contenu en eau de la zone racinaire à partir de l'humidité de surface (Entekhabi et al., 1994; Walker et al., 2001).

1.4 Objectifs et plan de la thèse

L'objectif général de ces travaux de thèse, intitulée « **Suivi des ressources en eau par une approche combinant la télédétection multi-capteur et la modélisation phénoménologique** », consiste à développer des techniques et des méthodes efficaces pour estimer les variables hydrologiques (humidité du sol, évapotranspiration) à partir de la télédétection avec une résolution spatio-temporelle adaptée à la gestion des ressources en eau dans les régions semi-arides typiques du climat méditerranéen associant la montagne (*château d'eau*) et les plaines (support de l'agriculture irriguée et pluviale). Il s'agit notamment de poursuivre les développements méthodologiques (désagrégation, assimilation, modèles de bilan d'énergie) autour de l'estimation de l'humidité de surface à partir des informations disponibles dont la télédétection multi-capteur/multi-résolution. Dans ce contexte, nous avons structuré nos travaux en 3 axes complémentaires :

1. Nous proposons d'évaluer l'algorithme DisPATCh (Disaggregation based on Physical and Theoretical Scale Change) qui permet l'amélioration de la résolution spatiale des données micro-ondes (humidité du sol) à partir des données thermiques (température de surface (LST) et de courtes longueurs d'onde (couverture de végétation)). La méthodologie DisPATCh est générique dans le sens où elle peut être appliquée aux produits SMOS, ainsi qu'à d'autres produits obtenus à des résolutions spatiales comparables (10-50 km) AMSR-E, AMSR2 et SMAP. Dans le cadre de la thèse on cherche à appliquer pour la première fois la méthode de désagrégation sur deux capteurs différents, SMOS et AMSR-E, grâce au nouveau processeur CATDS SMOS L4*. DisPATCh est appliqué en Australie pendant 1 an (Juin 2010 - Mai 2011) et les données désagrégées sont comparées et validées à partir des mesures de 38 stations distribuées au sein de la zone d'étude. Un nouvel indicateur de performance des méthodes de désagrégation, appelé Gdown, est également proposé. L'originalité de cet indicateur est d'évaluer le gain de la désagrégation relativement au cas sans désagrégation. En fin de ce premier chapitre, nous suggérons d'utiliser DisPATCh comme un potentiel outil de validation afin de réduire les problèmes de représentativité entre les observations micro-ondes (> 10km) et les mesures in situ (quelque mètres).

*. Le Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS) est destiné à produire et distribuer les produits de niveau 3 (L3) et 4 (L4) SMOS qui sont des produits élaborés nécessitant plus ou moins d'informations externes : niveau 3 est une synthèse temporelle et niveau 4 sont des données améliorées par les modèles ou par les données issues d'autres missions.

2. Nous présentons une approche pour obtenir un jeu de données continue dans le temps de l'humidité du sol à 1 km (DisPATCh) en s'appuyant sur la synergie entre l'humidité du sol et les précipitations (Fig. 1.8). Nous proposons une méthode à base physique pour interpoler les données désagrégées à l'échelle journalière en assimilant les données DisPATCh dans un modèle dynamique forcé par les données météorologiques, dont les précipitations. L'idée originale est de combiner un système d'assimilation variationnel pour analyser l'humidité en zone racinaire et une approche séquentielle pour estimer l'humidité de surface à 1 km quotidiennement. La performance de l'approche est évaluée en 2014 à l'aide de mesures *in situ* de l'humidité du sol disponibles au Maroc et en Australie.

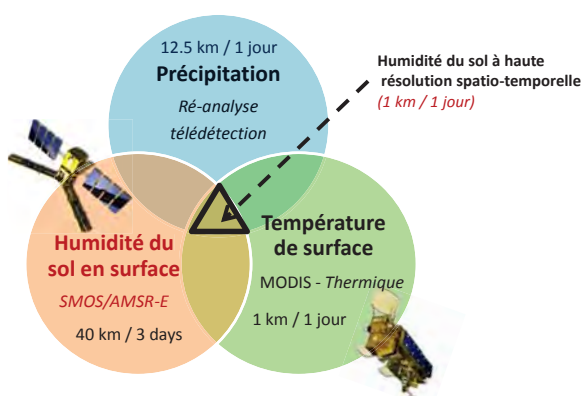


FIGURE 1.8 – Synergie entre la température de surface, l'humidité du sol et les précipitations

3. Nous proposons une nouvelle approche pour s'affranchir des effets relatifs à la topographie observés sur la LST afin d'étendre l'applicabilité des méthodes basées sur la LST dans les milieux montagneux et vallonnés. Une méthode originale de modélisation et de correction topographique est testée dans une vallée du Haut Atlas marocain. Il s'agit de modéliser la LST en fonction de l'altitude et de l'exposition solaire de chaque pixel issue de l'infrarouge thermique. La modélisation des effets topographiques permet donc de corriger la LST de ces effets et potentiellement d'extraire les informations sur l'humidité du sol (eg. DisPATCh) dans ces milieux montagneux.

Ces travaux de thèse s'intègrent dans plusieurs projets ciblés sur le suivi du fonctionnement hydrologique dans les zones semi arides et basés sur le couplage entre la modélisation phénoménologique et la télédétection : 1) Projet ANR MixMOD-E "Régionalisation et suivi multi-échelle de l'évaporation du sol à partir des données actuellement disponibles et d'une approche de modélisation mixte" et 2) projet Horizon 2020 REC "Root zone soil moisture Estimates at the daily and agricultural parcel scales for Crop irrigation management and water use impact : a multi-sensor remote sensing approach". Ils sont également associés aux missions spatiales SMOS au sein du CESBIO à Toulouse et SMAP avec la campagne de validation/calibration en collaboration avec l'université de Monash en Australie. Ces activités contribuent au progrès des connaissances sur le fonctionnement des surfaces continentales et leurs interactions avec le climat et l'Homme, en s'appuyant largement sur des données satellitaires et *in situ* acquises dans le cadre des collaborations avec le laboratoire mixte international TREMA à Marrakech, l'université de Monash à Melbourne, l'université du Chili à Santiago et les entreprises isardSAT et LabFerrer à Barcelone.

Chapitre 2

Zones d'études et Données *in situ*

Sommaire

2.1	Le bassin méditerranéen : Le Maroc	22
2.1.1	Le bassin du Tensift-Haouz	23
2.1.2	Zoom sur le bassin de montagne de la Rheraya (zone atelier)	24
2.2	Le Sud-Est de l'Australie	26
2.2.1	Bassin du Murrumbidgee	26
2.2.2	Zoom sur la région de Yanco	27
2.3	Les observations <i>in situ</i> d'humidité du sol	28

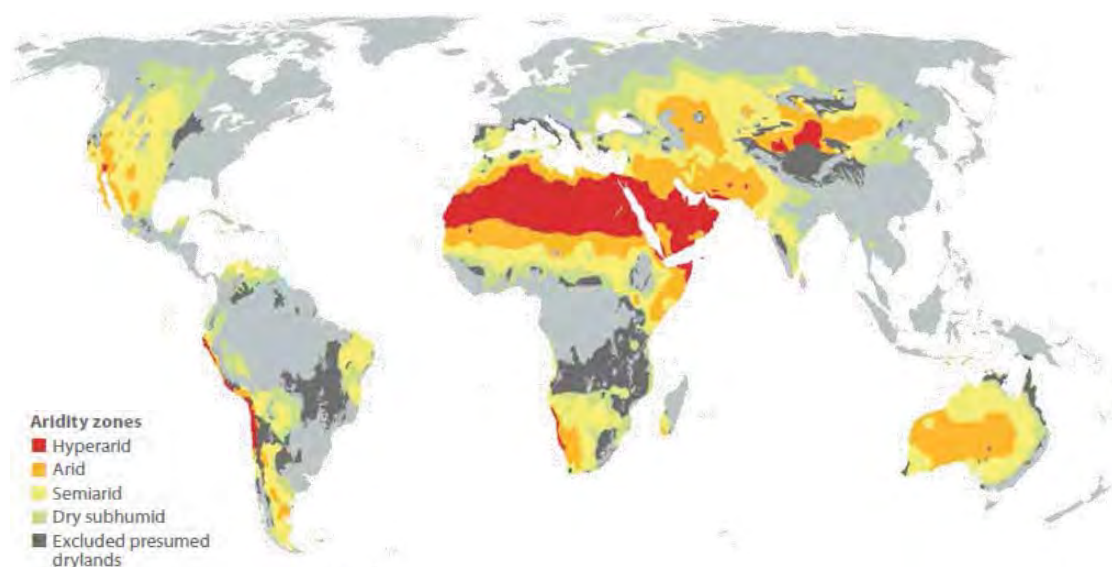


FIGURE 2.1 – Carte du Monde montrant les zones arides et semi arides. Source : FAO

2.1 Le bassin méditerranéen : Le Maroc

La Méditerranée est un véritable microcosme des enjeux des COP (Conférence de Parties). Nulle part ailleurs dans le monde, autant de pays en développement ne côtoient des pays développés. Environ 10% des pays du monde sont rassemblés autour de la mer « au milieu des terres » (du latin *méditerraneus*) avec une situation qui les amène à partager un écosystème interconnecté par des infrastructures physiques, échanger des biens et services, en plus d'être le théâtre de flux et reflux de migrants, voyageurs et réfugiés.

D'un point de vue climatique et hydrologique, le bassin méditerranéen se caractérise par une forte variabilité hydrologique entre des zones soumises à un climat aride au sud (Afrique du Nord) et à l'est (Moyen-orient) et plus tempéré au nord (Piñol et al., 1991). Cela se traduit par une répartition très inégale des précipitations autour de ce bassin (71% au nord, 9% au sud et 20% à l'est). Alors que la ressource en eau est limitée sur le pourtour méditerranéen, des études climatiques ont par ailleurs montré que ces régions seraient probablement très touchées par le changement climatique (Quereda Sala et al., 2000; Moisselin et al., 2002; Xoplaki et al., 2003) qui tendrait à diminuer les précipitations annuelles moyennes (Gibelin et al., 2006; Gao et al., 2006; Ulbrich et al., 2006; Somot et al., 2008), tout en augmentant la probabilité d'occurrence des événements intenses (Gao et al., 2006). Ces événements extrêmes comprennent en particulier les épisodes de sécheresse, avec une tendance à devenir de plus en plus fréquents (Giannakopoulos et al., 2009). Le Bassin méditerranéen est donc vulnérable aux variations climatiques : la diminution des précipitations entraîne en partie la dégradation des systèmes agricoles et la désertification (Fig. 2.2). En raison de l'impact des sécheresses sur l'agriculture, le bassin méditerranéen est qualifié de *zone prioritaire* du changement climatique (Giorgi, 2006). En cas de déficit saisonnier, les pays concernés ont généralement recours de façon temporaire à leurs réserves et en particulier à l'eau contenue dans les nappes souterraines. En Afrique du Nord où l'évapotranspiration potentielle excède le plus largement les précipitations, le recours aux réserves ne peut conduire qu'à leur épuisement à plus ou moins long terme puisqu'elles ne sont plus ou très peu ré-alimentées. Ces pays, dont l'économie repose en partie sur le secteur de l'agriculture, doivent gérer au mieux l'eau dont ils disposent grâce à l'apport des précipitations et des ressources disponibles pour l'irrigation.

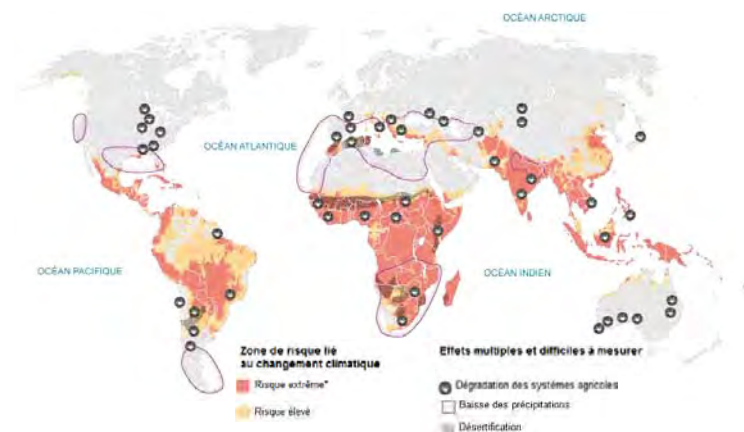


FIGURE 2.2 – Carte du Monde montrant la vulnérabilité du Bassin Méditerranéen selon l'index "Climate Change Vulnerability 2013". Source : Journal *Le Monde Planète* du 27.09.2013

2.1.1 Le bassin du Tensift-Haouz

La figure 2.4 présente le bassin du Tensift-Haouz. Il a une superficie de 24 000 km² (30.75°N à 32.40°N et 7.05°E à 9.9°W) avec des reliefs très contrastés (de 0 m à 4167 m). Le bassin est délimité par la ligne de crête du Haut Atlas au sud, par le massif précambrien des Jbilet au nord, une ligne de partage des eaux peu marquée à l'est et par l'océan Atlantique à l'ouest. L'oued (nom des fleuves en Afrique du Nord) Tensift traverse le bassin d'est en ouest jusqu'à son exutoire, l'océan Atlantique. La partie nord du bassin est caractérisée par des cours d'eau qui sont asséchés la plupart du temps. Seuls les événements pluvieux importants contribuent à leurs alimentations. La rive gauche (le sud) est composée de neuf sous bassins montagneux orientés nord/sud et ils forment ensemble un véritable "château d'eau" pour la région (Fig. 2.3).

La plaine du Haouz, située autour de Marrakech, ne constitue pour l'hydrologie de surface qu'une zone de transit et de consommation de l'eau. La distribution de l'eau se fait par des systèmes traditionnels, appelés *seguias*, qui permettent la distribution de l'eau pour l'irrigation et des canaux de dérivation qui permettent d'acheminer les eaux des barrages de Moulay Youssef et Sidi Idriss vers les zones à forte demande en eau. L'agence du Bassin Hydraulique du Tensift (ABHT) est chargée de la gestion de l'eau. D'un point de vue de l'occupation du sol, la plaine est divisée en trois grands ensembles, les zones de cultures pluviales, appelées "bour", les zones irriguées (Fig. 2.3) et les terres de pâturages. Les cultures pluviales sont peu denses et non pérennes (pour les raisons citées dans la section 1.1.2), cependant elles couvrent la majorité de la plaine. Les périmètres irrigués, d'environ 100 000 ha, sont très denses et l'irrigation se fait majoritairement par gravité à l'aide des canaux traditionnels et modernes.

Autour de Marrakech, la pluviométrie moyenne annuelle est d'environ 250 mm alors que l'évapotranspiration potentielle est d'environ 1600 mm. Ces estimations sont basées selon l'ET₀ utilisée par la FAO. Les mois les plus pluvieux sont principalement Février et Mars, et on peut observer une deuxième saison, moins marquée, en Novembre et Décembre. Ces caractéristiques montrent que le suivi des ressources en eau est primordial pour caractériser les périodes de sécheresses où l'irrigation est nécessaire, par opposition aux périodes durant lesquelles les précipitations couvrent les besoins en eau des plantes lors de la phase de croissance (Fischer and Hagan, 1965). La nappe du Haouz est aussi une nappe très surexploitée, les pompages intensifs ont conduit à une baisse du niveau piézométrique sur l'ensemble de la nappe de plus de 20 m de 1998 à 2010 avec des baisses localisées de plus de 60 m ces dernières années. Ces résultats s'appuient actuellement sur un réseau de plus de 12.000 points de prélèvement (soit une densité de 2 points par km²) pour satisfaire les besoins en eau de la population (et des touristes) et du développement de l'agriculture irriguée.



FIGURE 2.3 – Montagne de l'Atlas vue des plaines. Source : Malbêteau Y.

Depuis 2002, le Laboratoire Mixte International (LMI) Télédétection et Ressources en Eau en Méditerranée semi-Aride (TREMA) étudie donc le fonctionnement hydro-agricole du bassin versant du Tensift-Haouz au Maroc, en combinant les mesures de terrain et satellitaires avec les modèles. L'observatoire du bassin Tensift-Haouz s'intéresse au suivi des processus de redistribution et d'utilisation de l'eau à l'échelle du bassin en distinguant trois ensemble d'utilisation : (1) pour une meilleure compréhension de l'évolution à long terme des ressources en eau à l'échelle d'un bassin versant (recherche), (2) pour le développement et l'évaluation d'outils de gestion destinés aux acteurs locaux (application) et (3) pour la mise à disposition de la communauté de séries longues d'observation des principaux termes du bilan d'eau du bassin versant (observation). Cette observatoire résulte d'une collaboration entre le CESBIO, l'Université Cadi Ayyad de Marrakech (UCAM), la Direction de la Météorologie Nationale (DMN Maroc), l'Office Régionale de Mise en Valeur Agricole du Haouz (ORMVAH) et l'Agence de Bassin Hydraulique du Tensift (ABHT) par l'intermédiaire du LMI TREMA. Le dispositif expérimental est structuré en trois échelles spatiales (Fig. 2.4) :

1. Le bassin versant qui est quadrillé par un réseau de stations météorologiques et de mesures hydrologiques (niveau de nappe et débits) et couvert par une base de données d'observation satellite à basse résolution.
2. Les zones ateliers (R3, Rheraya), échelle intermédiaire entre la parcelle et le bassin, sur lequel est effectué un échantillonnage a minima, complété par des campagnes de mesures ponctuelles (mesures de l'humidité du sol et de l'évapotranspiration des cultures de plaines) et couvert par des campagnes d'acquisition d'observation satellite à haute résolution.
3. Les supers sites (agafay, R3 et Oukaimeden) qui présente l'instrumentation la plus lourde (bilans hydrique et énergétique de surface, mesures sur la neige et la végétation).

2.1.2 Zoom sur le bassin de montagne de la Rheraya (zone atelier)

Les ressources en eau pour l'irrigation proviennent majoritairement des montagnes du Haut Atlas qui font office de *château d'eau* (Fig. 2.3 et 2.4). Ces bassins de montagnes sont caractérisés par une hydrologie de surface très active avec des précipitations liquides et solides importantes. Les oueds qui drainent ces versants nord des montagnes constituent une source importante d'alimentation des nappes dans la plaine du Haouz.

Ce bassin instrumenté de la Rheraya (Fig. 2.4) couvre une superficie de 227 km² et les altitudes varient de 1084 m à 4167 m (le plus haut mont d'Afrique du Nord : le mont Toubkal) avec des fortes pentes. De plus, l'enneigement est le plus important de la région du Tensift. Il constitue une part considérable des apports d'eau pour la plaine. Son exutoire principal n'est situé qu'à quelques kilomètres au sud de Marrakech (proche de la ville de Tahanaoute). La végétation du bassin est assez simple, les fonds de vallées d'Iménane et d'Imlil sont étroits et cultivés en étage avec des cultures fourragères et arborées. Chaque talweg parcouru par un affluent est exploité intensivement à des fins agricoles dès lors qu'un peu de terre y est présente. La pluviométrie moyenne annuelle à l'exutoire du bassin est d'environ 400 mm avec un écart type de 100 mm. La pluviométrie moyenne annuelle peut même dépasser les 600 mm à Aremd, au cœur de la vallée d'Imlil. Entre Juin et Septembre les précipitations sont caractérisées par des orages violents. Pendant l'hiver les évènements sont de plus longue durée avec de la neige en altitude.

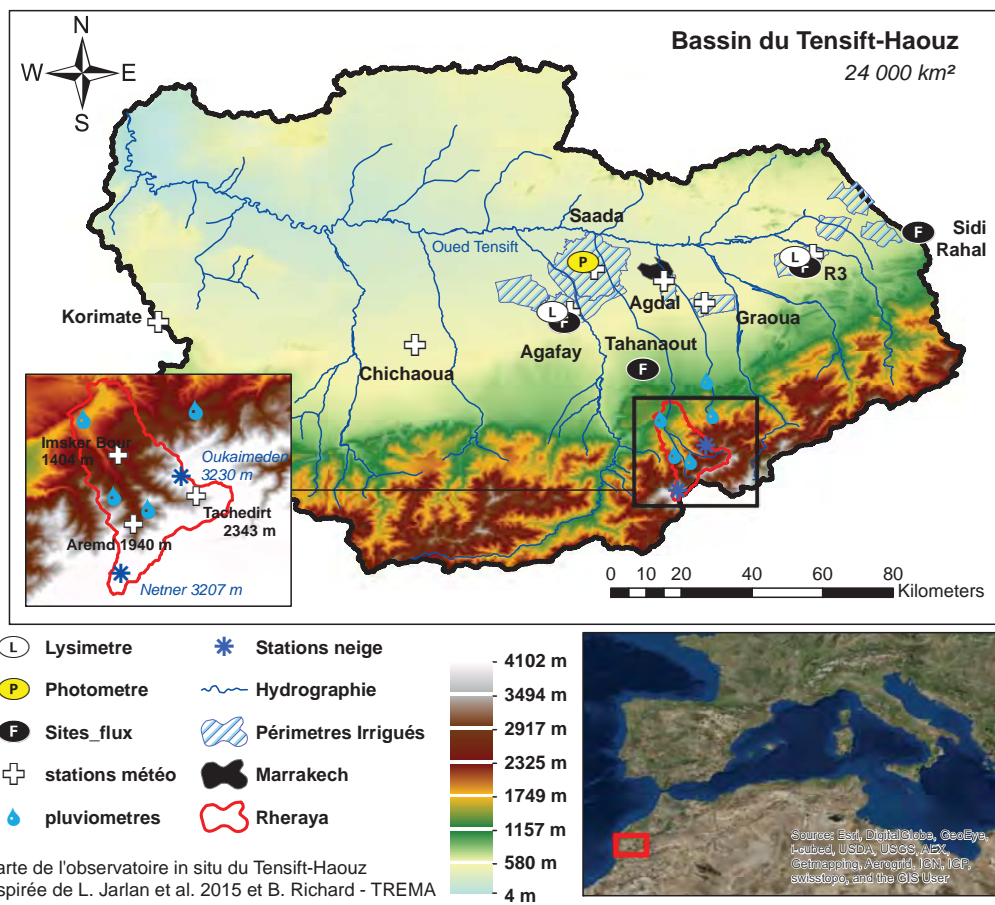


FIGURE 2.4 – Carte de l'observatoire du Tensift-Haouz. Inspirée de Jarlan et al. (2015)

2.2 Le Sud-Est de l'Australie

L'Australie, le continent habité le plus aride de la planète, est grandement menacé par les changements climatiques. A l'image des pays très développés, les australiens ont un style de vie peu économe des ressources naturelles. De ce fait le défi est d'autant plus important. D'un point de vue socio-économique, le bassin du Murray Darling, au sud-est du continent, est la région avec la plus grande surface agricole. Elle est donc fragile pour l'économie du pays entier. En effet, ce bassin couvre seulement 14% du territoire mais représente 40% de la production de nourriture.

Comme pour le Maroc, l'irrigation est très importante pour l'agriculture australienne : seulement 5% des terres agricoles en Australie sont irriguées, mais garantissent 30% de la production agricole et de ce total des terres agricoles irriguées, 70% se trouvent sur le territoire de ce bassin. Le sous bassin du Murrumbidgee, communément appelé "Australian's food bowl", produit principalement des céréales et des agrumes. L'Australie a un autre problème majeur lié à l'humidité du sol : les feux de bush. La hausse des températures et la baisse des précipitations dans le sud conduisent à un assèchement des sols et donc une augmentation des risques de feux de bush. Les incendies font partie du paysage durant l'été austral qui s'étend de Décembre à Février.

2.2.1 Bassin du Murrumbidgee

Le bassin du Murrumbidgee (Fig. 2.5) s'étend sur environ 82 000 km² dans la province de *New South Wales* (sud-est) de l'Australie (-34°S à -37°S, 143°E à 150°E). Ce bassin est intéressant car il présente une variabilité spatiale d'un point de vue climatique (alpin à semi aride), de type de sol et de végétation. L'altitude du bassin varie de 50 m à l'ouest à plus de 2000 m à l'est. Les variations climatiques sont principalement associées à l'altitude, variant de semi-aride dans l'ouest, où les précipitations annuelles moyennes sont de 300 mm, à tempérées à l'est, où les précipitations annuelles moyennes atteignent 1900 mm dans les *Snowy Mountains*. L'évapotranspiration (ET) est similaire aux précipitations dans la partie est du bassin, mais représente plus du double des précipitations à l'ouest.

L'occupation du sol est principalement dédiée à l'agriculture à l'exception des parties les plus abruptes du bassin qui sont un mélange de forêt d'eucalyptus et de plantations forestières. L'utilisation des terres agricoles varie considérablement en intensité et comprend des zones de pâturage et des zones irriguées avec de l'agriculture intensive. Les sols du Murrumbidgee varient de sableux à argileux, avec les plaines de l'ouest dominées par les sols à texture fine et la moitié orientale du bassin versant étant dominée par des sols à texture moyenne à grossière.

Le bassin versant de Murrumbidgee est équipé d'un réseau de 18 stations de mesure d'humidité du sol (réseau OzNet). Ce réseau a été créé en 2001 et mis à jour avec 13 sites supplémentaires en 2003 (Fig. 2.5). Chaque station du réseau Oznet mesure l'humidité du sol à 0-5 cm, 0-30 cm, 30-60 cm et 60-90 cm à l'aide de sondes réflectométriques de teneur en eau du sol. Ces stations enregistrent également les précipitations à l'aide de pluviomètre à augets basculants, et la température du sol. Les détails des stations et des instruments installés sont disponibles sur www.oznet.org.au. Le bassin du Murrumbidgee a également été choisi comme zone d'étude pour la calibration et la validation des données SMOS pendant les campagnes de mesures AACES*.

*. Australian Airborne Cal/val Experiment for SMOS (AACES) sont 2 campagnes de terrain qui ont eu lieu pendant l'hiver et l'été austral en 2010. Elles ont été conçues pour évaluer les données de SMOS dans des conditions climatiques, topographiques et d'occupation du sol variées. <http://www.moisturemap.monash.edu.au/>

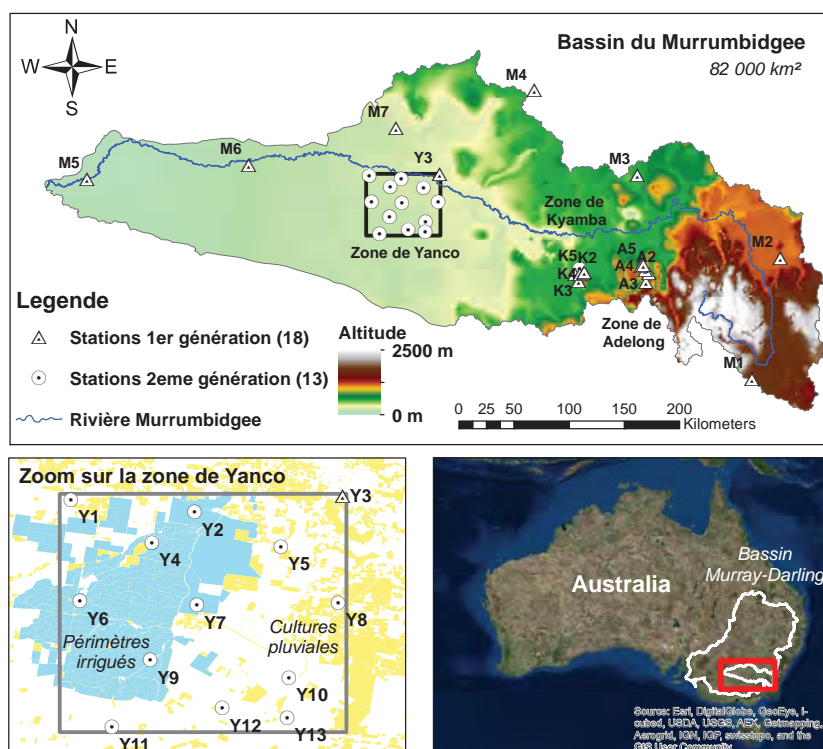


FIGURE 2.5 – Bassin du Murrumbidgee, la zone de Yanco et la répartition des stations Oznet.

2.2.2 Zoom sur la région de Yanco

La région de Yanco est une zone de 60 x 60 km² située dans les plaines de l'ouest du bassin du Murrumbidgee. Cette zone, intensément étudiée depuis 2001, est localisée dans la partie du bassin où le climat est semi-aride avec des précipitations annuelles d'environ 300 mm et une topographie plutôt plane. Cette région comprend une zone irriguée (avec plus de 500 fermes) qui nous permet d'étudier au mieux les différents aspects de l'humidité du sol, grâce à la collaboration des agriculteurs. Yanco a donc été privilégié pour les campagnes SMAPex* de pré- et post-lancement de SMAP. Pour toutes ces raisons, ce site d'étude est très intéressant en termes de connaissances scientifiques et des jeux de données disponibles.

Les douze stations Oznet de mesure d'humidité ont été installées en 2003 sur la zone de Yanco et elles sont réparties sur une grille de 60 x 60 km² pour permettre d'estimer la variabilité intra-pixel des observations issues de la télédétection à partir de AMSR-2, SMOS et SMAP. Ces sites sont répartis sur les 3 principales occupations du sol comprenant la zone irriguée CIA, les cultures pluviales, et les zones de pâturage (Fig. 2.5). L'ensemble de ces sites recouvre la zone aéroportée de la campagne de mesure SMAPex .

*. Soil Moisture Active Passive Experiment (SMAPex) est une série de 5 campagnes de terrain spécifiquement conçues pour contribuer au développement des algorithmes d'estimation de l'humidité du sol résultant de la combinaison du radar et du radiomètre de la mission SMAP dans un premier temps et à la calibration et validation des produits pour les deux dernières campagnes (Panciera et al., 2014). www.smapex.monash.edu.au/

2.3 Les observations *in situ* d'humidité du sol

Il existe de nombreuses méthodes pour mesurer l'humidité du sol *in situ* (Robock et al., 2000; Walker et al., 2004). Les principales méthodes sont détaillées ci-dessous avec les méthodes traditionnellement utilisées (les méthodes gravimétrique, par sondes à neutrons et électromagnétiques) et des méthodes plus prospectives (les méthodes à rayons cosmiques à basse énergie et par réflectométrie GNSS) :

La méthode gravimétrique est une méthode direct qui permet de mesurer l'humidité du sol (Robock et al., 2000). L'idée est de prélever un volume connu de sol, de le peser, de le sécher et de le peser une seconde fois. La différence de masse entre les deux pesées correspond au volume d'eau évaporée et donc au contenu en eau dans l'échantillon de sol. Les limites de cette méthode sont le caractère destructif de l'approche, la nécessité d'avoir un opérateur en laboratoire pour effectuer les mesures et leur faible représentativité de seulement quelques centimètres. Les mesures sont donc prises au mieux toutes semaines (Seneviratne et al., 2010). Cependant, cette méthode a l'avantage d'être simple et peu coûteuse.

La méthode par sondes à neutrons (Hillel, 1998) est une approche indirecte donnant une mesure précise en temps réel. Elle utilise une source radioactive de neutrons rapides et un détecteur de neutrons lents. Les neutrons rapides émis par la sonde sont progressivement ralentis par le sol et le flux de neutrons lents est proportionnel à la densité d'atomes d'hydrogène, donc l'eau contenu dans les objets observés. Ces mesures doivent être étalonnées à partir des mesures gravimétriques et de densité du sol pour chaque type de sol étudié et pour différentes valeurs d'humidité du sol. Les inconvénients de cette approche sont principalement dûs aux précautions de manipulations des matériaux radioactifs. De plus, ces sondes ont un coût élevé et ne peuvent pas être utilisées pour des mesures fréquentes et automatiques.

Les méthodes électromagnétiques (Theta probe - TDR) est une approche indirecte qui mesurent un champ électrique dans le sol. L'idée est d'utiliser la relation quasi linéaire entre le champ électrique mesuré et l'humidité du sol. Cependant cette relation dépend du type de sol. Il est donc nécessaire de calibrer, à partir des mesures gravimétriques, les mesures pour chaque type de sol afin de faire correspondre la mesure (en mV) et l'humidité du sol. Cette approche a l'avantage de pouvoir obtenir des mesures d'humidité du sol sur une longue période avec une résolution temporelle élevée et de manière automatique, grâce aux centrales d'acquisition. De plus, ces techniques électromagnétiques sont non-destructives, non-radioactives et les capteurs sont à faible coût. La précision est de l'ordre de 2% de volume d'humidité du sol. Ces sondes (fig. 2.6) d'humidité fournissent uniquement des mesures ponctuelles spatialement. Les données *in situ* utilisées tout au long de ce manuscrit proviennent de la méthode TDR.



FIGURE 2.6 – Theta Probe : instrument permettant de calculer l'humidité du sol à partir des mesures de la constante diélectrique du sol.

La méthode à rayons cosmiques à basse énergie est une nouvelle technique qui utilise les neutrons de rayons cosmiques pour cartographier l'état de l'humidité du sol et le contenu en eau de la végétation sur une zone (Zreda et al., 2008). La méthode proposée consiste à mesurer à faible énergie des neutrons de rayons cosmiques à la surface qui est inversement corrélée avec la teneur en eau dans le sol. Un des avantages est que les neutrons sont sensibles au changement d'humidité du sol mais pas aux variations de la chimie du sol. Un détecteur de neutrons peut être placé au dessus du sol pour estimer l'humidité du sol à une profondeur allant de 15 cm à 70 cm. Un autre avantage de cette méthode est que l'humidité du sol n'est pas mesurée ponctuellement mais intégrée sur un diamètre pouvant aller jusqu'à 670 m.

La méthode par réflectométrie GNSS(Global Navigation Satellite Signal) est une technique de télédétection opportuniste qui consiste à analyser les ondes électromagnétiques émises en continu par la soixantaine de satellites des systèmes de positionnement GNSS (GPS, GLO-NASS, etc.) et qui sont captées par une antenne après réflexion sur la surface terrestre (Roussel et al., 2016). La sensibilité du signal du contenu en eau du sol est observée dans le signal réfléchi et peut aussi être quantifiée en calculant le rapport signal sur bruit des antennes des réseaux géodésiques de surface. L'avantage de cette approche est que le signal est sensible aux variations d'humidité du sol sur une zone de 1000 m² et sur une profondeur de 1 à 6 cm (Larson et al., 2010). La précision annoncée est de l'ordre de 3% de volume d'humidité du sol.

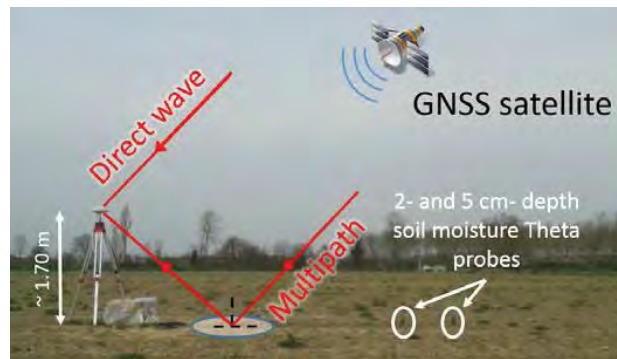


FIGURE 2.7 – Exemple d'application à Lamasquère de mesure d'humidité du sol à partir des signaux GNSS. Source : Roussel et al. (2016)

Chapitre 3

Désagrégation de l'humidité du sol à partir de la LST

Sommaire

3.1	Introduction	32
3.2	Désagrégation de l'humidité du sol	33
3.2.1	Méthodes basées sur les données optiques	33
3.2.2	L'algorithme DisPATCh	35
3.2.3	Le produit CATDS	37
3.2.4	Une métrique pour évaluer l'apport de la désagrégation	40
3.3	Application : Bassin du Murrumbidgee, Australie	42
3.3.1	Application aux données SMOS	42
3.3.2	Application aux données AMSR-E	43
3.4	ARTICLE : <i>DisPATCh as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements</i>	44
3.4.1	Résumé	44
3.4.2	Article	44
3.5	Synthèse et Conclusion	59

Références :

1. **Malbêteau Y.**, O. Merlin, B. Molero, C. Rüdiger, S. Bacon (2016) DisPATCh as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements : Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation , pp. 221-234. [doi:10.1016/j.jag.2015.10.002](https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.10.002)
2. Merlin O., **Y. Malbêteau**, Y. Notfi, S. Bacon, S. Er-Raki, S. Khabba, L. Jarlan, (2015) Performance metrics for soil moisture downscaling methods : Application to DisPATCh data in central Morocco, Remote Sensing, 7(4), 3783-3807 ; [doi:10.3390/rs70403783](https://doi.org/10.3390/rs70403783)
3. Molero B., O. Merlin, **Y. Malbêteau**, A. Al Bitar, F. Cabot, V. Stefan, S. Bacon, Y. Kerr, R. Bindlish, T.J. Jackson, (2016) New SMOS disaggregated soil moisture product at 1km resolution : processor overview and first validation results, Remote Sensing of Environment. [doi:10.1016/j.rse.2016.02.045](https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.045)

3.1 Introduction

L'humidité du sol en surface (*Surface Soil Moisture* ou SSM, en anglais) est fortement variable d'un point de vue spatial et temporel, principalement à cause de l'hétérogénéité des précipitations, de la demande évaporative, de la couverture du sol et des propriétés du sol. Pour suivre les variations de l'humidité du sol, de nombreuses approches ont été développées pour estimer la SSM à partir des mesures issues de la télédétection. Récemment, la SSM a été déduite des données dérivées des radiomètres en bande C, par exemple avec le capteur AMSR-E à bord du satellite AQUA. Plus récemment, la mission SMOS a principalement pour objectif d'observer la SSM. Le radiomètre à bord du satellite fonctionne en bande L (la longueur d'onde optimale pour l'observation de cette variable, Schmugge et al. (1988)). Cette mission a été complétée en Janvier 2015 avec la mission SMAP qui combine un radar et un radiomètre également en bande L. Malheureusement un problème technique empêche le radar de fonctionner, ce qui limite l'utilisation de la mission au radiomètre. Ces capteurs ont une résolution spatiale limitée à quelques dizaines de kilomètres pour une couverture globale d'environ 3 jours. Cependant une résolution spatiale plus fine est nécessaire pour des applications hydrologiques. Des méthodes de changement d'échelle ont alors été mises en œuvre en se basant notamment sur les données optiques.

Ce chapitre se base sur l'algorithme de désagrégation DisPATCh (Disaggregation based on Physical and Theoretical Scale Change) développé par Merlin et al. (2008a). Cet algorithme permet d'améliorer la résolution spatiale de la SSM à partir des données optiques à haute résolution, afin de décrire la variabilité spatiale intra-pixel observée par les capteurs micro-ondes. Dans un premier temps, un état de l'art des méthodes basées sur les données optiques, dont thermiques, est exposé avant d'expliquer plus en détail l'algorithme de désagrégation DisPATCh. Ensuite nous expliquons brièvement le processeur CATDS (Centre Aval de Traitement des données SMOS) qui permet d'automatiser l'algorithme DisPATCh et le produit de niveau 4 SMOS distribué par le CATDS (Molero et al., 2016). Ensuite, un nouvel indicateur de performance des méthodes de désagrégation, appelé Gdown (Merlin et al., 2015) est présenté pour combler les lacunes sur les stratégies de validation. La méthodologie développée est générique et peut donc être appliquée à différents capteurs micro-ondes. La comparaison des produits désagrégés issus de SMOS et AMSR-E est réalisée pour la première fois. Une telle approche de désagrégation peut aider à résoudre la différence de résolution spatiale entre les observations par satellite et les mesures *in situ*. Une étude complémentaire vise donc à examiner le potentiel de DisPATCh pour évaluer les produits de niveau 3 SMOS et AMSR-E en utilisant les données *in situ* (Malbêteau et al., 2016b).

3.2 Désagrégation de l'humidité du sol

3.2.1 Méthodes basées sur les données optiques

La plupart des méthodes de désagrégation issues de la synergie micro-onde/optique sont basées sur les approches du triangle (Carlson et al., 1994) ou du trapézoïde (Moran et al., 1994). Dans ces deux approches les variations de la température de surface (LST) sont associées aux variations de la SSM et de la couverture végétale (Carlson, 2007; Petropoulos et al., 2009). Cependant la fraction de végétation stressée (définie comme un déficit d'eau en zone racinaire) est ajoutée grâce à l'approche du trapézoïde, ce qui permet d'expliquer l'augmentation de la température de végétation au dessus de la température d'une végétation irriguée (Fig. 3.1). En regroupant ces deux méthodes, deux types d'approches de changement d'échelle se distinguent pour estimer la SSM à haute résolution : 1) les méthodes empiriques (basées sur la régression polynomiale, Chauhan et al. (2003) et 2) les méthodes semi-physiques (basées sur l'évaporation, Merlin et al. (2008a)).

Concernant la méthode empirique, Piles et al. (2011) ont adapté l'approche de régression polynomiale pour combiner les données SMOS et MODIS afin de fournir des données de SSM à 10 km et 1 km de résolution. Cette approche remplace l'albédo de surface dans Chauhan et al. (2003) par la température de brillance observée à basse résolution par le radiomètre micro-onde, et sur-échantillonnée à haute résolution. La méthode de Piles et al. (2011) a été appliquée en Australie sur la zone de l'expérience AACES (Voir note page 26) pendant la période de mise en service de SMOS.

Concernant l'autre type d'approche, la désagrégation de Merlin et al. (2008a) est basée sur l'évaporation et a l'avantage de faire physiquement le lien spatial entre la LST et la SSM en passant par un modèle d'efficacité évaporative du sol (SEE). De plus, une amélioration significative a été réalisée dans Merlin et al. (2012) en intégrant la partition sol/végétation par une approche dérivée de Moran et al. (1994). L'algorithme a d'abord été appliqué avec le produit SMOS de niveau 2, en utilisant les données MODIS à 1 km sur la zone de AACES (Merlin et al., 2012) pendant un mois d'hiver et un mois d'été. Également basée sur l'évaporation, Kim and Hogue (2012) ont développé une méthode de désagrégation, nommée UCLA, en s'appuyant sur la formulation de la fraction évaporative de Jiang and Islam (2003), et d'une équation linéaire de changement d'échelle entre la fraction évaporative et SSM. L'algorithme a été appliqué avec le produit AMSR-E de niveau 3, en utilisant les données MODIS sur la zone de SMEX04*.

Ces deux dernières méthodes ont trois avantages majeurs par rapport aux approches purement empiriques : 1) la loi de conservation, c'est à dire que la moyenne à basse résolution de la SSM estimée à haute résolution est égale à la SSM basse résolution (et ce n'est généralement pas le cas avec les approches empiriques à cause de la nature non linéaire de la fonction polynomiale), 2) un lien physique est établi à haute résolution entre la SSM et l'évapotranspiration, et 3) une calibration locale n'est pas nécessaire. La méthode polynomiale de Piles et al. (2011) et la méthode évaporative de Merlin et al. (2008b) continuent d'évoluer avec les études récentes de Sánchez-Ruiz et al. (2014), Piles et al. (2014), Malbêteau et al. (2016b) et Molero et al. (2016). Une étude comparative de ces approches est en cours dans le cadre d'un projet avec l'équipe de Monash en Australie, et l'Universitat Polytechnica de Catalunya à Barcelone.

*. Soil Moisture Experiment 2004 est une campagne de mesures au sud des États-unis et au nord du Mexique. Cette campagne a pour objectif de fournir des données pour étudier les interactions surface/atmosphère à partir de la télédétection, et particulièrement l'humidité du sol issues de l'instrument AMSR-E (Jackson et al., 2008).

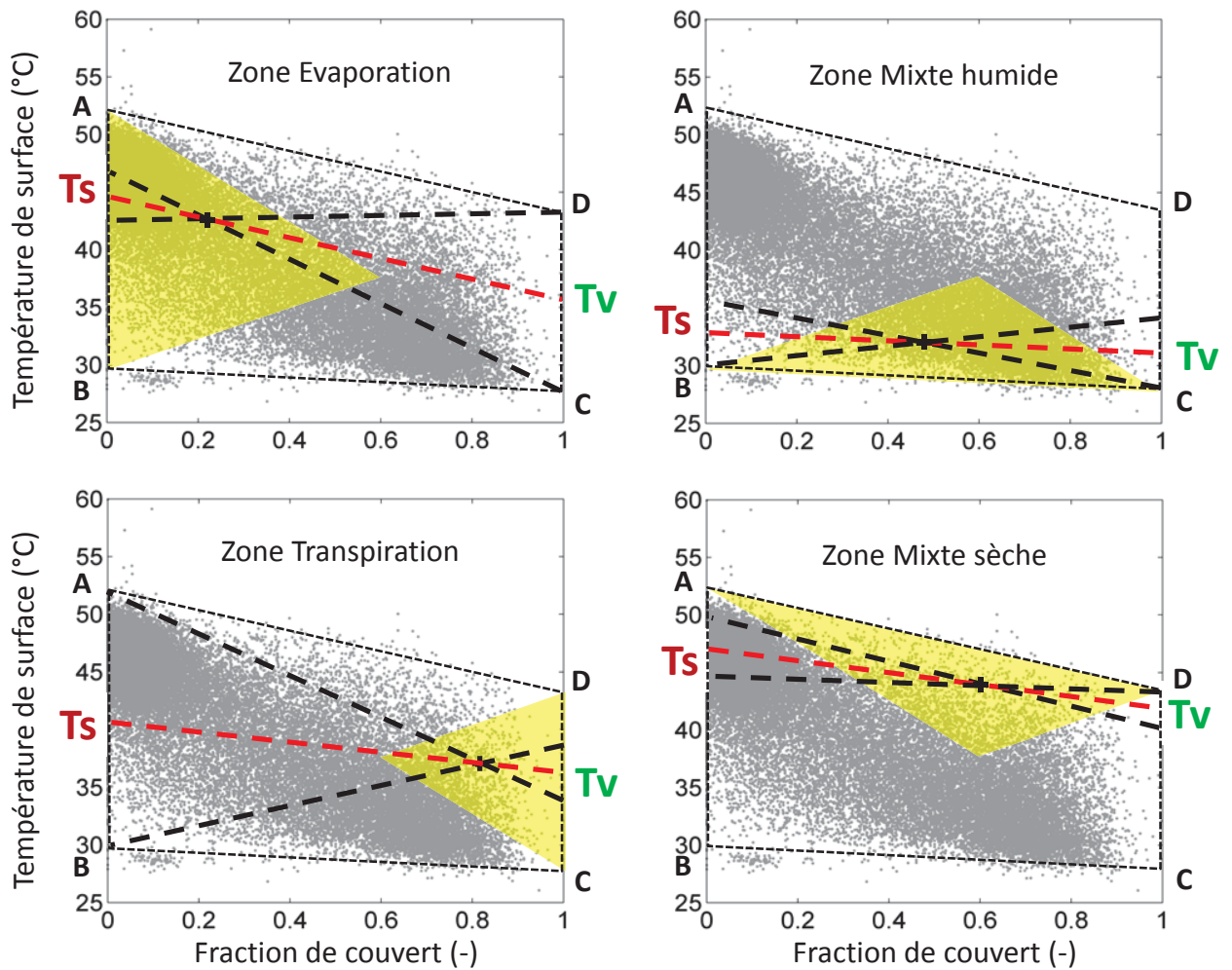


FIGURE 3.1 – Méthode de partition de la LST entre la température du sol et la température de la végétation, suivant la position du point observé dans l'espace à deux dimensions LST-fraction de végétation (Moran et al., 1994). Exemple sur la zone irriguée d'Urgell en Espagne à 90 m de résolution. Source : HDR Merlin O. (2016).

3.2.2 L'algorithme DisPATCh

Une première version de DisPATCh a été développée par Merlin et al. (2005), depuis de nombreuses améliorations ont eu lieu pour aboutir à la version présentée dans ce manuscrit (Merlin et al., 2012). DisPATCh repose sur un terme d'efficacité évaporative du sol (SEE) pour modéliser la variabilité spatiale au sein d'un pixel à basse résolution, l'approche est schématisée par la figure 3.2. La première étape consiste à prendre en compte le terme de SEE à haute résolution SEE_{HR} . Il est défini comme une fonction linéaire de la température du sol ($T_{s,HR}$) :

$$SEE_{HR} = \frac{T_{s,dry} - T_{s,HR}}{T_{s,dry} - T_{s,wet}} \quad (3.1)$$

avec $T_{s,dry}$ (K) et $T_{s,wet}$ (K) les températures extrêmes d'un sol nu pour les conditions $SSM \sim 0$, et $SSM = SSM_{sat}$ à saturation, respectivement. Les températures extrêmes du sol nu peuvent être estimées en extrapolant les bords sec et humide de l'espace formé en traçant la LST en fonction du $f_{v,HR}$ ($f_{v,HR}$ est la fraction de végétation dérivée d'un indice de végétation) à partir de la méthode du trapézoïde de Moran et al. (1994). C'est à dire qu'elle se base sur la distribution des pixels dans l'espace $LST/f_{v,HR}$ pour estimer la limite supérieure et inférieure de température correspondant respectivement aux conditions sèches et humides (Fig. 3.1). La température du sol est calculée comme ci-dessous :

$$T_{s,HR} = \frac{T_{obs} - f_{v,HR}T_{v,HR}}{1 - f_{v,HR}} \quad (3.2)$$

avec T_{obs} la LST et $f_{v,HR}$ la couverture végétale issues de la télédétection à haute résolution. $f_{v,HR}$ est calculée de la façon suivant :

$$f_{v,HR} = \frac{NDVI_{obs} - NDVI_s}{NDVI_v - NDVI_s} \quad (3.3)$$

avec $NDVI_{obs}$ le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) observé, $NDVI_s$ le NDVI pour un sol nu (ajusté à 0.15) et $NDVI_v$ le NDVI pour une végétation totalement couvrante (ajusté à 0.90).

Concernant les facteurs qui perturbent la relation entre la SEE et la LST, Merlin et al. (2013) ont proposé une première correction simple des effets d'altitude. La correction consiste à retrancher sur la LST les effets d'altitude à haute résolution, relativement aux effets moyens à l'échelle du pixel SMOS. La LST est corrigée avec la relation suivante :

$$T_{HR}^{alt} = T_{HR} + 0.006 \times (Alt_{HR} - Alt_{BR}) \quad (3.4)$$

avec T_{HR}^{alt} la LST corrigée des effets d'altitude, T_{HR} la LST observée, Alt_{HR} l'altitude du pixel haute résolution, et Alt_{BR} l'altitude moyenne du pixel à basse résolution. La constante de $-0.006^\circ/m$ est une valeur moyenne du taux de décroissance de la température de l'air avec l'altitude. La LST corrigée peut ensuite être utilisée pour estimer la température du sol comme décrit précédemment.

Dans une deuxième étape, le modèle linéaire de Budyko (1956) et Manabe (1969) est utilisé pour relier les termes la SEE à celui de la SSM. Merlin et al. (2013) ont montré que le modèle linéaire est une bonne approximation à l'échelle kilométrique. La SEE pour chaque pixel à haute résolution est donc décrite comme :

$$SEE_{HR} = \frac{SSM_{HR}}{SSM_p} \quad (3.5)$$

avec SSM_p un paramètre semi-empirique estimé à basse résolution pour chaque jour de la façon suivante :

$$SSM_p = \frac{SSM_{LR}}{SEE_{LR}} \quad (3.6)$$

avec SSM_{LR} , la SSM à basse résolution observée par le radiomètre et SEE_{LR} , la moyenne des valeurs de SEE_{HR} à l'intérieur du pixel basse résolution.

Dans une troisième étape, l'équation de changement d'échelle (de désagrégation) pour obtenir SSM_{HR} s'écrit :

$$SSM_{HR} = SSM_{LR} + \left(\frac{\partial SEE}{\partial SSM} \right)_{LR}^{-1} \times (SEE_{HR} - SEE_{LR}) \quad (3.7)$$

avec $(\partial SEE / \partial SSM)^{-1}$ l'inverse de la dérivée d'un modèle $SEE(SSM)$ estimé à basse résolution.

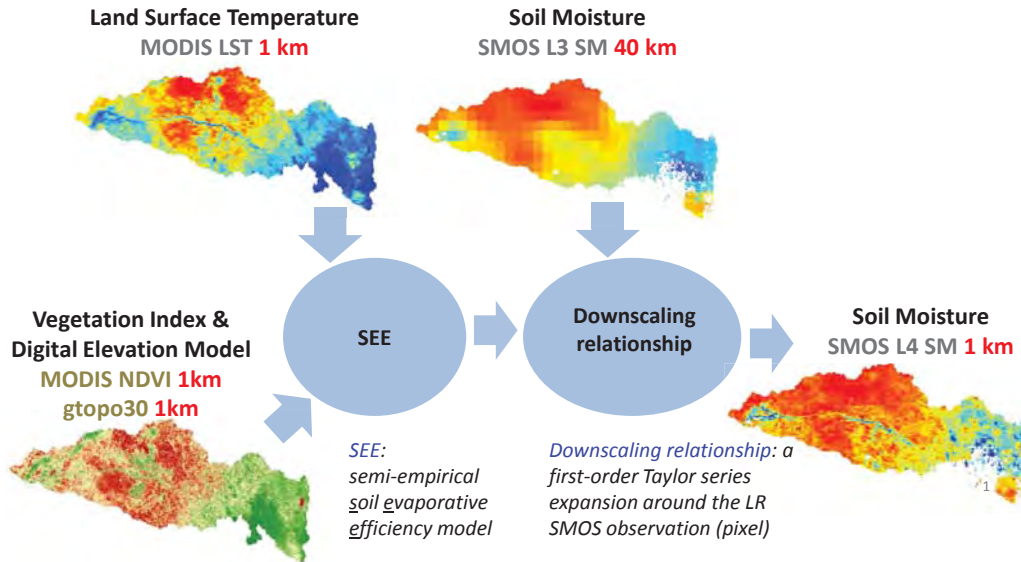


FIGURE 3.2 – Représentation schématique de l'algorithme DisPATCH, inspirée de Merlin et al. (2012).

3.2.3 Le produit CATDS

Dans le but d'automatiser les étapes décrites dans Merlin et al. (2012, 2013), un algorithme de traitement automatique des données de DisPATCh a été développé pour fournir un produit de SSM désagrégé à 1 km de résolution à partir des images MODIS. Ce processeur automatique est un soutien indéniable pour l'ensemble de mes travaux de thèse car il permet la validation de la méthode dans des conditions variées et de pouvoir facilement inclure les données désagrégées dans un schéma d'assimilation (voir chapitre suivant). Ce processeur permet également d'utiliser DisPATCh avec des données issues de produits et de capteurs différents. Le produit officiel est répertorié comme le niveau 4 de SMOS et il sera prochainement disponible au CATDS (www.catds.fr) depuis mai 2010 (Molero et al. (2016), voir annexe A).

Le processeur DisPATCh "CATDS" est composé d'une interface d'entrée qui gère le pré-traitement des données d'entrée, d'un code principal qui implémente l'équation de changement d'échelle (3.7) avec le modèle de SEE (équation 3.5), et d'une interface de sortie qui gère le post-traitement des données de sortie (Malbêteau et al., 2016b; Molero et al., 2016). Les données d'entrée du processeur DisPATCh sont composées des produits LST et NDVI MODIS, d'un MNT (Modèle Numérique de Terrain) et de SSM SMOS L3. Les caractéristiques de ces données sont décrites dans le tableau 3.1. En mode "offline", il est possible d'appliquer DisPATCh aux produits SSM d'AMSR-E.

TABLE 3.1 – Données d'entrée de la chaîne DisPATCh (* disponible en mode "offline" uniquement).

Produit	Variable	Résolution	Projection/grille	Format
SMOS CLF31A/CLF31D	SSM	25 km/3 jours	EASE grid	NetCDF
*AMSR-E LPRM L3 A/LPRM L3 D	SSM	25 km/3 jours	WGS84	NetCDF
MODIS MOD11A1/MYD11A1	LST_day, QC	1 km/1 jour	USGS Sinusoidal	HDF
MODIS MOD13A2	NDVI, QC	1 km/16 jours	USGS Sinusoidal	HDF
GTOPO30	MNT	0.01°	WGS84	GeoTIFF

Afin d'automatiser les étapes décrites dans Merlin et al. (2012, 2013) pour préparer les données d'entrée et aussi pour rendre la méthode DisPATCh applicable à des produits SSM multiples (SMOS, AMSR-E, SMAP, etc.) un pré-processeur appelé DII (DisPATCh Input Interface) a été créé par Molero et al. (2016). Les paramètres d'entrée du DII sont la date et la tuile MODIS identifiée par ces indices (h,v) dans les axes est-ouest et nord-sud. Le DII est exécuté pour chaque paire date-tuile, c'est à dire que les variables nécessaires sont extraites des produits du tableau 3.1 et sont transformées en images, puis ces images sont reprojctées dans un système commun (projection géographique sur le sphéroïde WGS84) sur des grilles à haute résolution pour les données auxiliaires et à basse résolution pour les données SSM ainsi elles sont présentées dans un format compatible avec le programme principal.

Quelques contraintes ont été ajoutées pour appliquer DisPATCh :

1. les pixels à basse résolution doivent contenir au minimum 2/3 de leur surface non couverte par les nuages.
2. les pixels à basse résolution doivent avoir une surface émergée (des mers) de plus de 90%.
3. seuls les pixels à haute résolution qui présentent une qualité suffisante sont gardés. Cette étape est réalisée en s'appuyant sur les indices de qualité (QC dans le tableau 3.1) des produits de température MODIS. Seulement les deux meilleures qualités sont gardées (QC

=0 et $QC = 17$) car un QC égal à 0 est indicateur d'une qualité optimale, avec une incertitude sur la LST inférieure à 1 K et une incertitude sur l'émissivité inférieure à 0.01. Un QC égal à 17 est indicateur d'une qualité relativement bonne avec une incertitude sur la LST inférieure à 1 K, mais une incertitude sur l'émissivité comprise entre 0.01 et 0.02. Les pixels de 0.01° où l'incertitude estimée sur la LST est supérieure à 1 K sont écartés.

Au sein du processeur, DisPATCh est appliqué à un ensemble de données (Fig. 3.4). C'est à dire que l'équation de changement d'échelle (équation 3.7) est appliquée de manière indépendante sur chaque élément de l'ensemble d'entrée. L'ensemble se compose d'un maximum de 24 combinaisons associant l'observation SSM basse résolution (ascendant et descendant séparément) ré-échantillonnées sur 4 grilles et des images LST MODIS collectées par TERRA et AQUA le jour de l'observation à basse résolution, le jour avant et le jour après (jusqu'à 6 jeux de données indépendants). On suppose implicitement qu'aucune pluie ne se produise entre les passages MODIS et SMOS, et que la variabilité spatiale de SSM estimée à partir des données MODIS (au moment du passage MODIS) reste valable au moment du passage SMOS. La SSM DisPATCh finale est alors estimée comme la moyenne des SSM de l'ensemble de sortie. L'incertitude de SSM désagrégée, notée *std*, est calculée comme l'écart type des valeurs pour chaque pixel. Le nombre d'éléments de sortie utilisés dans ces calculs statistiques est appelé *compte*. Cette étape a pour but de réduire les erreurs aléatoires et d'augmenter la couverture spatio-temporelle (en maximisant la surface observée par MODIS, c'est à dire non couverte par les nuages). L'application de la désagrégation à cette ensemble permet également de quantifier l'incertitude DisPATCh en prévision de l'assimilation des données à 1 km (voir chapitre suivant). Ce mode est appelé 'sm1k3d' (Soil Moisture 1 km 3 Days). Les détails du processeur sont disponibles dans l'article de Molero et al. (2016) (Fig. 3.3) en annexe A. Cependant, dans le mode "offline" du processeur CATDS, il est possible d'appliquer DisPATCh seulement aux images LST MODIS collectées par TERRA ou AQUA le jour de l'observation à basse résolution. Ce mode est appelé 'sm1k1d' (Soil Moisture 1 km 1 Day).

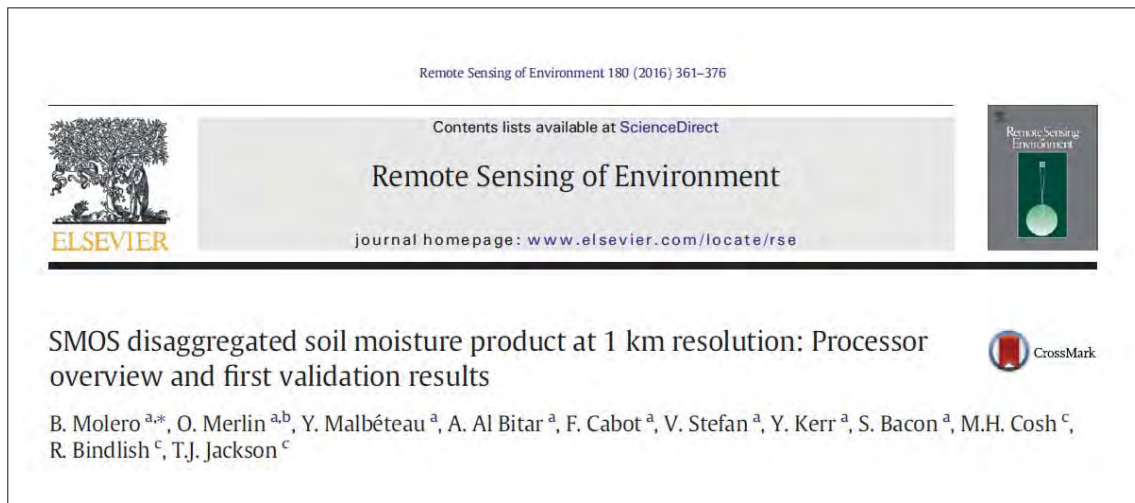


FIGURE 3.3 – Article : SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution (Molero et al., 2016), voir Annexe A

Les différents types de produits en sortie de DisPATCh sont détaillés en suivant :

- **sm1k3d** est le produit désagrégé du CATDS de niveau 4. Afin de générer les données de sortie DisPATCh avec résolution 0.01° , les données correspondent à 3 jours d'observation MODIS (le jour du passage SMOS et un jour avant et un jour après), les données d'entrée et de sortie sont schématisées par la figure 3.4.
- **sm50k3** est un produit qui utilise le même ensemble d'entrée que sm1k3d mais on fixe $SSM_p=0$ dans l'équation (3.5), ce qui signifie qu'aucune désagrégation n'est effectuée (Fig. 3.4). sm50k3 est sur la même grille d'échantillonnage que sm1k3d (0.01°) mais avec sa résolution réelle (0.4°). Un avantage principal de sm50k3 sur le produit à faible résolution d'origine SSM (SMOS L3) est qu'il a les mêmes caractéristiques spatio-temporelles que sm1k3d. sm50k3 contient également les vides associés à l'intersection des 6 masques de nuages des LST MODIS. Par conséquent, sm50k3 permet d'évaluer la désagrégation d'une manière impartiale, en conformité avec la couverture spatio-temporelle de sm1k3d.
- **sm1k1d** est un produit dérivé du processeur CATDS et il est disponible seulement en mode "offline". Il génère également SSM à 0.01° de résolution mais en utilisant uniquement la LST de MODIS TERRA/AQUA le jour du passage SMOS/AMSR-E (Fig. 3.5).
- **sm50k1** est un produit qui utilise le même ensemble d'entrée que sm1k1d mais on fixe $SSM_p=0$ comme pour sm50k3, ce qui signifie qu'aucune désagrégation n'est effectuée. Il a donc les mêmes avantages que sm50k3 mais avec la couverture spatio-temporelle de sm1k1d (Fig. 3.5).

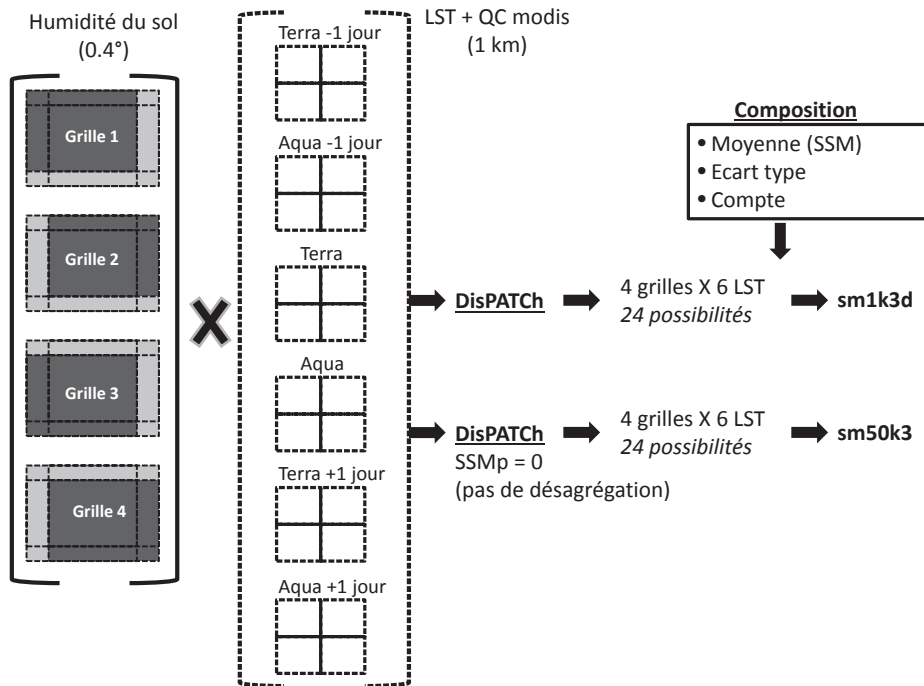


FIGURE 3.4 – Représentation schématique des entrées et sorties de la chaîne DisPATCh 1 km pour le mode sm1k3d (utilisant 3 jours de LST MODIS)

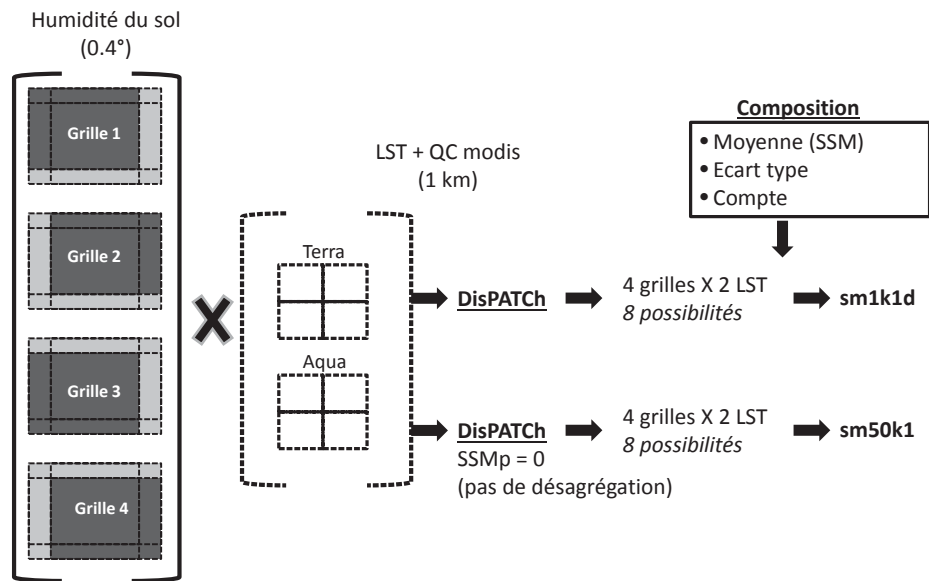


FIGURE 3.5 – Représentation schématique des entrées et sorties de la chaîne DisPATCH 1 km pour le mode sm1k1d (utilisant uniquement les LST MODIS le jour du passage SMOS)

3.2.4 Une métrique pour évaluer l'apport de la désagrégation

Il est difficile de valider l'apport de la désagrégation à cause de l'impact des incertitudes des données d'entrée disponibles à des résolutions multiples et l'éventuelle non représentativité des mesures in situ utilisées comme référence à l'échelle de validation. De plus, le problème majeur de la validation des méthodes de désagrégation est le manque de mesures de terrain disponibles d'un point de vue spatial.

Une solution pour valider la désagrégation serait l'utilisation des données en bande L issues des campagnes aéroportées (Merlin et al., 2008c; Peischl et al., 2012) qui estiment la SSM à haute résolution spatiale. Néanmoins ces campagnes ne durent généralement pas plus d'un mois et sont effectuées sur des petites surfaces, typiquement un pixel SMOS par jour (1000 km²). En fait, la possibilité d'observer la SSM à haute résolution impacte fortement les stratégies de validation pour évaluer l'apport de la désagrégation. A cause d'un manque de données spatialisées à haute résolution, les méthodes de désagrégation sont le plus souvent évaluées à partir des séries temporelles collectées par des stations automatiques permanentes (ou semi-permanentes).

Peu d'études se sont intéressées spécifiquement aux stratégies d'évaluation des méthodes de désagrégation. Les métriques le plus souvent utilisées pour quantifier l'exactitude des données désagrégées sont l'écart quadratique moyen (RMSD) et le coefficient de corrélation (R) entre les données désagrégées et les mesures de référence, mais le biais moyen (B) et la pente de la régression linéaire (S) sont généralement moins employés. De plus, environ 40% des études récentes ne font pas de comparaison des métriques obtenues avec et sans désagrégation, il n'y a donc pas d'évaluation quantitative de l'apport de la désagrégation à fine échelle (Merlin et al., 2015).

Dans ce contexte, Merlin et al. (2015) ont proposé un nouvel indicateur de performance des méthodes de désagrégation, appelé Gdown. Cet indicateur est original car il permet d'évaluer le gain de la désagrégation relativement au cas non désagrégé. Il vient donc compléter les métriques de validation, avec la spécificité de montrer l'apport (ou non) de la désagrégation. Gdown est défini comme une combinaison des différentes métriques :

$$G_{DOWN} = (G_{EFFI} + G_{PREC} + G_{ACCU})/3 \quad (3.8)$$

avec G_{EFFI} , G_{PREC} et G_{ACCU} les gains de désagrégation en termes d'efficacité, de justesse et d'exactitude. Le premier terme G_{EFFI} de l'équation 3.8 est le gain sur la pente de la régression linéaire (S), relativement au cas sans désagrégation. Le terme G_{PREC} est le gain en justesse sur la corrélation (R) et G_{ACCU} est le gain en précision sur le biais moyen (B), toujours relativement au cas sans désagrégation. Plus de détails sont disponibles dans Merlin et al. (2015) (annexe B) où Gdown est testé sur une période de 4 ans en comparant les données DisPATCh à 1 km de résolution avec les mesures collectées par 6 stations de l'observatoire Tensift au Maroc. L'approche Gdown a depuis été utilisée dans Malbêteau et al. (2016b); Molero et al. (2016); Piles et al. (2016).

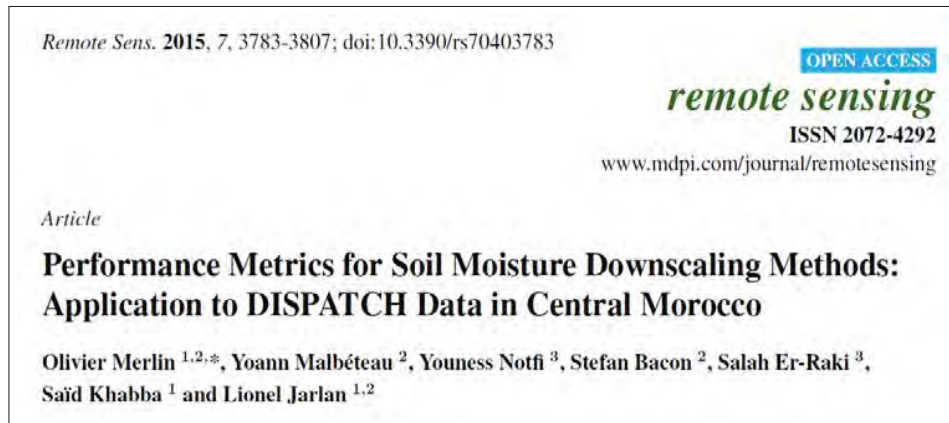


FIGURE 3.6 – Article : Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods (Merlin et al., 2015), voir Annexe B

3.3 Application : Bassin du Murrumbidgee, Australie

3.3.1 Application aux données SMOS

Les résultats de la désagrégation de SMOS sont présentés sur la figure 3.7. La performance de DisPATCh est évaluée en comparant la SSM issue de la télédétection avec les mesures *in situ* pour les deux scénarios : désagrégé et non désagrégé. Le potentiel de la désagrégation, pour améliorer la représentation spatiale de SSM, est estimé sur une base quotidienne (validation spatiale). Lorsque l'on compare les statistiques obtenues sur l'ensemble du bassin pendant une année, on peut observer que la désagrégation réduit le biais moyen d'environ $0,02 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$. La pente de la régression linéaire est, respectivement, augmentée de 0,15 à 0,40 et de 0,23 à 0,43 pour l'orbite ascendante (6h) et descendante (18h). Cependant, les résultats du coefficient de corrélation (R) sont contrastés au regard des résultats saisonniers. Par exemple, en ce qui concerne la zone Yanco en été, la désagrégation améliore fortement la pente de la régression linéaire et le coefficient de corrélation (Fig. 3.7). En hiver, la pente de la régression linéaire n'est pas améliorée par la désagrégation et cette statistique est toujours proche de zéro (Malbêteau et al. (2016b), voir 3.4.2 table 3). L'augmentation du biais moyen après désagrégation sur la zone Kyeamba pourrait être expliquée par la couverture végétale dense, les conditions météorologiques (peu de données disponibles à cause de la couverture nuageuse) et la topographie significative.

Par ailleurs, les faibles améliorations observées en hiver sont principalement dues au faible couplage entre l'évaporation et la SSM sur cette saison. Les résultats contrastés obtenus mettent en évidence que les conditions atmosphériques/climatiques sont de fortes contraintes sur le potentiel de l'algorithme. C'est à dire que la précision des produits de désagrégation varie considérablement selon les saisons (Merlin et al., 2012), et la performance de DisPATCh est optimale pendant les mois les plus chauds et dans les plaines semi-arides où le couplage est le plus fort, c'est à dire dans les conditions limitées en énergie et ainsi avoir le lien optimal entre la température de surface et l'humidité du sol).

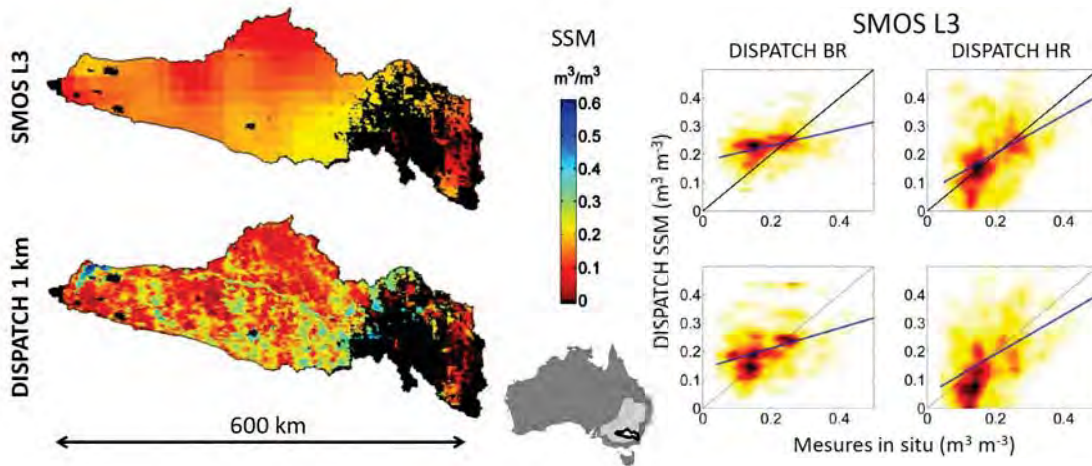


FIGURE 3.7 – À gauche, la SSM issue des produits niveau 3 SMOS et DisPATCh 1 km pour la date du 22 novembre 2010. Les zones où les données DisPATCh ne sont pas disponibles (e.g. nuages), sont masquées en noir sur les deux images. À droite, les graphes de comparaison de l'humidité du sol *in situ* avec les cas sans (gauche) et avec (droite) désagrégation et pour les passages ascendant (haut) et descendant (bas) collectés sur la zone de Yanco en été 2010-2011.

3.3.2 Application aux données AMSR-E

Les résultats de la désagrégation de AMSR-E sont présentés sur la figure 3.8. La comparaison des statistiques obtenues sur l'ensemble du bassin versant permet d'observer que la désagrégation réduit également le biais moyen d'environ $0,02 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$. La pente de la régression linéaire est, respectivement, augmentée de $-0,06$ à $0,28$ et $-0,03$ à $0,24$ pour les orbites ascendante (13h30) et descendante (1h30). De plus, les coefficients de corrélation sont systématiquement améliorés après désagrégation. En ce qui concerne la zone de Yanco en été, les résultats sont comparables à ceux de SMOS (Fig. 3.8). En hiver, la pente de la régression linéaire n'est pas améliorée par la désagrégation (comme pour SMOS). Les résultats contrastés confirment que les conditions environnementales ont une influence sur la désagrégation. Un effort important a été fait pour adapter le processeur aux données d'AMSR-E et les résultats montrent que DisPATCh peut être appliqué aux données d'AMSR-E avec confiance.

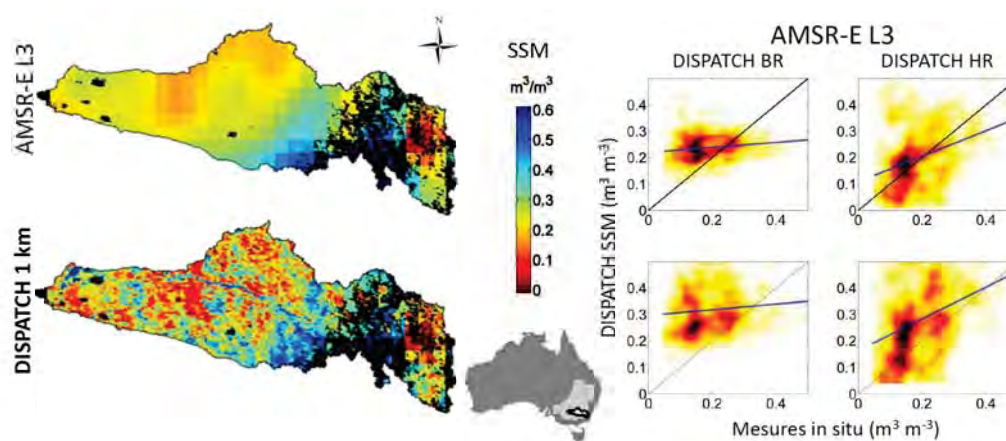


FIGURE 3.8 – À gauche, la SSM issue des produits niveau 3 AMSR-E et DisPATCh 1 km pour la date du 22 novembre 2010. Les zones où les données DisPATCh ne sont pas disponibles (e.g. nuages), sont masquées en noir sur les deux images. À droite, les graphes de comparaison de l'humidité du sol *in situ* avec les cas sans (gauche) et avec (droite) désagrégation et pour les passages ascendant (haut) et descendant (bas) collectées sur la zone de Yanco en été 2010-2011.

Lorsque l'on compare les orbites ascendantes et descendantes, les résultats sont similaires. Ce constat est valable pour SMOS et AMSR-E. DisPATCh est donc efficace et précis que ce soit pour les passages du matin ou du soir. On remarque que la performance dépend fortement des conditions climatiques et météorologiques. Pour synthétiser, DisPATCh améliore les données SSM en terme de statistiques, mais aussi d'un point de vue visuel car les images à 1 km permettent de décrire les éléments hydrologiques (rivières, zones irriguées).

Les produits SMOS et ASMR-E désagrégés à 1 km sont inter-comparés entre eux sur la zone de Yanco sur une année. Les résultats illustrent le fait que les données d'AMSR-E désagrégé soit légèrement plus humide que SMOS à 1 km, ce qui est compatible avec le fait que les données issues de l'algorithme LPRM AMSR-E soit originalement plus humide. Il est intéressant d'observer que les données issue d'AMSR-E et de SMOS après désagrégation sont comparables statistiquement. Ce point est intéressant dans l'idée de construire une série longue durée de SSM avec une résolution spatiale de 1 km.

3.4 ARTICLE : *DisPATCh as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements*

3.4.1 Résumé

Depuis une vingtaine d'année, plusieurs approches ont été développées pour estimer la SSM à partir de la télédétection spatiale. Cependant la validation de ces produits est toujours considérée comme un défi à cause de la grande différence d'échelle qui existe entre les produits issus de la télédétection (résolution spatiale de 40 km - 50 km) et les mesures *in situ* (quelques mètres). Dans ce contexte, le potentiel de DisPATCh a été examiné pour valider les SSM en réduisant la différence d'échelle. Dans cette étude, l'algorithme de désagrégation a été appliqué à 1 km de résolution avec les données MODIS et à partir de deux produits SSM à basse résolution : SMOS et AMSR-E. La zone d'étude est le bassin du Murrumbidgee (sud-est de l'Australie) pour une période de Juin 2010 à Mai 2011. Cette zone est particulièrement intéressante pour l'évaluation de SSM car elle dispose de 38 stations de mesures réparties sur plus de 82 000 km². Les résultats montrent que DisPATCh améliore le biais, le coefficient de corrélation et la pente de la régression linéaire entre les données satellitaires et les mesures *in situ* dans, respectivement, 77%, 92% et 94% des cas. Il a été également remarqué que l'efficacité de la désagrégation est meilleure pour les mois les plus chauds de l'année. De plus, DisPATCh montre de meilleurs résultats pour les régions semi-arides que pour les régions tempérées. Dans les régions semi-arides, DisPATCh a un fort potentiel pour représenter la variabilité sous pixel de SSM, et donc pour l'étude de la dynamique des flux d'eau à une échelle plus fine que la résolution spatiale des produits satellitaires actuellement disponibles à partir des données micro-ondes.

3.4.2 Article



Contents lists available at ScienceDirect

International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jag

DisPATCH as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements: Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia



Yoann Malbêteau^{a,*}, Olivier Merlin^{a,b}, Beatriz Molero^a, Christoph Rüdiger^c,
Stephan Bacon^a

^a CESBIO, Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, 18 Avenue, Edouard Belin, bpi 2801, 31401 Toulouse Cedex 9, France

^b FSSM, Faculté des Sciences Semlalia Marrakech, Avenue Prince Moulay Abdellah, BP 2390, Marrakech 40000, Morocco

^c Department of Civil Engineering, Monash University, Clayton 3800, Australia

ARTICLE INFO

Article history:

Received 26 February 2015

Received in revised form

28 September 2015

Accepted 1 October 2015

Keywords:

Disaggregation

Soil moisture

Validation

SMOS

AMSR-E

DisPATCH

ABSTRACT

Validating coarse-scale satellite soil moisture data still represents a big challenge, notably due to the large mismatch existing between the spatial resolution (> 10 km) of microwave radiometers and the representativeness scale (several m) of localized in situ measurements. This study aims to examine the potential of DisPATCH (Disaggregation based on Physical and Theoretical scale Change) for validating SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) and AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth observation system) level-3 soil moisture products. The ~40–50 km resolution SMOS and AMSR-E data are disaggregated at 1 km resolution over the Murrumbidgee catchment in Southeastern Australia during a one year period in 2010–2011, and the satellite products are compared with the in situ measurements of 38 stations distributed within the study area. It is found that disaggregation improves the mean difference, correlation coefficient and slope of the linear regression between satellite and in situ data in 77%, 92% and 94% of cases, respectively. Nevertheless, the downscaling efficiency is lower in winter than during the hotter months when DisPATCH performance is optimal. Consistently, better results are obtained in the semi-arid than in a temperate zone of the catchment. In the semi-arid Yanco region, disaggregation in summer increases the correlation coefficient from 0.63 to 0.78 and from 0.42 to 0.71 for SMOS and AMSR-E in morning overpasses and from 0.37 to 0.63 and from 0.47 to 0.73 for SMOS and AMSR-E in afternoon overpasses, respectively. DisPATCH has strong potential in low vegetated semi-arid areas where it can be used as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture by explicitly representing the sub-pixel variability.

© 2015 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Although soil moisture only represents a small part of the liquid freshwater on Earth (about 0.15% (Dingman, 1994)), soil moisture observations over large areas and long time series are increasingly required in a range of environmental applications including meteorology, climatology, water resources management and hydrology. It controls interactions between the land surface and the atmosphere, thereby influencing climate and weather (Entekhabi, 1995). It also influences many processes related to plant growth, as well as a range of soil hydrologic processes such as evaporation, infiltration and runoff.

Soil moisture is highly variable both in space and time, mainly as a result of the heterogeneity in soil properties, topography, land cover, rainfall and evapotranspiration. Various approaches have been developed over the past two decades to deduce Surface Soil Moisture (SSM) from remote sensing measurements (Wagner et al., 2007; Kerr et al., 2001; Njoku et al., 2003). Several approaches have been first developed to retrieve SSM from data collected with C- and X-band radiometers, like the Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth observing system (AMSR-E), launched in 2002 (Owe et al., 2001; Njoku et al., 2003). The recent Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission, launched in 2009, operates at L-band (the optimal microwave band to estimate SSM) and is the first space mission dedicated to observe SSM globally (Kerr et al., 2010). This mission is being complemented by the new NASA satellite mission SMAP (Soil Moisture Active Passive) launched on the 31st of January 2015. This mission ensures the continuity of L-band passive

* Corresponding author. Tel.: +33 561558512.

E-mail address: yoann.malbeteau@cesbio.cnes.fr (Y. Malbêteau).

microwave data for global SSM monitoring (Entekhabi et al., 2010). The estimated SSM must be validated in order to assess the quality of the acquisition and retrieval processes by the comparison of the product with reference often in situ data sources.

One major difficulty in calibrating/validating SSM retrieval algorithms in the passive microwave domain is the coarse-scale resolution (about 40 km for SMOS and 50 km for AMSR-E) of spaceborne observations, and the small spatial representativeness scale (several m or so) of localized in situ measurements. SSM is highly variable in both time and space across different scales (Famiglietti et al., 2008). In consequence, the severity of the validation challenge would be much eased by reducing the contrast between the spatial support of ground-based observations and that of the satellite-based SSM retrievals. To help solve the huge scaling issue and to circumvent the direct comparison, two distinct approaches can be considered, namely (i) the upscaling of localized in situ measurements at the observation resolution and (ii) the downscaling of satellite data at the representativeness scale of ground measurements.

Many validation strategies of satellite SSM data using in situ measurements have been based on the assumption that local ground observations are representative of a much larger spatial extent (Grayson and Western, 1998; Cosh et al., 2008; Jackson et al., 2010, 2012). Even if short term intensive field campaigns have been used for calibration and validation, mainly in North America and Australia (Bindlish et al., 2006; Merlin et al., 2008b; Walker et al., 2006; Panciera et al., 2014) these provide reliable estimates for a subset of physical and climate conditions only. Hence, the representativeness issue of in situ data is commonly addressed by aggregating (e.g. averaging) the ground measurements of relatively dense networks (Crow et al., 2012; de Rosnay et al., 2009; Cosh et al., 2008). In the heterogeneous case where the spatial uniformity assumption of SSM does not hold (due to static influence of soil, vegetation and topography), various upscaling approaches have been developed (Cosh et al., 2004; Grayson and Western, 1998; Mohanty et al., 2000). In general, upscaling approaches suggest that current ground instrumentation is adequate for satellite mission validation needs (Crow et al., 2012). However, the performance of these approaches is site-dependent. The upscaling issue is indeed directly correlated with the presence of extensive horizontal variability in SSM fields (Crow et al., 2012). Alternatively, statistical tools like triple collocation have been also applied using land surface modeling, footprint-scale soil moisture products and single ground based station with existing low density ground networks (Miralles et al., 2010).

Another approach that can be used to circumvent the direct comparison between satellite and in situ SSM is the downscaling of satellite data. This technique consists in disaggregating remote sensing data to produce SSM at a spatial resolution closer to the representativeness scale of ground measurements.

The main problem of this approach is the potentially large uncertainty in the disaggregation output. Since data aggregation is a way to decrease random errors in SSM estimates, one may state that the higher the downscaling resolution, the more uncertain is the downscaled data. Nevertheless, data disaggregation is always a trade-off between output accuracy and spatial representation so that in heterogeneous conditions, the systematic differences (between low-resolution and in situ SSM) that is associated with sub-pixel variability may exceed the random errors in high-resolution disaggregated data. In this case, the downscaled SSM would be more accurate at the validation scale than the original coarse-scale observation, and would hence provide valuable information for validation purposes.

One promising approach for obtaining accurate estimates of high-resolution SSM is the disaggregation of microwave-derived SSM using MODIS (MODerate resolution Imaging

Spectroradiometer) like thermal infrared and visible/near-infrared data. The relationship between SSM, land surface temperature and vegetation cover has been commonly represented as an empirical polynomial relationship based on the “universal triangle” of Carlson et al. (1994). Since then, many efforts have been made to improve the triangle method. For instance, Piles et al. (2011) developed a new polynomial-fitting method, based on the work of Chauhan et al. (2003), by merging SMOS and MODIS data to provide SSM data at 10 km and 1 km resolution. Merlin et al. (2008a) replaced the polynomial function by a semi-physical model of soil evaporative efficiency. Kim and Hogue (2012) developed a new evaporation-based disaggregation method, which is based on the formulation of surface evaporative fraction derived by Jiang et al. (2003) and a linear scaling relationship between surface evaporative fraction and SSM. DisPATCh (Disaggregation based on Physical and Theoretical scale Change (Merlin et al., 2012)) is an improved version of Merlin et al. (2008a). The new algorithm now includes the effect of vegetation water stress (Moran et al., 1994), the “universal trapezoid” has replaced the “universal triangles”, and a simple correction for elevation effects has been implemented (Merlin et al., 2013). Nevertheless, despite the significant gain in maturity of those algorithms, to the knowledge of the authors, none of them has still been used for validation of coarse-scale satellite SSM products.

In this context, this study aims to investigate the potential of DisPATCh for improving the validation strategies of coarse-scale microwave-derived SSM data using localized in situ measurements. The main idea is to assess the uncertainty in 1 km resolution DisPATCh data and to compare it with the systematic differences-associated with the subpixel heterogeneity- between the low-resolution and in situ SSM data. The methodology is tested using SMOS and AMSR-E level 3 soil moisture products over the Murrumbidgee River catchment located in southeastern Australia, and the in situ data collected by 38 stations during a one year period in 2010 and 2011.

2. Site and soil moisture data description

This analysis is based on the comparison between a disaggregation data set obtained from the SMOS (Centre Aval de Traitement des données SMOS, CATDS) and AMSR-E (Vrije Universiteit Amsterdam, VUA) level-3 products, and the in situ soil moisture measurements collected across the Murrumbidgee River catchment in southeastern Australia (Smith et al., 2012).

2.1. Study area

The study region is the Murrumbidgee River catchment located in southeastern Australia. It is a ~82,000 km² watershed located in southern New South Wales (−34°S to −37°S, 143°E to 150°E) and is a part of the greater Murray Darling basin (Fig. 1). The Murrumbidgee River catchment shows significant spatial variability in climate, soil, vegetation and land use (Green et al., 2011).

2.2. In situ measurements

A total of 38 stations are distributed across the Murrumbidgee River Catchment regrouped in the Murrumbidgee Soil Moisture Monitoring Network (Smith et al., 2012) (Fig. 1).

Within the Murrumbidgee River catchment, 31 validation sites are contained in three focus areas of different extents: Adelong Creek (5 sites) is a small catchment (~145 km²) with steep slopes; land use is for sheep and beef grazing. Kyeamba creek (13 sites) is a medium to small catchment (~600 km²) where the topography is dominated by gentle slopes; land use is predominantly for sheep and beef grazing with some dairy. The Yanco region (13 sites) is a

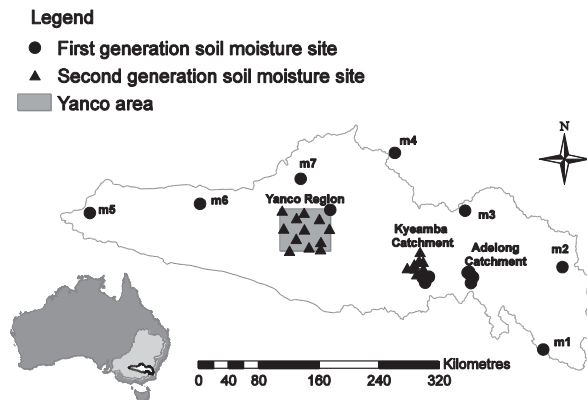


Fig. 1. The Murrumbidgee Soil Moisture Monitoring Network and three focus areas within the Murrumbidgee River catchment.

large flat area ($\sim 3000 \text{ km}^2$) with minimal woody vegetation; land use in the west of the region comprises irrigation, while elsewhere land use is dry land cropping and native pasture. The final 7 sites are located near regional centers throughout the catchment.

The Yanco site has been intensively monitored for remote sensing purposes since 2001 (Smith et al., 2012). It is a 55 by 55 km area located in the center of the Murrumbidgee western plains (Fig. 1) where the topography is flat with very few geological outcroppings. This site has been selected as a core site for the calibration/validation of the SMOS (Peischl et al., 2012), SMAP (Panciera et al., 2014), and GCOM-W1 missions (Mladenova et al., 2011) and has also been the focus of field experiments dedicated to algorithm development studies for the SMOS and SMAP missions: National Airborne Field Experiment 2006 (NAFE06; (Merlin et al., 2008b)); Australian Airborne Cal/Val Experiments for SMOS (AACES-1, -2; (Peischl et al., 2012)) and Soil Moisture Active Passive Experiments (SMAPex-1, -2, -3; (Panciera et al., 2014)). More details are available in Smith et al. (2012). These data are available on the World Wide Web at <http://www.oznet.org.au/>.

2.3. Remotely sensed data

The study period 06/2010–05/2011 corresponds to the overlapping period (one whole year) of SMOS and AMSR-E acquisitions. The tests made during the SMOS commissioning phase finished at the end of May 2010 while the AMSR-E spatial mission ended in October 4th, 2011.

Table 1
Input data sets for DisPATCh and their characteristics.

Parameter	Configuration for this case of study (input)				
	Products	Datasets	Resolution	Projection/grid	File format
SSM	SMOS • CLF31A • CLF31D	SSM	25 km	EASE grid v.1	NetCDF
	AMSR-E • LPRM-AMSR.E.L3.A • LPRM-AMSR.E.L3.D				
LST	MODIS • MOD11A1 • MYD11A1	LST day QC	1 km	USGS Sinusoidal	HDF
	MODIS • MOD13A2	NDVI QC			
Elevation	gtopo30	DEM	0.01°	WGS84	GeoTIFF

2.3.1. SMOS data

The SMOS mission is a joint program of the European Space Agency, the Centre National d'Etude Spatiales and the Centro para el Desarrollo Tecnológico Industrial. The SMOS satellite was launched in November 2009. The SMOS instrument is an L band (21 cm, 1.418 GHz) 2-D interferometric radiometer. SMOS has a sun-synchronous orbit at 757 km altitude ($\pm 1 \text{ km}$) with a 6:00 am/6:00 pm local standard time ($\pm 15 \text{ min}$) ascending/descending equator crossing time (Kerr et al., 2001).

The SMOS level-3 1-day global SSM (MIR.CLF31A\D, version 2.72 in reprocessing mode RE02) product is used. It is presented in NetCDF format on the EASE (Equal Area Scalable Earth) version 1.0 grid with a 25 km cylindrical projection. The level 3 soil moisture product is computed at the French ground segment CATDS from the SMOS level-1 products. Ascending and descending orbits are processed separately. Details on the processing algorithm are available in the Algorithm Theoretical Baseline Document (Jacquette et al., 2013), and in the level 3 data product description (Kerr et al., 2014). All the products can be found on the CATDS website (<http://catds.fr>). Characteristics are summarized in Table 1.

2.3.2. AMSR-E data

The AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS) was launched in May 2002 and stopped producing data in October 2011. The radiometer, flown on NASA's Aqua satellite, is a passive microwave scanning radiometer, operating in six wavelengths within the microwave spectrum (6.925, 10.65, 18.7, 23.8, 36.5 and 89 GHz) in horizontal and vertical polarizations. Aqua is a sun-synchronous satellite orbiting approximately 14 times each day, with morning/descending and afternoon/ascending overpasses at around 1:30 am/1:30 pm local time, respectively.

There are several SSM products derived from AMSR-E data. Many studies have already shown that the official product from the National Snow and Ice Data Center is not able to reproduce low values of SSM (Leroux et al., 2014; Rüdiger et al., 2009; Draper et al., 2009). Since the study area is semi-arid and we need good sensitivity to low SSM values, the AMSR-E soil moisture product chosen is that of VUA (Owe et al., 2001).

The VUA land parameter retrieval model (Owe et al., 2001) retrieves both SSM and vegetation optical depth by combining C- and X- band AMSR-E channels and the 36.5 GHz channel to estimate surface temperature. The operational VUA product is available twice per day, corresponding to the ascending (daytime) and descending (nighttime) overpasses. The data set covers the period from June 2002 to October 2011, at 0.25° on the WGS84 projection. The VUA product used in this paper is the level 3

version 2 product (Owe et al., 2008). Characteristics are summarized in Table 1.

3. Downscaled data

3.1. DisPATCH method

DisPATCH aims to provide 1 km resolution SSM data from coarse-scale microwave-derived SSM and the 1 km resolution Soil Evaporative Efficiency (SEE, defined as a ratio of actual to potential soil evaporation) derived from thermal infrared and visible/near-infrared MODIS data. Briefly, the soil evaporation from the 0–5 cm soil layer and the vegetation transpiration from the root zone soil layer are partitioned by separating MODIS LST (Land Surface Temperature) into its soil and vegetation components. The partitioning method (Moran et al., 1994) relies on an interpretation of the space defined by MODIS LST and MODIS NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). MODIS-derived soil temperature is then used to estimate SEE, which is known to be relatively constant during the day on clear sky conditions. MODIS-derived 1 km resolution SEE is finally used as a proxy for SSM variability within the low resolution pixel. We call “low resolution” to the spatial resolution of available soil moisture products that is, in average, 40 km and 50 km for SMOS and AMSR-E respectively. In practice, DisPATCH converts 1 km resolution MODIS-derived SEE fields into 1 km resolution SSM fields given a semi-empirical SEE model and a first-order series expansion around the low resolution observation. Note that DisPATCH is supposed to be applied to LR SSM products in m^3/m^3 unit with a physical SSM range between about zero (residual SSM) to about 0.60 (SSM at saturation). The downscaling relationship can be written as:

$$SSM_{HR} = SSM_{LR} + \dot{SSM}(SEE_{LR}) \times (SEE_{HR} - SEE_{LR}) \quad (1)$$

with SEE_{HR} being the SEE estimated at high (1 km) resolution, SEE_{LR} its integrated value at low resolution, and $\dot{SSM}(SEE_{LR})$ the partial derivative of SSM relative to SEE estimated at low resolution. This derivative is computed as the inverse of the derivative of a SEE(SSM) model. In Merlin et al. (2013), the SEE(SSM) model is simply:

$$SEE = \frac{SSM}{SSM_p} \quad (2)$$

with SSM_p being an empirical or semi-empirical parameter depending of soil properties and atmospheric conditions. It is self-estimated by DisPATCH from daily SSM and SEE observations. Note that Eq. (1) linearly relates SSM_{LR} and SSM_{HR} to ensure that the mean of SSM_{HR} at LR is equal to SSM_{LR} . Hence the derivative in the downscaling relationship is:

$$\dot{SSM}(SEE_{LR}) = SSM_p \quad (3)$$

One of the last improvements made in DisPATCH consisted in integrating a correction for elevation effects on MODIS-derived SEE using ancillary 1 km resolution DEM (Digital Elevation Model) data (Merlin et al., 2013).

3.2. DisPATCH ancillary data

The ancillary input data of DisPATCH are comprised of MODIS LST, MODIS NDVI, and 0.01° resolution DEM data. Characteristics are presented in Table 1.

3.2.1. MODIS data

LST is extracted from version 5 MODIS/MOD11A1 products on board the Terra satellite with the local equatorial crossing time at 10:30 am in descending node, and version 5 MODIS/MYD11A1 products on board the Aqua satellite with the local equatorial crossing time at 1:30 pm in ascending node. The NDVI data set used in

DisPATCH is provided by version 5 MODIS/MOD13A2 product provided every 16 days. All three MODIS products are presented in HDF format on a sinusoidal projection with 1 km resolution, provided by USGS LP DAAC (Land Processes Distributed Active Archive Center e4ft101.cr.usgs.gov/).

3.2.2. DEM data

The GTOPO30 DEM is used. It has a 30-arc second resolution, distributed by the U.S. Geological Survey's EROS Data Center (USGS).

3.3. DisPATCH Input Interface (DII)

In order to automate the steps described in Merlin et al. (2012) and Merlin et al. (2013) for preparing the DisPATCH input data and to make the DisPATCH method applicable to different SSM products such as SMOS and AMSR-E data, a pre-processor named DisPATCH Input Interface (DII) has been developed and belongs to a level-4 processor under implementation in the French SMOS ground segment center CATDS (Molero et al., 2014). In this study, we use the DII with the purposes of profiting from the ease of automatic data processing. The pre-processor is executed for each MODIS tile and date pair: (i) the different product files are selected for the given date-tile pair; (ii) the required datasets are extracted from the input products and transformed into independent rasters with the same format; (iii) those rasters are reprojected onto the output projection and grids; (iv) finally, these rasters are presented in a DisPATCH-comprehensible format.

The ensemble of DII output rasters are presented in the same geographic projection on WGS84 spheroid, but resampled to different resolutions. Two global lat-lon grids are defined for that purpose: a higher-resolution (HR) grid at 0.01° resolution (center located in the cells intersection), and a lower-resolution (LR) grid at 0.2° sampling resolution (center located in a cell center). MODIS and DEM datasets are reprojected onto the HR grid, while SSM rasters are reprojected onto the LR grid. In a final step, following the requirements of the DisPATCH algorithm (Merlin et al., 2012, 2013), SSM rasters are downsampled to the double of their original sampling resolution, then producing four output rasters per input (SMOS or AMSR-E) SSM dataset. To achieve this, four resampling grids (named “grid1”, “grid2”, “grid3” and “grid4”) at 0.4° sampling resolution are derived from the LR grid (Fig. 2). The grids are generated by sliding a 0.4° window over the LR grid, so that the pixel center coordinates are coincident (Fig. 2). The SSM raster is then resampled to each of the four grids by assigning to each 0.4° pixel the value of the concentric 0.2° pixel (Fig. 2).

Only the SMOS/AMSR-E pixels with more than 2/3 of their surface not covered by clouds and with more than 90% of their surface not covered by sea are selected. Regarding quality data filtering, MODIS LST dataset is filtered for 0 and 17 quality control (QC) values. QC equal to 0 is the best quality of data, with a LST error <1 K and an emissivity error <0.01. QC equal to 17 is also good data with a LST error <1 K and an emissivity error between 0.01 and 0.02.

3.4. DisPATCH input/output ensemble

DisPATCH is applied to an input ensemble composed of the different combinations of available remotely sensed SSM and the MODIS LST datasets collected on the same day as SMOS/AMSR-E overpass date, on the day before and the day after the SMOS/AMSR-E overpass date, so that up to 6 LST datasets can be retrieved (3 days of Aqua LST plus 3 days of Terra LST). Note that it is implicitly assumed that no rainfall occurs between MODIS and SMOS/AMSR-E overpasses and that the spatial variability captured by MODIS is similar to the actual variability of SSM at the time of SMOS/AMSR-E overpass. Moreover, instead of using a single remotely sensed SSM image, DisPATCH uses four (overlapping) 0.4° resolution samples

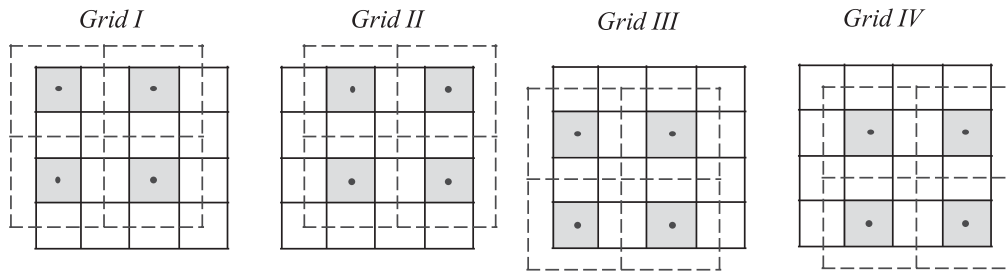


Fig. 2. Example of extraction of the four resampling grids at 0.4° resolution (dashed lines) from the LR grid at 0.2° resolution (continuous line) for a square of 4×4 pixels in the LR grid. Pixels in grey define the values to pick up in the resampling process and to be attributed to each resampling grid.

(Merlin et al., 2012, 2013) (Fig. 2). The objective is to reduce random errors in disaggregated data, and to increase the spatial coverage of input data sets (MODIS images present gaps due to clouds, aerosol and data quality).

By combining the 4 SSM data samples and the 6 potential MODIS data sets, the maximum input ensemble size for each SMOS/AMSR-E orbit is 24 (Fig. 3). In a first step, DisPATCH is applied to independently on each sample of SMOS/AMSR-E using each LST image. This increases the number of downscaled data that can be used for validation. In a second step, the potential 24 downscaled datasets are combined to compute both the average of SSM at 0.01° (final disaggregated SSM) and an estimate of its uncertainty. A minimum number of 3 downscaled datasets are needed to compute the final disaggregated SSM.

3.5. DisPATCH products

The number of downscaled outputs used to compute the final SSM average at 0.01° is called DisPATCH count and is a dataset stored in the output product. The uncertainty of the final SSM product is represented by the standard deviation of the average with

respect to the downscaled datasets used for its computation. This uncertainty is called DisPATCH std and is also a dataset stored in the output product.

Different types of disaggregated output products may be possible depending on the value set for SSMp in Eq. (2):

sm1k3d is the product generated at the CATDS level-4 segment and it is the product used in this study. In order to generate the 0.01° resolution DisPATCH output data, the input ancillary LST data are retrieved from 3 consecutive days (the day before, the same day as and the day after the SMOS/AMSR-E overpass date) of MODIS Terra/Aqua LST products (Fig. 3), as explained in 3.4.

sm50k3 is produced using the same input data ensemble as sm1k3d but by setting SSMp=0 in equation (2) meaning that no disaggregation is performed. sm50k3 is provided on the same 0.01° sampling grid as sm1k1d/sm1k3d but its real resolution is 0.4° (Fig. 3). One main advantage of sm50k3 over the original low resolution SSM product is that it has the same spatio-temporal characteristics as sm1k3d. sm50k3 contains the data gaps associated to the intersection of the 6 MODIS LST associated cloud masks. Consequently, sm50k3 allows the benefit of disaggregation

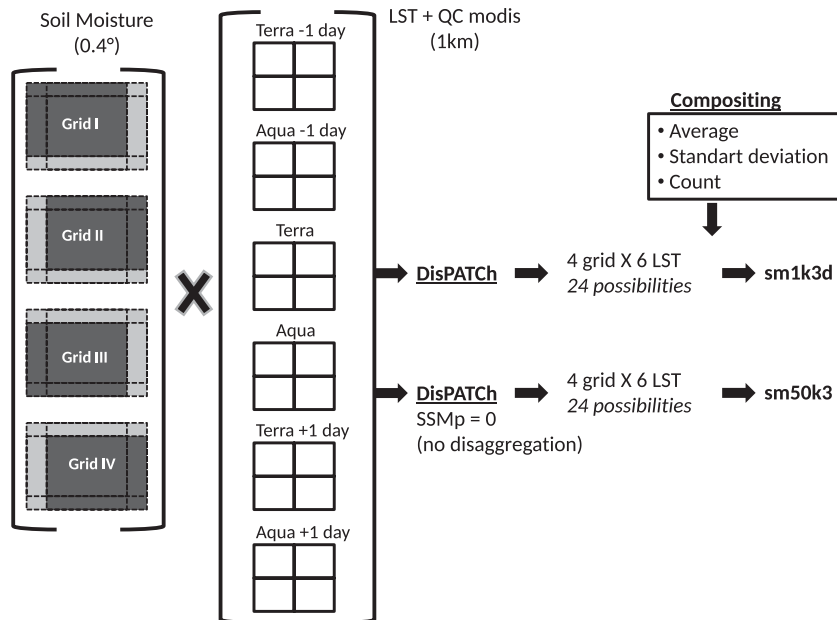


Fig. 3. Schematic diagram presenting the combination of (SMOS and AMSR-E) SSM and MODIS data to generate an ensemble of input data to DisPATCH for sm1k3d and sm50k3 output product (using 3 days of MODIS LST as input).

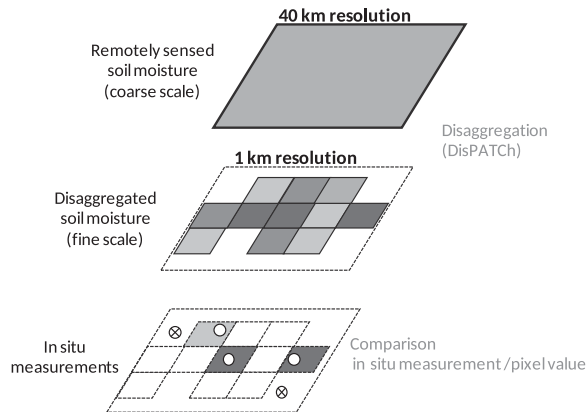


Fig. 4. Proposed approach for validating coarse-scale remotely sensed SSM using ground measurements.

to be assessed in an unbiased manner, consistently with the spatio-temporal cover of sm1k3d.

4. Validation strategy

In this paper, the SSM data sets are validated for different temporal (daily, seasonally and yearly) and spatial (point, zone and catchment) scales. Three evaluations are performed in this study: temporal comparison against one single in situ station. The station named Y3 was selected for the temporal comparison because (1) it is one of 12 stations used in a former study (Draper et al., 2009) and (2) it is also located in the Yanco area, well known for soil moisture validation studies. Moreover spatial comparison at the daily time scale, and spatio-temporal comparison over different time periods (monthly, seasonally or yearly) are also performed.

To assess the uncertainty at HR in disaggregated data sets, satellite SSM data sets are evaluated by the spatial comparison (Fig. 4) of SMOS/AMSR-E/DisPATCh and in situ SSM measurements at the daily time scale (quantitative comparison). This strategy is better adapted to evaluate the spatial representativeness of SSM estimates at the observation resolution than the mixed spatio-temporal comparison over the entire time series (Merlin et al., 2013). This purely spatial procedure allows us to (i) compare DisPATCh disaggregated data with the non-disaggregation output data in the same conditions (same number of data points, and same in situ SSM range), (ii) undertake this comparison at the downscaling resolution so that the spatial trend provided by DisPATCh can be easily separated from the spatial trend provided by coarse scale (0.4° resolution SMOS or AMSR-E) SSM data and (iii) undertake this comparison at the daily time scale so that the spatial trend provided by DisPATCh can be easily separated from the temporal trend provided by SMOS or AMSR-E data. In addition to the spatial comparison described above, the spatio-temporal and temporal comparisons are done to characterize the overall spatio-temporal and temporal performances as well as to confront results with other studies.

Regarding disaggregation, it is important to assess the performance of the method, not only in terms of linear dependency and error, but also in terms of relative variability of the original and the disaggregated dataset. In fact, an increase of the observation scale (i.e. from the localized station scale, to DisPATCh 1 km resolution, and to SMOS/AMSR-E ~40 km resolution) is generally associated with a decrease of spatio-temporal variance in the observed SSM. As a result, from the point of view of the spatio-temporal variability in SSM, the slope of the linear regression (S) between LR observation and in situ measurement should be lower than 1. S can be

analytically expressed as a function of R and standard deviation. From this relationship, one may realize that a S closer to or further from 1 (relative to the non disaggregated case) means a better or worse SSM product at HR, respectively. It is true that a higher S does not necessarily imply a better product. But S closer to 1 means a better product only if R , B and $RMSD$ have also acceptable values. In the disaggregation context, a S closer to 1 (relative to the non disaggregated case) means that the downscaling method is efficient, that is the variability range of HR SSM is closer to the variability range of in situ measurements (compared to the variability of LR SSM) while the R of HR SSM remains acceptable (compared to the R of LR SSM) (Merlin et al., 2015). Nonetheless, the spread around the linear regression and the bias are also important components that are not described by S . Therefore, the correlation coefficient (R), the root mean square difference ($RMSD$) and the mean bias (B) should also be used to fully assess the accuracy of SSM products. For these reasons, the four metrics used in the paper to assess the performance of the disaggregation method and the quality of SSM data sets are S (especially relevant in the disaggregation context) and R , $RMSD$ and B (to assess the spread and accuracy of SSM data sets).

One drawback however with the above conventional metrics (S , R , B and $RMSD$) to specifically evaluate downscaling approaches is their sensitivity to (1) uncertainties in LR observation and (2) the possible lack of representativeness of ground data measurements at both LR and HR. To help address these issues, Merlin et al. (2015) proposed a metric that combines S , R , and B at both HR and LR to specifically assess the gain provided by disaggregation relative to the non disaggregation case. This new metric named G_{DOWN} and dedicated to downscaling methods, is also used in this study.

$$G_{DOWN} = \frac{(G_{EFFI} + G_{PREC} + G_{ACCU})}{3} \quad (4)$$

Those 3 terms (G_{EFFI} , G_{PREC} and G_{ACCU}) are, respectively, disaggregation gains at high resolution relative to the non-disaggregation case in terms of efficiency (S), precision (R) and accuracy (B). More details are available in Merlin et al. (2015).

The five metrics (S , R , B , $RMSD$ and G_{DOWN}) are computed separately for the morning and afternoon overpasses. To be representative in terms of statistical results, only the dates with a minimum of 5 comparisons (disaggregated pixel vs in situ measurement) are kept.

Last, a visual assessment of disaggregation images may also be useful as it allows an evaluation of spatial structures (rivers, lakes, irrigated areas, etc.) and also a qualitative understanding of climatic, meteorological and vegetation spatial impacts (east–west gradient of precipitation, evaporation and vegetation) on DisPATCh results and method.

5. Results and discussion

In this section, DisPATCh is run over the entire study period (from 06/2010 to 05/2011) for both SMOS and AMSR-E data sets, and the validation strategies described in the previous section are implemented. DisPATCh results are presented to address the three following key questions: first, does disaggregation improve SSM data sets at the downscaling resolution? Second, can disaggregation be useful for validating coarse-scale SSM observation? And third, by how much the disaggregated SMOS and AMSR-E data sets match?

5.1. Evaluating the disaggregation performance at 0.01° resolution

Herein, the performance of DisPATCh is assessed by comparing at HR the remotely sensed and the in situ SSM in both the disaggregation and non-disaggregation scenario. The uncertainty in satellite SSM is estimated on a daily basis (spatial validation) to evaluate

Table 2

Spatial statistics of comparison between remotely sensed SSM data and data from the Murrumbidgee stations for a year (06/2010–05/2011) and by season. LR is for the sm50k3 data (coarse-scale resolution) and HR is for the sm1k3 data (1 km resolution). # is the number of comparison days.

Period	#	Ascending							#	Descending						
		Slope		Bias		R		Gdown		Slope		Bias		R		Gdown
		LR	HR	LR	HR	LR	HR			LR	HR	LR	HR	LR	HR	
SMOS																
Year	107	0.150	0.400	0.042	0.026	0.232	0.283	0.145	100	0.229	0.434	0.034	0.017	0.306	0.316	0.166
Winter	31	0.071	0.089	0.047	0.028	0.124	0.102	0.085	27	0.136	0.182	0.036	0.017	0.294	0.186	0.103
Spring	16	0.139	0.285	0.033	-0.010	0.197	0.194	0.212	19	0.303	0.444	0.018	-0.021	0.371	0.331	0.003
Summer	29	0.183	0.482	0.049	0.027	0.287	0.358	0.190	28	0.222	0.368	0.039	0.013	0.273	0.309	0.208
Autumn	31	0.202	0.692	0.034	0.043	0.304	0.439	0.146	26	0.281	0.758	0.038	0.048	0.304	0.446	0.166
AMSR-E																
Year	157	-0.063	0.278	0.072	0.050	-0.047	0.187	0.168	154	-0.030	0.243	0.092	0.067	0.012	0.182	0.136
Winter	42	-0.181	0.016	0.074	0.052	-0.143	0.030	0.115	41	-0.193	-0.185	0.086	0.060	-0.134	-0.019	0.077
Spring	30	-0.096	0.172	0.085	0.032	-0.121	0.084	0.229	32	0.089	0.359	0.150	0.093	0.141	0.184	0.145
Summer	49	0.005	0.285	0.055	0.023	-0.017	0.253	0.241	46	-0.018	0.299	0.061	0.031	-0.017	0.235	0.219
Autumn	36	0.010	0.664	0.085	0.097	0.084	0.366	0.202	35	0.036	0.565	0.088	0.097	0.105	0.346	0.160

the capability of DisPATCH to improve the spatial representation of SSM at HR, independently from the temporal information provided at LR by SMOS and AMSR-E data. Table 2 shows the daily statistics for the whole catchment and averaged over a year (from 06/2010 to 05/2011) and by season (summer from 12/2010 to 02/2011, autumn from 03/2011 to 05/2011, winter from 06/2010 to 08/2010 and spring from 09/2010 to 11/2010), the G_{DOWN} metric and the number of comparison days. Note that the number of days used is dependent on the number of SMOS/AMSR-E overpasses (satellite repeat cycle of 3 days) and on the cloud cover. When comparing the statistics obtained over the entire Murrumbidgee River catchment for a year, it can be observed that disaggregation reduces the B by approximately $0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ for both SMOS and AMSR-E. S is

enhanced from 0.15 to 0.40 and from 0.23 to 0.43 for SMOS 6 am and SMOS 6 pm orbit, respectively (Fig. 5).

Similar results are observed for AMSR-E (Fig. 6). However, the trends of R are contrasted when looking at seasonal results. For example, regarding the Yanco area in summer, disaggregation improves S and R for SMOS (Fig. 7) and for AMSR-E (Fig. 8). In winter, S is not improved with disaggregation and R is still negative or close to zero. The contrasted results obtained in summer and winter highlight that atmospheric/climatic conditions are strong constraints on disaggregation results (see Tables 2–4), consistent with a previous study in the same area using few dates (Merlin et al., 2012). Note that the abrupt minimum for in situ and non-disaggregated soil moisture in Figs. 7 and 8 is attributed to a

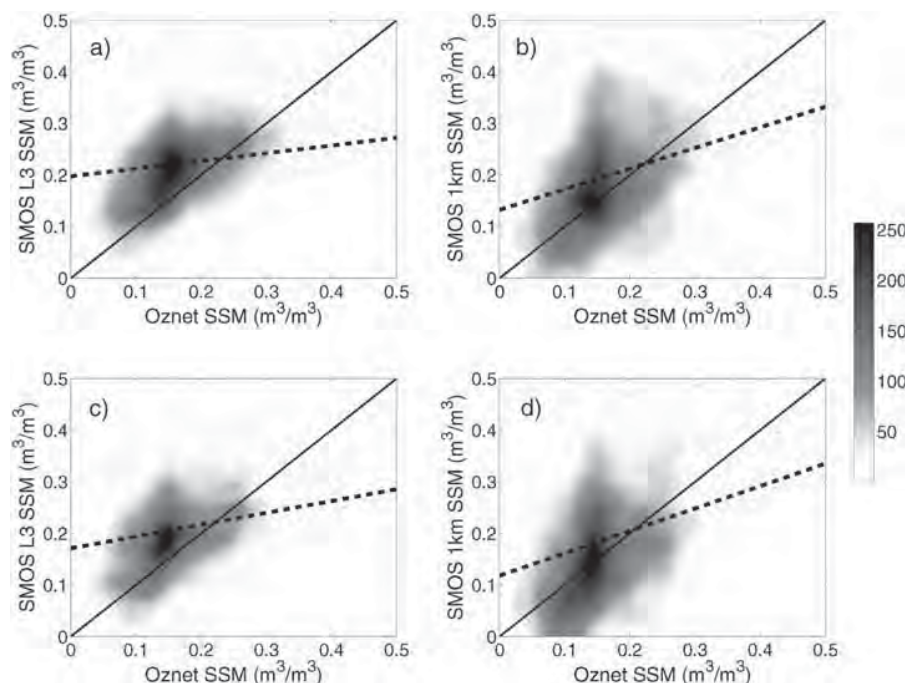


Fig. 5. Scatterplots of non-disaggregated (a and c) and disaggregated (b and d) SMOS SSM versus OzNet in situ measurements over the Murrumbidgee River catchment for a year (06/2010–05/2011). (a and b) Ascending overpasses (6am), (c and d) descending overpasses (6pm). Dashed lines represent the mean of daily linear regressions for the period.

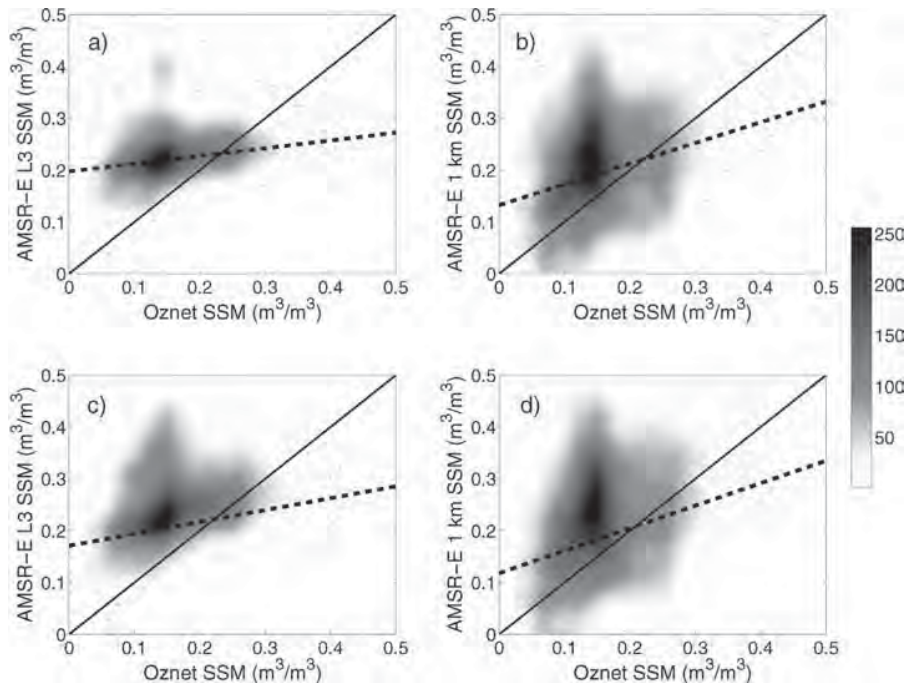


Fig. 6. Scatterplots of non-disaggregated (a and c) and disaggregated (b and d) AMSR-E SSM versus OzNet in situ measurements over the Murrumbidgee River catchment for a year (06/2010–05/2011). (a and b) Ascending overpasses (1:30 pm), (c and d) descending overpasses (1:30 am). Dashed lines represent the mean of daily linear regressions for the period.

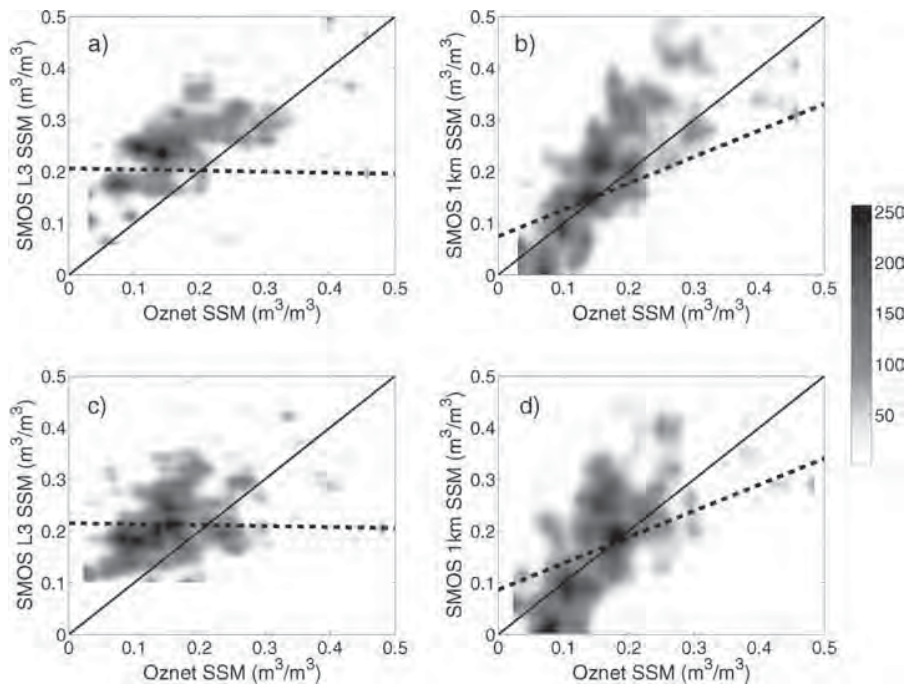


Fig. 7. Scatterplots of non-disaggregated (a and c) and disaggregated (b and d) SMOS SSM versus OzNet in situ measurements over Yanco area for the summer period (12/2010–02/2011). (a and b) Ascending overpasses (6 am), (c and d) descending overpasses (6 pm). Dashed lines represent the mean of daily linear regressions for the period.

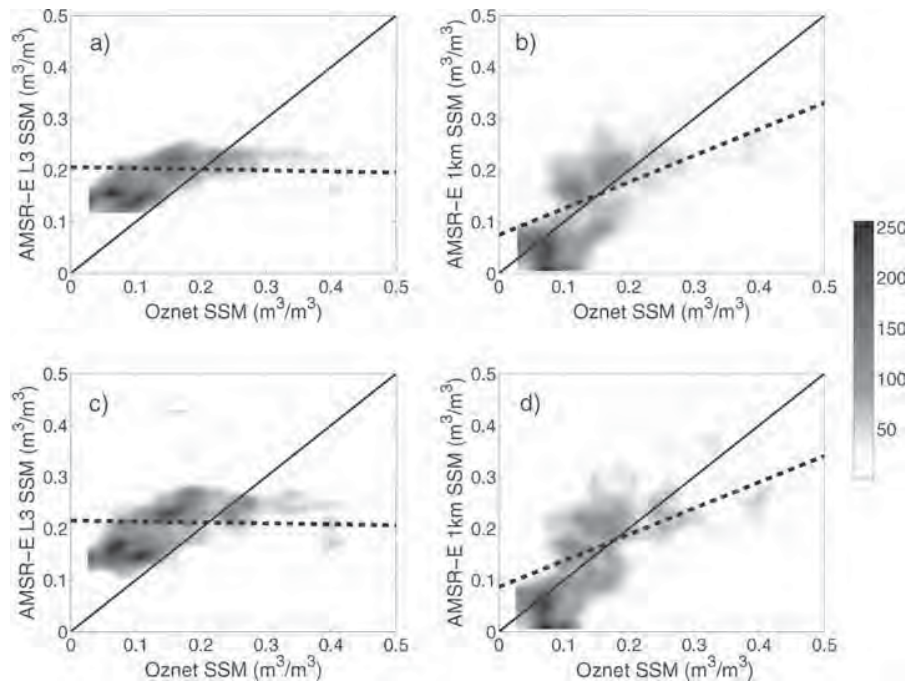


Fig. 8. Scatterplots of non-disaggregated (a and c) and disaggregated (b and d) AMSR-E SSM versus OzNet in situ measurements over Yanco area for the summer period (12/2010–02/2011). (a and b) Ascending overpasses (1:30 pm), (c and d) descending overpasses (1:30 am). Dashed lines represent the mean of daily linear regressions for the period.

relatively small number of data points in the lower soil moisture ranges.

Tables 3 and 4 show the same statistics as in Table 2 but for the Yanco and Kyemba sites separately. In general, results indicate that the R is larger for the disaggregated data set. It is noticeable that the R is systematically higher in Yanco and Kyeamba areas, which demonstrates the potential of DisPATCH for decreasing SSM uncertainty at HR. Over Yanco area, well known for validation studies of satellite SSM, R raises from 0.13 to 0.42 and from –0.09 to 0.40 for SMOS 6 pm and AMSR-E 1:30 pm, respectively. Even by considering results season by season, R is steadily higher than for LR SSM. Nevertheless, it appears that due to cloud coverage, only 4 days for SMOS and 5 days for AMSR-E are compared with in situ data over Kyeamba in spring. With this small number of comparison days,

statistics are not significant. In brief, DisPATCH quasi consistently improves R and B compared to the non disaggregated SSM, but contrasted results are obtained for S according to the area, climate and vegetation conditions.

Note that the scatterplots for non-disaggregated data sets (Figs. 7a, c and 8a, c) are based on the values of a small number of coarse resolution pixels overlapping the area, and thus are not suitable for a true assessment at coarse resolution. The comparison between the scatterplots for non-disaggregated and disaggregated data sets in Figs. 7 and 8 is the key to assess the usefulness of disaggregation at 1 km resolution.

Overall, the downscaling approach is efficient with a significant increase in the S for each orbit, each validation zone and each season, except winter. Concerning the R and B, DisPATCH SSM

Table 3

Spatial statistics of comparison between remotely sensed SSM data and data from the Yanco stations for a year (06/2010–05/2011) and by season. LR is for the sm50k3 data (coarse-scale resolution) and HR is for the sm1k3 data (1 km resolution). # is the number of comparison days.

Period	#	Ascending							#	Descending						
		Slope		Bias		R		Gdown		Slope		Bias		R		Gdown
		LR	HR	LR	HR	LR	HR			LR	HR	LR	HR	LR	HR	
SMOS																
Year	76	0.085	0.448	0.037	0.018	0.202	0.388	0.245	70	0.076	0.535	0.037	0.018	0.136	0.420	0.290
Winter	22	0.008	–0.229	0.031	0.017	–0.044	–0.014	0.073	18	–0.008	0.100	0.028	0.017	–0.005	0.103	0.122
Spring	11	0.085	0.542	0.018	–0.019	0.321	0.507	0.153	12	0.081	0.583	0.016	–0.017	0.204	0.534	0.207
Summer	20	0.119	0.714	0.060	0.028	0.354	0.559	0.356	20	0.052	0.575	0.056	0.024	0.131	0.465	0.341
Autumn	23	0.128	0.820	0.033	0.028	0.249	0.569	0.337	20	0.172	0.857	0.038	0.034	0.226	0.590	0.356
AMSR-E																
Year	112	–0.016	0.497	0.036	0.016	–0.091	0.400	0.339	105	–0.010	0.398	0.058	0.037	–0.040	0.367	0.239
Winter	30	–0.006	0.141	0.026	0.020	–0.030	0.112	0.094	27	–0.005	–0.302	0.051	0.037	–0.036	–0.032	0.008
Spring	18	–0.026	0.412	0.040	–0.001	–0.103	0.334	0.493	18	–0.012	0.675	0.101	0.063	0.006	0.441	0.341
Summer	36	–0.021	0.513	0.014	–0.020	–0.155	0.531	0.204	32	–0.018	0.508	0.018	–0.013	–0.086	0.542	0.301
Autumn	28	–0.013	0.911	0.073	0.069	–0.067	0.583	0.436	28	–0.004	0.769	0.082	0.076	–0.022	0.503	0.336

Table 4
Spatial statistics of comparison between remotely sensed SSM data and data from the Kyeamba stations for a year (06/2010–05/2011) and by season. LR is for the sm50k3 data (coarse-scale resolution) and HR is for the sm1k3 data (1 km resolution). # is the number of comparison days.

Period	#	Ascending							#	Descending						
		Slope		Bias		R		Gdown		Slope		Bias		R		Gdown
		LR	HR	LR	HR	LR	HR			LR	HR	LR	HR	LR	HR	
SMOS																
Year	22	0.005	0.414	0.028	0.033	-0.053	0.326	0.132	21	-0.006	0.156	0.038	0.036	-0.188	0.280	0.121
Winter	0								0							
Spring	4	-0.086	0.019	0.034	0.052	-0.672	0.032	0.036	4	-0.091	-0.034	0.020	0.031	-0.731	-0.028	0.020
Summer	8	0.049	0.605	0.021	0.029	0.129	0.405	0.147	9	0.046	0.039	0.045	0.041	0.030	0.352	0.080
Autumn	8	0.005	0.336	0.039	0.039	0.065	0.307	0.114	8	-0.015	0.289	0.051	0.048	-0.074	0.284	0.136
AMSR-E																
Year	35	-0.019	0.327	0.059	0.070	-0.167	0.236	0.111	35	0.013	0.406	0.079	0.087	-0.001	0.295	0.125
Winter	0								0							
Spring	5	-0.099	-0.115	0.058	0.095	-0.802	-0.134	-0.008	5	-0.189	-0.178	0.173	0.220	-0.541	-0.177	0.007
Summer	20	0.011	0.448	0.032	0.040	0.035	0.292	0.112	20	0.032	0.572	0.055	0.058	0.094	0.405	0.190
Autumn	10	-0.039	0.306	0.114	0.117	-0.253	0.307	0.158	10	0.077	0.366	0.080	0.079	0.077	0.311	0.112

is more precise and accurate at HR than the non-disaggregated SSM. An interesting feature is that the new metric (G_{DOWN}) provides an assessment of the disaggregation performance relatively independently from uncertainties in LR observation and from the representativeness of in situ measurements at the 1 km resolution. As illustrated, G_{DOWN} is approximately equal for both disaggregated SMOS and AMSR-E data under the same conditions. This is consistent with the fact that the same algorithm and the same ancillary (MODIS and DEM) input data were used to derive the disaggregated SMOS and AMSR-E SSM products.

When comparing ascending and descending orbits, afternoon (descending for SMOS and ascending for AMSR-E) and morning (ascending for SMOS and descending for AMSR-E) overpasses show similar results (Figs. Figs. 5–8). Essentially, DisPATCH is efficient and accurate for both night and day overpasses, while its performance depends greatly on climatic and meteorological conditions.

Disaggregation is precise ($G_{PREC} > 0$) and efficient ($G_{EFFI} > 0$) in 92% and 94% of cases, respectively. Consistent with an observed decrease of B, disaggregation is accurate ($G_{ACCU} > 0$) in 77% of cases. The increase of the B in disaggregated data over Kyeamba could be explained by the vegetation cover, meteorological conditions and significant topography. Within our data ensemble including seasonal results, G_{DOWN} is positive in 98% of cases. Moreover, the low improvements (in term of B, S and R) in winter are consistent with a weaker coupling between evaporation and SSM than in the hotter months. It is found that the precision of disaggregation products varies greatly according to season (Merlin et al., 2012).

As a summary DisPATCH is useful and relevant to improve the R and the S between remotely sensed and in situ SSM data and also to

reduce the B in SSM data in the specific cases where the B in coarse scale remotely sensed data is due to the heterogeneity of SSM at a scale larger than the 1 km resolution. The performance of DisPATCH is optimal during the hotter months.

5.2. Contribution of disaggregation for coarse-scale Soil Moisture validation

In order to assess the potential of DisPATCH for validating coarse-scale SSM data using localized in situ measurements, a conventional validation strategy is adopted by comparing the satellite and in situ SSM data (i) in both space and time (spatio-temporal comparison) and (ii) in time only (temporal comparison) using the data collected by a single station. This strategy is useful to characterize the overall quality of each SSM product over an area where validation studies have already been made (Mladenova et al., 2011; Draper et al., 2009).

Table 5 shows statistics of the spatio-temporal comparison. Over the entire Yanco area, even if R varies slightly for SMOS and AMSR-E data, it is important to note that S increases greatly by being closer to 1 and B decreases by about $0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Regarding the seasonal spatio-temporal comparison, summer shows a large improvement. These results are consistent with the statistics obtained with the spatial comparison during summer (Table 3). This is explained by a systematic effect of the spatial heterogeneity on validation results when coarse-scale resolution data are compared directly to localized in situ measurements, without accounting for the inherent sub-pixel variability.

Table 5
Spatio-temporal comparison between remotely sensed SSM data and data from the Yanco stations for a year (06/2010 to 05/2011) and for summer season. LR is for the sm50k3 data (coarse-scale resolution) and HR is for the sm1k3 data (1 km resolution). # obs is the number of comparison days.

Orbit (# obs)		SMOS				AMSR-E			
		LR		HR		LR		HR	
		A (67)	D (65)	A (107)	D (96)				
Year	S	0.565	0.768	0.471	0.698	0.243	0.529	0.214	0.473
	B	0.041	0.029	0.034	0.023	0.044	0.031	0.066	0.051
	R	0.635	0.572	0.499	0.504	0.440	0.445	0.298	0.380
Summer			SMOS		AMSR-E				
			LR	HR	LR	HR	LR	HR	
			A (24)	D (24)	A (43)	D (37)			
Summer	S	0.553	1.072	0.323	0.869	0.265	0.747	0.235	0.708
	B	0.067	0.041	0.054	0.029	0.023	-0.008	0.027	-0.004
	R	0.626	0.776	0.367	0.629	0.467	0.731	0.422	0.707

Table 6

Temporal comparison between remotely sensed SSM data and data from the Yanco station Y3 for a year (06/2010 to 05/2011) and for summer season. LR is for the sm50k3 data (coarse-scale resolution) and HR is for the sm1k3 data (1 km resolution). # obs is the number of comparison days.

		SMOS				AMSR-E			
		LR	HR	LR	HR	LR	HR	LR	HR
Orbit (# obs)		A (67)		D (65)		A (107)		D (96)	
Year	R	0.700	0.729	0.690	0.714	0.833	0.775	0.702	0.775
	B	0.071	0.035	0.062	0.013	0.091	0.041	0.107	0.058
	RMSD	0.090	0.079	0.084	0.068	0.095	0.076	0.117	0.092
		SMOS				AMSR-E			
		LR	HR	LR	HR	LR	HR	LR	HR
Orbit (# obs)		A (24)		D (24)		A (43)		D (37)	
Summer	R	0.917	0.941	0.795	0.875	0.773	0.868	0.790	0.897
	B	0.100	0.041	0.086	0.016	0.094	0.005	0.092	0.007
	RMSD	0.112	0.090	0.103	0.067	0.100	0.057	0.100	0.056

Regarding more in detail the time series comparison for one station in Yanco (Y3, named M8 in Draper et al. (2009)), results (Table 6) are similar to Draper et al. (2009). Without AMSR-E data filtering and normalization, Draper et al. (2009) estimated the B, RMSD and R as $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$ and 0.88, respectively for descending orbit (morning) in 2006. Over the period 2010–2011, DisPATCH improves the B (from 0.10 to $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$) and the RMSD (from 0.11 to $0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$), and shows similar results to the comparison in Draper et al. (2009). Concerning the SMOS data, DisPATCH also gets better statistics, similar to the disaggregated AMSR-E SSM. Note that the number of observations is strongly depending on cloud cover; the temporal resolution of DisPATCH SSM is irregular due to MODIS observations and more comparisons are available for AMSR-E than for SMOS because of different overpasses between them.

Over the Yanco area, Mladenova et al. (2011) investigated the sensitivity of AMSR-E data to changes in SSM caused by precipitation and irrigation. They reported a good spatial and temporal agreement between the satellite SSM and the SSM retrieved from airborne L-band measurements (Merlin et al. 2009). Under dry conditions at the 50 km AMSR-E pixel size, the presence of standing water in the Coleambally Irrigation Area is shown to be less prominent as compared to the airborne images. This is consistent with our results using DisPATCH: disaggregated data allow us to examine the impact on SMOS and AMSR-E SSM of hydrological elements (rivers, wetlands, irrigated areas), which are clearly perceptible at the 1 km resolution (see Fig. 9).

As a summary, results are consistent with previous validation studies of AMSR-E over the Yanco area (Mladenova et al., 2011; Draper et al., 2009). DisPATCH improves SSM data in term of statistics, but also the 1 km SSM images highlight the importance of describing hydrological elements at the sub-pixel scale for a spatial validation of coarse-scale SSM. Downscaling may contribute to the validation of SMOS and AMSR-E data by reducing the large mismatch in spatial extent between coarse scale resolutions and localized in situ measurements, especially during the hotter months when DisPATCH performance is optimal.

5.3. Inter-comparison of disaggregated SMOS and AMSR-E SSM

The inter-comparison of satellite SSM products is part of the validation exercise. It is useful to understand the spatial variability with a comparable spatial extent and to understand limitations of remotely sensed SSM and differences/similarities between available products. Moreover, inter-comparison studies represent a key step prior to the use of multi-source SSM data for long term meteorological, hydrological and climatic analyses.

The 1 km resolution disaggregated data sets derived from SMOS and AMSR-E products are intercompared over the Yanco area during 1 year. Results, presented in Fig. 10a, illustrate that disaggregated AMSR-E and SMOS SSM are consistent (R of 0.8). In addition, AMSR-E SSM is slightly wetter than SMOS SSM at 1 km resolution (Fig. 10b), which is consistent with AMSR-E SSM being wetter at its original coarser scale too. Regarding one specific date (22nd

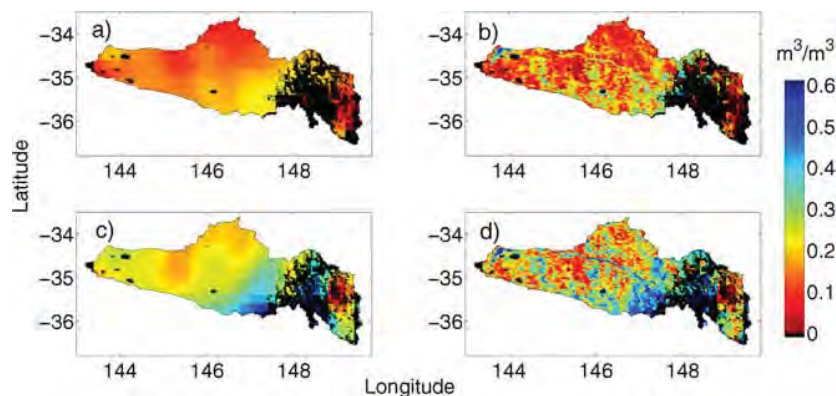


Fig. 9. Images of remotely sensed SSM over the Murrumbidgee River catchment on 22nd November 2010: (a) non-disaggregated (40 km resolution) SMOS SSM, (b) disaggregated (1 km resolution) SMOS SSM, (c) non-disaggregated (40 km resolution) AMSR-E SSM, (d) disaggregated (1 km resolution) AMSR-E SSM. Black color represents clouds.

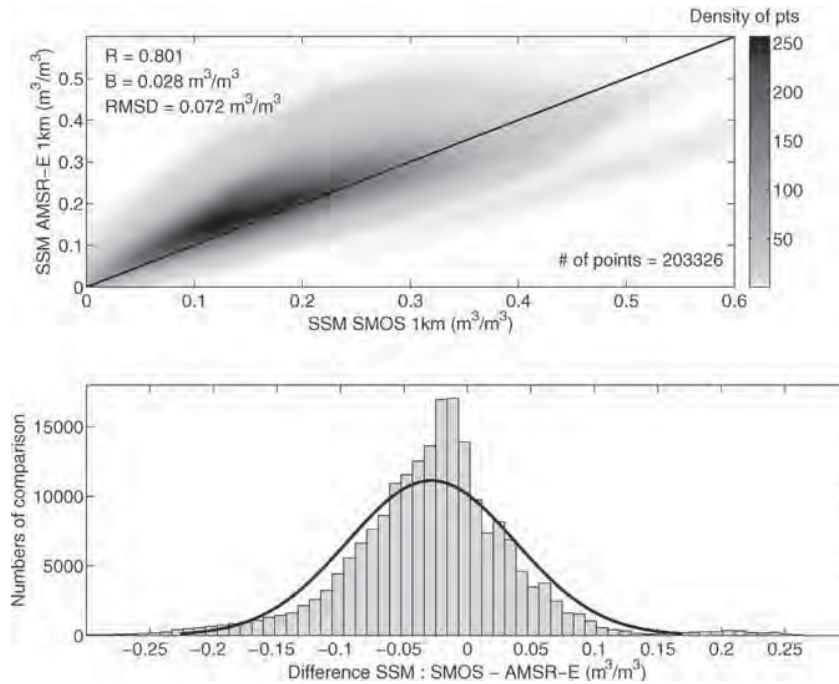


Fig. 10. (a) Scatterplot of AMSR-E SSM compared with SMOS SSM at 1 km resolution and (b) histogram of the difference between disaggregated SMOS and AMSR-E SSM using all comparable pixels available in 1 year (06/2010–05/2011) in Yanco area.

November 2010) with all 1 km resolution pixels available over Yanco for AMSR-E and SMOS, the R between 1 km SSM datasets is estimated as 0.96, compared to 0.27 before disaggregation (Fig. 11). A comparison is also made with in situ measurements on 22nd

November 2010, and results also show a significant improvement using DisPATCh in terms of R (from 0.47 to 0.85), B (from 0.09 to $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$) and RMSD (from 0.07 to $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$) for AMSR-E. Similarly, better results are obtained for SMOS with an increase

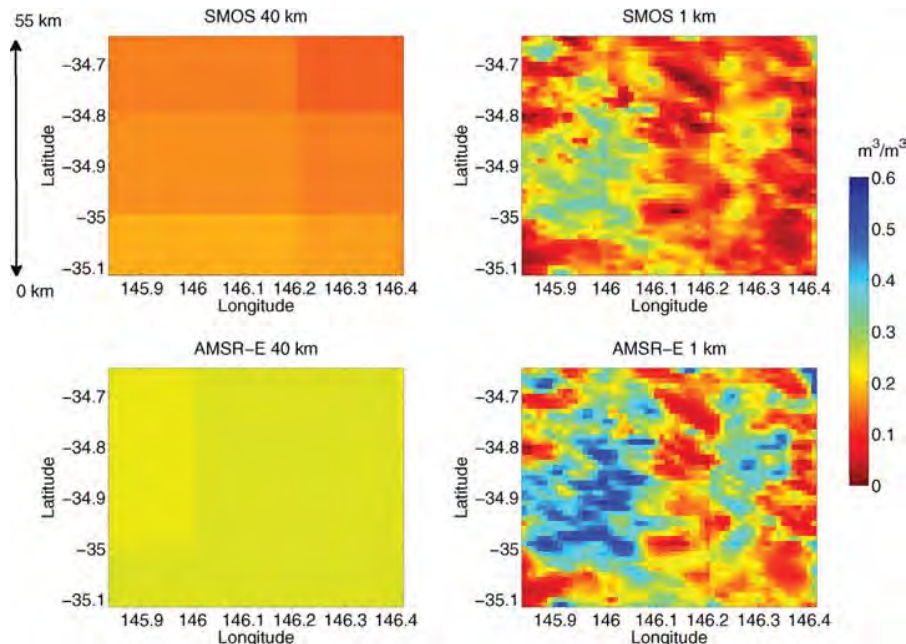


Fig. 11. Images of remotely sensed SSM over Yanco area on 22nd November 2010. (a) Non-disaggregated (40 km resolution) SMOS SSM, (b) disaggregated (1 km resolution) SMOS SSM, (c) non-disaggregated (40 km resolution) AMSR-E SSM, (d) disaggregated (1 km resolution) AMSR-E SSM.

of R from 0.22 to 0.82, and an enhancement of B (from 0.04 to 0.02 m³/m³) and of the RMSD (from 0.06 to 0.04 m³/m³). It is important to note that the SSM value for SMOS and AMSR-E is approximately the same before and after disaggregation. It is interesting to observe that AMSR-E and SMOS SSM at 1 km match very well. Hence, DisPATCH SSM could be used for deriving a long time series of HR SSM data with a high temporal resolution by bringing together all satellites datasets including ASCAT (Advanced Scatterometer), AMSR-E, SMOS, AMSR2 and SMAP.

6. Conclusion

DisPATCH is an algorithm dedicated to the disaggregation of microwave-derived SSM observation using MODIS like HR LST and NDVI data. Such a downscaling approach can help solve the disparity of spatial scales between satellite observations (e.g. SMOS, AMSR-E) and in situ measurements. This study aims to examine the potential of DisPATCH for evaluating coarse-scale (several tens of km resolution) SMOS and AMSR-E products using localized ground data by explicitly representing the sub-pixel variability at 1 km resolution. The approach is tested during the 2010–2011 period using 38 stations distributed over the Murrumbidgee River catchment in Australia.

The first step is to assess the performance of DisPATCH in space and independently from the temporal information provided by SMOS and AMSR-E at LR. The remotely sensed SSM is compared at 1 km resolution with the in situ SSM in both the disaggregation and non-disaggregation scenario, for the whole catchment, the Yanco area and the Kyeamba sub-catchment, and statistics are averaged over a year and by season. It is found that DisPATCH improves the statistics of SSM data for both SMOS and AMSR-E products.

Disaggregation improves the B, the R and the S in 77%, 92% and 94% of cases, respectively. Within our data ensemble including seasonal results, the new performance metric G_{down} is positive in 98% of cases. Nevertheless, the improvements at HR (in term of B, S and R) are lower in winter, consistent with a weaker coupling between the MODIS-derived SSM proxy and the microwave-derived SSM than during the hotter months when DisPATCH performance is optimal. Moreover, DisPATCH performance is site-dependent (topography and climate effects) with significantly better results in the semi-arid and flat Yanco area than in the temperate and gentle slope zone of Kyeamba.

The second step consists in undertaking a spatio-temporal comparison between the satellite and in situ SSM for the different data sets, including the non-disaggregated SMOS and AMSR-E, and the disaggregated SMOS and AMSR-E data. Regarding Yanco area, intensively used for validation of SSM satellite products, the spatio-temporal statistics in summer indicate an increase of the R from 0.63 to 0.78 and from 0.42 to 0.71 for SMOS and AMSR-E in morning overpasses and from 0.37 to 0.63 and from 0.47 to 0.73 for SMOS and AMSR-E in afternoon overpasses, respectively. The comparison between satellite and in situ measurements is quasi systematically improving using the 1 km resolution data sets. It is important to note that the B is also significantly reduced. As a consequence, the 1 km resolution products improve the spatial representation of SSM for a more consistent validation of 40–50 km resolution SMOS/AMSR-E products using localized in situ measurements. Moreover hydrological features (including rivers, lakes, irrigated areas) clearly emerge on the 1 km resolution disaggregation images.

For the very first time, DisPATCH is applied to two different (L3 SMOS and L3 AMSR-E) SSM products. An inter-comparison between disaggregated products indicates that the improvement provided by DisPATCH is comparable for both SSM products. This is a proof of transfer from SMOS data to other SSM products. Moreover, such an inter-comparison is useful to understand the spatial variability, to

identify differences/similarities between available SSM products. It is also useful to prepare a long time series of 0.01° resolution SSM with enhanced temporal frequency, by merging the disaggregated data sets from AMSR-E, SMOS, AMSR2 and SMAP products.

Whereas the current version of DisPATCH does already provide relevant information over semi-arid and relatively flat areas, several improvements are foreseen: correcting the MODIS LST for illumination effects, and using ancillary meteorological and soil texture data to further constrain the DisPATCH soil evaporative models. Moreover, cloud cover is an important limitation of DisPATCH data. Land surface modeling would be useful to help solve the temporal resolution issue, notably by using the potential synergy between precipitation and SSM data. A robust disaggregation methodology of coarse-scale SSM at 1 km with MODIS (or 100 m with Landsat), which would provide both disaggregated SSM and its uncertainty at HR, is a crucial step towards the assimilation of remotely sensed data into hydrological models (Merlin et al., 2006; Bandara et al., 2015).

Acknowledgements

Initial setup and maintenance of the Murrumbidgee monitoring network used in this study was funded by the Australian Research Council (DP0343778, DP0557543) and by the CRC for Catchment Hydrology. This study was supported by the CNES “Terre, Océan, Surfaces Continentales, Atmosphère” program and by the French “Agence Nationale de la Recherche” MIXMOD-E project (ANR-13-JS06-0003-01).

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data associated with this article can be found, in the online version, at <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.10.002>. These data include Google maps of the most important areas described in this article.

References

- Bandara, R., Walker, J.P., Rüdiger, C., Merlin, O., 2015. Towards soil property retrieval from space: an application with disaggregated satellite observations. *J. Hydrol.* 522, 582–593 <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022169415000359>.
- 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.
- Carlson, T.N., Gillies, R.R., Perry, E.M., 1994. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sens. Rev.* 9 (March (1–2)), 161–173, <http://dx.doi.org/10.1080/02757259409532220>.
- Chauhan, N.S., Miller, S., Ardanuy, P., 2003. Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach. *Int. J. Remote Sens.* 24 (January (22)), 4599–4622, <http://dx.doi.org/10.1080/0143116031000156837>.
- Cosh, M.H., Jackson, T.J., Bindlish, R., Prueger, J.H., 2004. Watershed scale temporal and spatial stability of soil moisture and its role in validating satellite estimates. *Remote Sens. Environ.* 92 (September (4)), 427–435 <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425704001750>.
- Cosh, M.H., Jackson, T.J., Moran, S., Bindlish, R., 2008. Temporal persistence and stability of surface soil moisture in a semi-arid watershed. *Remote Sens. Environ.* 112, 304–313.
- Crow, W.T., Berg, A.A., Cosh, M.H., Loew, A., Mohanty, B.P., Panciera, R., de Rosnay, P., Ryu, D., Walker, J.P., 2012. Upscaling sparse ground-based soil moisture observations for the validation of coarse-resolution satellite soil moisture products. *Rev. Geophys.* 50 (April (2)), RG2002, <http://dx.doi.org/10.1029/2011RG000372>.
- de Rosnay, P., Gruhier, C., Timouk, F., Baup, F., Mougou, E., Hiernaux, P., Kergoat, L., LeDantec, V., 2009. Multi-scale soil moisture measurements at the Gourma meso-scale site in Mali. *J. Hydrol.* 375 (1–2), 241–252, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.01.015>.
- Dingman, S.L., 1994. *Physical Hydrology*. Prentice Hall Inc., New Jersey, pp. 7458.
- Draper, C.S., Walker, J.P., Steinle, P.J.A.M., de Jeu, R., Holmes, T.R., 2009. An evaluation of AMSR-E derived soil moisture over Australia. *Remote Sens. Environ.* 113 (April (4)), 703–710 <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425708003453>.

- Entekhabi, D., 1995. Recent advances in land–atmosphere interaction research. *Rev. Geophys.* 33 (S2), <http://dx.doi.org/10.1029/95RG01163>.
- Entekhabi, D., Njoku, E.G., O'Neill, P.E., Kellogg, K.H., Crow, W.T., Edelstein, W.N., Entin, J.K., Goodman, S.D., Jackson, T.J., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J.R., Koster, R.D., Martin, N., McDonald, K.C., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J.C., Spencer, M.W., Thurman, S.W., Tsang, L., Van Zyl, J., 2010. The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proc. IEEE* 98 (May (5)), 704–716 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5460980>.
- Famiglietti, J.S., Ryu, D., Berg, A.A., Rodell, M., Jackson, T.J., 2008. Field observations of soil moisture variability across scales. *Water Resour. Res.* 44 (January (1)), <http://dx.doi.org/10.1029/2006WR005804>.
- Grayson, R.B., Western, A.W., 1998. Towards areal estimation of soil water content from point measurements: time and space stability of mean response. *J. Hydrol.* 207 (June (1–2)), 68–82 <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169498000961>.
- Green, D., Petrovic, J., Moss, P., Burrell, M., 2011. Water resources and management overview: Murrumbidgee catchment, NSW Office of Water, Sydney. <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Water+resources+and+management+overview+Murrumbidgee+catchment#0>.
- Jackson, T.J., Bindlish, R., Cosh, M.H., Zhao, T., Starks, P.J., Bosch, D.D., Seyfried, M., Moran, M.S., Goodrich, D.C., Kerr, Y.H., Leroux, D., 2012. Validation of soil moisture and ocean salinity (SMOS) soil moisture over watershed networks in the U.S. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50 (May (5)), 1530–1543 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6058645>.
- Jackson, T.J., Cosh, M.H., Bindlish, R., Starks, P.J., Bosch, D.D., Seyfried, M., Goodrich, D.C., Moran, M.S., Du, J., 2010. Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 48 (December (12)), 4256–4272 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5497136>.
- Jacquette, E., Kerr, Y., Al Bitar, A., Cabot, F., Mialon, A., Richaume, P., Quesney, A., Berthon, L., 2013. CATDS SMOS L3 soil moisture retrieval processor, Algorithm Theoretical Baseline Document (ATBD). Toulouse CESBIO. [http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:CATDS+SMOS+L3+soil+moisture+retrieval+processor+Algorithm+Theoretical+Baseline+Document+\(+ATBD\)+#0](http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:CATDS+SMOS+L3+soil+moisture+retrieval+processor+Algorithm+Theoretical+Baseline+Document+(+ATBD)+#0).
- Jiang, L., Islam, S., 2003. An intercomparison of regional latent heat flux estimation using remote sensing data. *Int. J. Remote Sens.* 24 (January (11)), 2221–2236. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160210154821>.
- Kerr, Y., Berthon, L., Mialon, A., Cabot, F., Al Bitar, A., Richaume, P., Leroux, D., Bircher, S., Lawrence, H., Quesney, A., Jacquette, E., 2014. CATDS LEVEL 3 – Soil Moisture and Brightness Temperature.
- Kerr, Y., 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 (8), 1729–1735 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=942551>.
- Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M.-J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S.E., Drinkwater, M.R., Hahne, A., Martin-Neira, M., Mecklenburg, S., 2010. The SMOS mission: new tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proc. IEEE* 98 (May (5)), 666–687 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5446359>.
- Kim, J., Hogue, T.S., 2012. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50 (2), 446–460.
- Leroux, D.J., Kerr, Y.H., Al Bitar, A., Bindlish, R., Jackson, T.J., Berthelot, B., Portet, G., 2014. Comparison between SMOS, VUA, ASCAT, and ECMWF soil moisture products over four Watersheds in U.S. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 52 (March (3)), 1562–1571 <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs.all.jsp?arnumber=6504747>.
- Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J.P., Kerr, Y., 2009. A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors. *Remote Sens. Environ.* 113 (October (10)), 2275–2284 <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425709001904>.
- Merlin, O., Chehbouni, a., Boulet, G., Kerr, Y., 2006. Assimilation of disaggregated microwave soil moisture into a hydrologic model using coarse-scale meteorological data. *J. Hydrometeorol.* 7, 1308–1322.
- Merlin, O., Escorihuela, M.J., Mayoral, M.A., Hagolle, O., Al Bitar, A., Kerr, Y., 2013. Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: an evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sens. Environ.* 130, 25–38 <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425712004324>.
- Merlin, O., Malbêteau, Y., Notfi, Y., Bacon, S., Er-Raki, S., Khabba, S., Jarlan, L., 2015. Performance metrics for soil moisture downscaling methods: application to DisPATCH data in central Morocco. *Remote Sens.* 7 (4), 3783–3807, <http://dx.doi.org/10.3390/rs70403783>.
- Merlin, O., Rüdiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J.P., Kerr, Y.H., 2012. Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50 (May (5)), 1556–1571 <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs.all.jsp?arnumber=6140561>.
- Merlin, O., Walker, J., Chehbouni, a., Kerr, Y., 2008a. Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sens. Environ.* 112 (October (10)), 3935–3946 <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425708002204>.
- Merlin, O., Walker, J.P., Kalma, J.D., Kim, E.J., Hacker, J., Panciera, R., Young, R., Summerville, G., Hornbuckle, J., Hafeez, M., Jackson, T., 2008b. The NAFE'06 data set: towards soil moisture retrieval at intermediate resolution. *Adv. Water Resour.* 31 (November (11)), 1444–1455 <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0309170808000225>.
- Miralles, D.G., Crow, W.T., Cosh, M.H., 2010. Estimating spatial sampling errors in coarse-scale soil moisture estimates derived from point-scale observations. *J. Hydrometeorol.* 11 (December (6)), 1423–1429. <http://dx.doi.org/10.1175/2010JHM1285.1>.
- Mladenova, I., Lakshmi, V., Jackson, T.J., Walker, J.P., Merlin, O., de Jeu, R.A., 2011. Validation of AMSR-E soil moisture using L-band airborne radiometer data from National Airborne Field Experiment 2006. *Remote Sens. Environ.* 115 (August (8)), 2096–2103 <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425711001210>.
- Mohanty, B.P., Skaggs, T.H., Famiglietti, J.S., 2000. Analysis and mapping of field-scale soil moisture variability using high-resolution, ground-based data during the Southern Great Plains 1997 (SGP97) Hydrology Experiment. *Water Resour. Res.* 36 (April (4)), 1023–1031. <http://dx.doi.org/10.1029/1999WR900360>.
- Molero, B., Merlin, O., Malbêteau, Y., Al Bitar, A., Cabot, F., Stefan, V., Kerr, Y.H., 2014. New Disaggregated Soil Moisture product: overview of the L4 CATDS processor.
- Moran, M., Clarke, T., Inoue, Y., Vidal, A., 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sens. Environ.* 49 (September (3)), 246–263 <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425794900205>.
- Njoku, E., Jackson, T., Lakshmi, V., Chan, T., Nghiem, S., 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41 (February (2)), 215–229 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1196040>.
- Owe, M., de Jeu, R., Holmes, T., 2008. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture. *J. Geophys. Res.* 113 (January (F1)), F01002. <http://dx.doi.org/10.1029/2007JF000769>.
- Owe, M., de Jeu, R., Walker, J., 2001. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39 (8), 1643–1654 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=942542>.
- Panciera, R., Walker, J.P., Jackson, T.J., Gray, D.A., Tanase, M.A., Ryu, D., Monerris, A., Yardley, H., Rüdiger, C., Wu, X., Gao, Y., Hacker, J.M., 2014. The soil moisture active passive experiments (SMAPEx): toward soil moisture retrieval from the SMAP mission. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 52 (January (1)), 490–507 <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6479292>.
- Peischl, S., Walker, J.P., Rüdiger, C., Ye, N., Kerr, Y.H., Kim, E., Bandara, R., Allahmoradi, M., 2012. The AACES field experiments: SMOS calibration and validation across the Murrumbidgee River catchment. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 16 (June (6)), 1697–1708 <http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/16/1697/2012/hess-16-1697-2012.html>.
- Piles, M., Camps, A., Vall-llossera, M., Corbella, I., Member, S., Panciera, R., Rüdiger, C., Kerr, Y.H., Walker, J., 2011. Downscaling SMOS-derived soil moisture using MODIS visible/infrared data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49 (9), 3156–3166.
- Rüdiger, C., Calvet, J.-C., Gruhier, C., Holmes, T.R.H., de Jeu, R.A.M., Wagner, W., 2009. An intercomparison of ERS-Scat and AMSR-E soil moisture observations with model simulations over France. *J. Hydrometeorol.* 10 (April (2)), 431–447. <http://dx.doi.org/10.1175/2008JHM997.1>.
- Smith, A.B., Walker, J.P., Western, A.W., Young, R.I., Ellett, K.M., Pipunic, R.C., Grayson, R.B., Siriwardena, L., Chiew, F.H.S., Richter, H., 2012. The Murrumbidgee soil moisture monitoring network data set. *Water Resour. Res.* 48 (July (7)), <http://dx.doi.org/10.1029/2012WR011976>.
- Wagner, W., Naeimi, V., Scipal, K., Jeu, R., Martínez-Fernández, J., 2007. Soil moisture from operational meteorological satellites. *Hydrogeol. J.* 15 (1), 121–131.
- Walker, J., Merlin, O., Panciera, R., 2006. National Airborne Field Experiment 2006 Experiment Plan October 2006 Contents 2006 (October).

3.5 Synthèse et Conclusion

Ce travail visait à étudier la qualité de l'algorithme DisPATCh (Disaggregation based on Physical and Theoretical Scale Change) pour désagréger les produits d'humidité du sol en surface (SSM) de niveau 3 SMOS et AMSR-E, et en utilisant comme données de référence les mesures *in situ*. Nous avons donc présenté un état de l'art des méthodes de désagrégation basées sur les données optiques développées ces dernières années. Nous avons détaillé en particulier la méthode de DisPATCh qui estime la variabilité de SSM au sein d'un pixel d'une résolution d'une dizaine de kilomètres à une résolution cible de 1 km à partir des données de MODIS et d'un modèle d'efficacité évaporative du sol (SEE). Dans un premier temps nous avons vérifié et validé le processeur opérationnel CATDS (Centre Aval de Traitement des données SMOS), développé par Molero et al. (2016) (voir annexe A), qui permet d'automatiser l'algorithme de désagrégation. Grâce à ce processeur et le fait que la méthode soit générique, nous avons pu appliquer DisPATCh aux produits SMOS, mais également AMSR-E. L'approche a été validée sur le bassin du Murrumbidgee en Australie (Malbêteau et al., 2016b; Molero et al., 2016), sur les bassins de Little Washita et Walnut Gulch aux États-unis (Molero et al., 2016) et sur la bassin du Tensift Haouz au Maroc (Merlin et al., 2015). Un nouvel indicateur de performance des méthodes de désagrégation, appelé Gdown (Merlin et al., 2015), a été proposé. Il permet d'évaluer le gain de la désagrégation relativement au cas sans désagrégation. Ensuite, nous avons évalué le potentiel de DisPATCh pour résoudre le problème de représentativité entre l'observation issue de la télédétection micro-onde (SMOS et AMSR-E) et les mesures *in situ* (Malbêteau et al., 2016b). Cette étude a pris place sur le bassin du Murrumbidgee et sur une période d'une année entre Juin 2010 et Mai 2011 en utilisant les données du dispositif OzNet comptant 38 stations réparties sur l'ensemble du bassin.

Nous avons démontré que DisPATCh est plus efficace dans les mois d'été que durant les mois d'hiver. Sa performance est optimale en été car le modèle de SEE est mieux contraint. Logiquement, de meilleurs résultats sont également obtenus dans la zone semi-aride plutôt que dans la zone tempérée du bassin. Dans la région semi-aride de Yanco, la désagrégation pendant les mois d'été améliore la corrélation entre données satellite et *in situ* respectivement de 0.63 à 0.78 et de 0.42 à 0.71 pour les passages SMOS et AMSR-E du matin, et respectivement de 0.37 à 0.63 et de 0.47 à 0.73 pour les passages SMOS et AMSR-E de l'après midi. L'inter-comparaison des produits SMOS et AMSR-E désagrégés montre que l'amélioration fournie par DisPATCh est comparable pour les deux capteurs et que l'approche est transférable à d'autres produits. Les études comparatives sont utiles pour préparer des longues séries temporelles de la SSM à 1 km de résolution en combinant les données désagrégées issues de plusieurs produits (Malbêteau et al., 2016b).

Des améliorations sont en cours sur le modèle de SEE en intégrant les données météorologiques (Stefan et al., 2015) pour résoudre le problème de dépendance aux conditions météorologiques, et en prenant en compte la texture du sol pour faire le lien avec les fonction de pedo-transfert (Merlin et al., 2016). Le processeur DisPATCh à 1 km de résolution a été réalisé de manière à pouvoir intégrer à moyen terme un processeur DisPATCh à 100 m de résolution à partir des données LST issues des données Landsat (déjà disponibles depuis le site de l'USGS mais sans correction atmosphérique dans l'IRT). De plus, la couverture temporelle des données DisPATCh est irrégulière et plus faible que celle des données SMOS à cause des données MODIS qui ne sont pas disponibles les jours nuageux. Afin de répondre à cette lacune, le prochain chapitre propose d'assimiler les données DisPATCh à 1 km dans un modèle dynamique forcé par les données météorologiques disponibles, dont les précipitations.

Chapitre 4

Humidité du sol à haute résolution spatio-temporelle

Sommaire

4.1	Introduction	62
4.2	Méthode : Synergie précipitation/humidité du sol	63
4.2.1	Modèle de surface : "force restore"	63
4.2.2	Assimilation de l'humidité du sol désagrégée	63
4.3	Application en régions semi-arides : Principaux résultats	66
4.3.1	Bassin du Tensift-Haouz, Maroc	66
4.3.2	Bassin du Murrumbidgee, Australie	68
4.4	ARTICLE : <i>Towards a soil moisture product at high spatio-temporal resolution : temporally-interpolated spatially-disaggregated SMOS data based on precipitation</i>	70
4.4.1	Résumé de l'article	70
4.4.2	Article	70
4.5	Synthèse et Conclusion	87

Référence :

1. **Malbêteau Y.**, O. Merlin, S. Er-Raki, S. Khabba, J.P. Walker, L. Jarlan. Towards a soil moisture product at high spatio-temporal resolution : temporally-interpolated spatially-disaggregated SMOS data based on precipitation (2016) Journal of hydrometeorology, submitted.

4.1 Introduction

L'humidité du sol et les précipitations sont des variables importantes de l'hydrosphère terrestre. Alors que les précipitations fournissent la quantité d'eau qui atteint la surface, l'humidité du sol en surface (SSM) contrôle la répartition des précipitations entre les eaux de ruissellement, d'infiltration et d'évaporation. La SSM est donc fortement variable dans le temps, principalement en raison de l'alternance entre les événements pluvieux et/ou d'irrigation et les périodes d'assèchement. Une description précise et continue de la SSM dans le temps est à la fois essentielle pour la surveillance du cycle de l'eau continentale et pour parvenir à une gestion efficace et durable de l'eau (Entekhabi, 1995; Gao et al., 2014; Rodriguez-Iturbe, 2000).

Les données DisPATCh à 1 km de résolution sont issues d'une combinaison des observations SMOS et MODIS. Le produit de SSM à 1 km a donc une résolution temporelle irrégulière et limitée par 1) la présence de trous dans les images MODIS (associés aux nuages) et 2) le fait que la résolution temporelle de SMOS (couverture globale en 3 jours) soit plus faible que celle de MODIS (deux observations par jour). L'idée générale de ces travaux de thèse est de produire une cartographie de la SSM avec une haute résolution spatio-temporelle, plus adaptée à l'étude des processus hydrologiques (évapotranspiration, infiltration) dans un schéma désagrégation/assimilation. Les modèles dynamiques de surface peuvent être utilisés pour interpoler les observations irrégulières dans le temps et ainsi assurer la continuité des données de la SSM. À partir du moment où les données satellites peuvent apporter une information sur la SSM à l'échelle globale de manière répétée dans le temps mais instantanée, il apparaît intéressant de les combiner avec un modèle. L'assimilation de données nous permet donc d'interpoler les données DisPATCh tout en considérant les incertitudes par une combinaison optimale des prévisions des modèles et des observations quand elles sont disponibles.

Dans ce contexte, nous proposons une méthode à base physique pour interpoler les données à l'échelle journalière en assimilant les données de SSM DisPATCh dans un modèle de type *force-restore* forcé par les données météorologiques disponibles mais incertaines, dont les précipitations. Ce modèle fait intervenir un nombre de paramètres compatible avec les données disponibles : 1) propriétés de surface (occupation du sol), 2) propriétés du sol (texture) et 3) forçages atmosphériques (précipitations). Ce type d'approche nécessite de connaître les conditions initiales de la SSM (DisPATCh) mais aussi de l'humidité en zone racinaire (non disponible). Ce modèle a l'avantage de représenter explicitement 1) l'infiltration de l'eau de la couche superficielle vers la zone racinaire pendant les pluies et 2) l'évaporation durant les périodes d'assèchement, le tout à partir de la SSM et des propriétés du sol. L'approche est originale car elle combine un système variationnel pour estimer l'humidité du sol en zone racinaire et une approche séquentielle pour analyser l'humidité du sol en surface. L'approche est testée sur le bassin du Tensift-Haouz au Maroc et dans la région Yanco en Australie au cours de l'année 2014.

4.2 Méthode : Synergie précipitation/humidité du sol

4.2.1 Modèle de surface : "force restore"

Nous avons choisi d'utiliser la méthode de *force-restore* développée par Deardorff (1977) comme modèle de surface car, elle utilise un nombre de paramètres compatible avec les données disponibles tout en préservant la représentation physique de 1) l'évaporation (E_g) et 2) des précipitations (P) qui contrôlent la dynamique de la SSM. C'est à dire que cette approche semble être un bon compromis entre réalisme (physique) et complexité (nombre de paramètres) pour être appliquée sur de larges zones. Dans ce modèle semi-physique (équation 4.1), la dynamique de l'humidité du sol est décrite en deux couches : la SSM (Θ_1) et en zone racine (Θ_2). Ce système est utilisé dans de nombreux modèles de surface comme ISBA (Interactions entre Sol Atmosphère et Biosphère; Noilhan and Planton (1989)).

$$\frac{\partial \Theta_1}{\partial t} = \frac{C_1}{\rho_w d_1} (P - E_g) - \frac{C_2}{\tau} (\Theta_1 - \Theta_{eq}) \quad (4.1)$$

avec Θ_{eq} l'humidité du sol à l'équilibre, ρ_w la densité de l'eau liquide et d_1 la profondeur de la couche de surface. C_1 et C_2 sont des paramètres empiriques de pédo-transfert, nommés coefficients de force et de rappel, représentant respectivement le processus d'échange entre le sol et l'atmosphère, d'une part, et entre la surface et la zone racine, d'autre part. Ces deux coefficients sont sans dimension et fortement dépendants de la teneur en eau et la texture du sol. Θ_{eq} et Θ_2 sont liées de la façon suivante :

$$\frac{\Theta_{eq}}{\Theta_{sat}} = \frac{\Theta_2}{\Theta_{sat}} - a \left\{ \left(\frac{\Theta_2}{\Theta_{sat}} \right)^p \left(1 - \left(\frac{\Theta_2}{\Theta_{sat}} \right)^{8p} \right) \right\} \quad (4.2)$$

avec Θ_{sat} l'humidité du sol à saturation et a et p deux paramètres empiriques de pédo-transfert qui dépendent de la texture du sol. Le détail des équations se trouve dans l'article (section 4.4) et Noilhan and Mahfouf (1996).

4.2.2 Assimilation de l'humidité du sol désagrégée

L'assimilation de données est définie comme un processus mathématique grâce auquel on décrit le plus précisément possible l'état d'un système en combinant toutes les informations dont on dispose (modèle, observations, incertitudes). Le résultat de ce processus mathématique s'appelle *l'analyse*. Il existe différentes méthodes, le choix de celle-ci dépend du système étudié, de la quantité et de la distribution spatio-temporelle des observations disponibles, du temps de calcul et de l'objectif de l'analyse. Les deux grands types d'approches largement utilisés dans les sciences environnementales sont :

- Les méthodes **séquentielles** qui corrigent l'état du système à chaque observation disponible. Ces approches ne traitent les observations qu'au fur et à mesure qu'elles sont disponibles (Fig. 4.1). Les méthodes séquentielles majoritairement utilisées sont l'interpolation optimale et le filtre de Kalman (et ses variantes).

- Les méthodes **variationnelles** qui ajustent les observations aux prédictions du modèle sur une fenêtre temporelle donnée. Par opposition aux méthodes séquentielles, elles traitent le problème globalement, sous forme de minimisation d’une fonction coût contenant à la fois les informations relatives au modèle et aux observations. Cependant ces méthodes nécessitent une bonne connaissance statistique des diverses erreurs dans le but d’affecter le poids adéquat à chaque terme de la fonction à minimiser (Fig. 4.1). Les méthodes les plus connues sont : le 3D-VAR (variationnel tri-dimensionnel) et le 4D-VAR (quadri-dimensionnel).

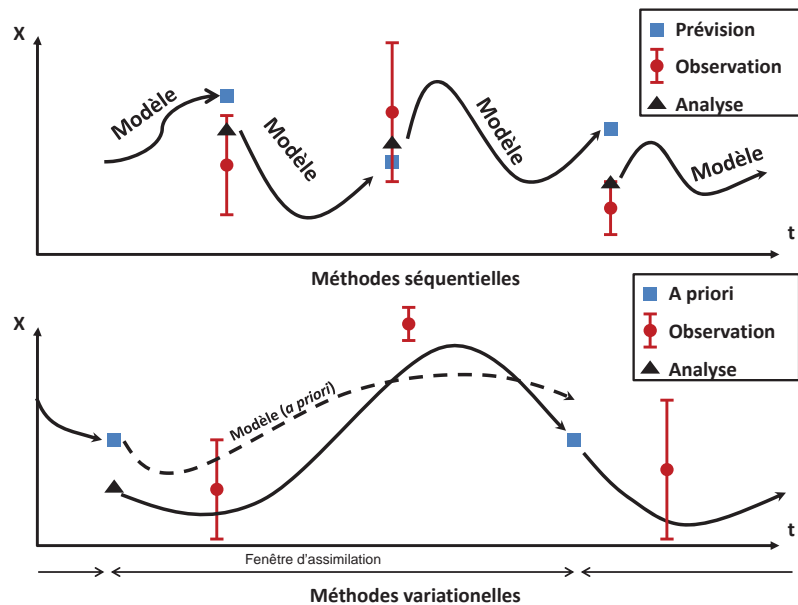


FIGURE 4.1 – Les deux types d’assimilation : Séquentielle et variationnelle, d’après Jarlan and Boulet (2014)

Assimilation variationnelle : 2D-VAR

Dans le but d’estimer l’humidité en zone racinaire à partir des observations de surface, nous nous sommes appuyés sur la méthode d’assimilation 2D-VAR simplifiée (dimensions : verticale et temporelle). Cette couche en "zone racinaire" est considérée comme une variable tampon (sans équation dynamique) dans le but d’absorber les erreurs sur les données météorologiques (précipitations). Ainsi cette variable est libre et elle permet d’ajuster les prédictions en surface du modèle à celle de DisPATCH. Cette version de 2D-VAR simplifiée a été proposée par Balsamo et al. (2004) d’après les études de Bouyssel et al. (1999); Callies et al. (1998); Rhodin et al. (1999) qui ont montré l’intérêt de la méthode 2D-VAR en l’implémentant dans le schéma de surface ISBA (Noilhan and Planton, 1989) à Météo-France. Cette approche d’assimilation variationnelle simplifiée a été utilisée pour inverser l’humidité en zone racinaire (Balsamo et al., 2004; Sabater et al., 2007; Jarlan et al., 2008). Elle combine les informations issues des observations dans une fenêtre d’assimilation et un état *a priori* (*background* en anglais) du modèle pour calculer une estimation optimale de la variable analysée. La notion de simplification provient du fait que la sensibilité des variables à analyser est obtenue au moyen de perturbations en différences finies du modèle non-linéaire (au lieu de développer des modèles linéaires-tangents et adjoints des paramétrisations de surface). Le principal avantage est donc une mise en œuvre facile de

l'implémentation. La minimisation de la fonction coût J est alors remplacée par une solution analytique à partir d'une estimation numérique de l'opérateur d'observation H sous l'hypothèse de linéarité.

$$J(x) = \frac{1}{2}(x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) + \frac{1}{2}(y - H(x))^T R^{-1}(y - H(x)) \quad (4.3)$$

avec x le vecteur contenant les variables à analyser, x^b l'état *a priori* du modèle et y le vecteur d'observation. B est la matrice de covariances d'erreurs de l'état *a priori* du modèle, et R la matrice de covariances d'erreurs des observations, et H est l'opérateur d'observation qui fait le lien entre les variables à analyser x et les observations y , qui inclut la propagation temporelle par l'intermédiaire de l'équation dynamique du modèle. L'équation d'analyse (x^a) s'écrit sous la forme :

$$x^a = x^b + K(y - H(x^b)) \quad (4.4)$$

avec $(y - H(x^b))$ le vecteur innovation et K la matrice de gain définie comme :

$$K = BH^T(HBH^T + R)^{-1} \quad (4.5)$$

Assimilation séquentielle : Filtre de Kalman simplifié

Le filtre de Kalman est une extension de la méthode des moindres carrés dans un cas multi-dimensionnel, pour laquelle chaque état *a priori* est fournie par une prévision issue de l'analyse précédente. Lorsqu'une information est disponible, on réajuste la variable d'état simulée *a priori* par le modèle au pas de temps précédent pour la fixer au niveau estimé intermédiaire (analyse) entre l'observation et la simulation. Par exemple dans le cas d'un état à une dimension et d'une seule observation correspondant à la variable analysée (H l'opérateur d'observation est égale à 1), une estimation de l'état (x_i^a) au temps i est obtenue par une combinaison linéaire de l'état *a priori* (x_i^b) au temps i juste avant l'observation et la différence pondérée entre l'observation (y) et cette estimation *a priori*. La solution optimale est donnée par :

$$x_i^a = x_i^b + K_i(y - (x_i^b)) \quad (4.6)$$

Le gain de Kalman est alors de la forme :

$$K_i = B(B + R)^{-1} = \frac{\sigma_{x_i^b}}{\sigma_{x_i^b} + \sigma_{obs}} \quad (4.7)$$

Nous avons adopté une version simplifiée monodimensionnelle du filtre de Kalman pour l'analyse de **l'humidité du sol en surface**. Cette approche séquentielle est intéressante car elle permet de prendre en compte les variations à l'échelle journalière de la SSM ainsi que la détection éventuelle des apports d'eau par irrigation (non renseignés dans le modèle de *force-restore*). Ce filtre de Kalman simplifié néglige la propagation de la matrice de covariances d'erreurs de l'état *a priori*. Cette approche est donc relativement simple à implémenter dans le schéma d'assimilation, sans pour autant négliger les erreurs d'observation (erreurs DisPATCh).

L'avantage de combiner les deux systèmes d'assimilation est :

- La prise en compte des temps de variations contrastés entre l'humidité en surface et en zone racinaire (variations horaires en surface alors que les variations en zone racinaire sont plus lentes, de l'ordre de quelques jours)
- L'utilisation de l'humidité en zone racinaire comme une variable d'ajustement nécessaire pour "absorber" les erreurs des données météorologiques (précipitations). Cette approche laisse le temps à la correction de l'humidité en zone racinaire de se propager vers la surface.

4.3 Application en régions semi-arides : Principaux résultats

Ce schéma de couplage désagrégation/assimilation de la SSM est testé en 2014 à l'aide des mesures *in situ* de l'humidité du sol dans la région Tensift-Haouz au Maroc et dans la région Yanco en Australie.

Les forçages atmosphériques utilisés dans cette étude sont les forçages ERA-Interim, produits par le Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme (ECMWF). Les données sont disponibles à un pas de temps tri-horaire, sur la période allant de 1979 à nos jours et sur une grille de 0.125° . Ces données sont largement utilisées par la communauté scientifique, cependant l'impact de la précision des données atmosphériques sur la qualité des simulations des variables de surface est important. L'étude préalable portant sur la qualité des forçages ERA-Interim utilisés dans ce travail, nous a montré que les événements pluvieux sont bien détectés malgré des légères erreurs sur la quantité d'eau atteignant le sol. Ces erreurs pourront donc être "absorbées" par l'analyse de l'humidité en zone racinaire.

4.3.1 Bassin du Tensift-Haouz, Maroc

Les principaux résultats sont présentés dans cette section, mais l'ensemble des travaux est disponible dans l'article (section 4.4.2). La figure 4.2 illustre la série temporelle de la SSM et de l'humidité en zone racinaire dérivée du couplage désagrégation/assimilation à la station de mesure Sidi Rahal au Maroc. Après assimilation, le coefficient de corrélation est amélioré de 0.82 à 0.87 quand les données DisPATCH sont disponibles. Le biais et la RMSE sont similaires dans les deux cas (désagrégation et désagrégation/assimilation). Au regard de la série temporelle complète, l'augmentation du coefficient de corrélation après assimilation comparée au résultat du modèle seul est significatif (de 0.73 à 0.83) alors que le biais reste proche de zéro. Il est difficile d'évaluer l'humidité en zone racinaire par le fait que cette variable soit définie comme une variable tampon pour corriger les erreurs des données météorologiques.

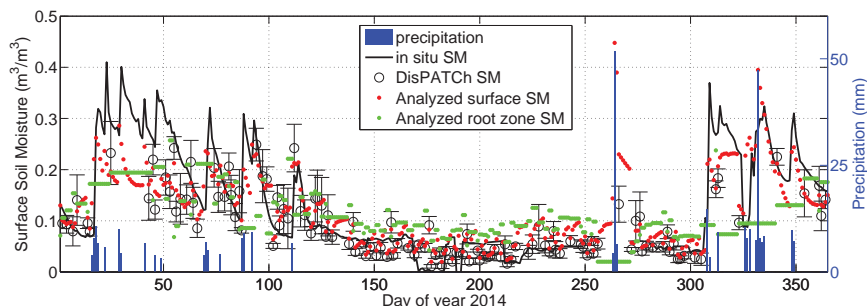


FIGURE 4.2 – Séries temporelles de l'humidité du sol pour DisPATCH (rond noir) avec les barres erreurs représentant l'écart type de DisPATCH, pour le couplage DisPATCH/assimilation (points rouges), pour la zone racinaire (points verts) et les mesures *in situ* de surface (ligne noire) à la station de Sidi Rahal au Maroc. Les barres bleues représentent les précipitations journalières.

La figure 4.3 présente les cartes de SSM à 1 km avec une résolution journalière montrant les variations de la SSM pendant le passage d'un événement pluvieux sur la partie est du bassin du Tensift. L'humidité du sol augmente en réponse aux précipitations sur le bassin, cette série de cartes indique ainsi de manière directe les zones touchées par les précipitations. On observe clairement l'arrivée du front de pluie par le nord ouest à partir de la SSM et la phase d'assèchement sur les jours suivants.

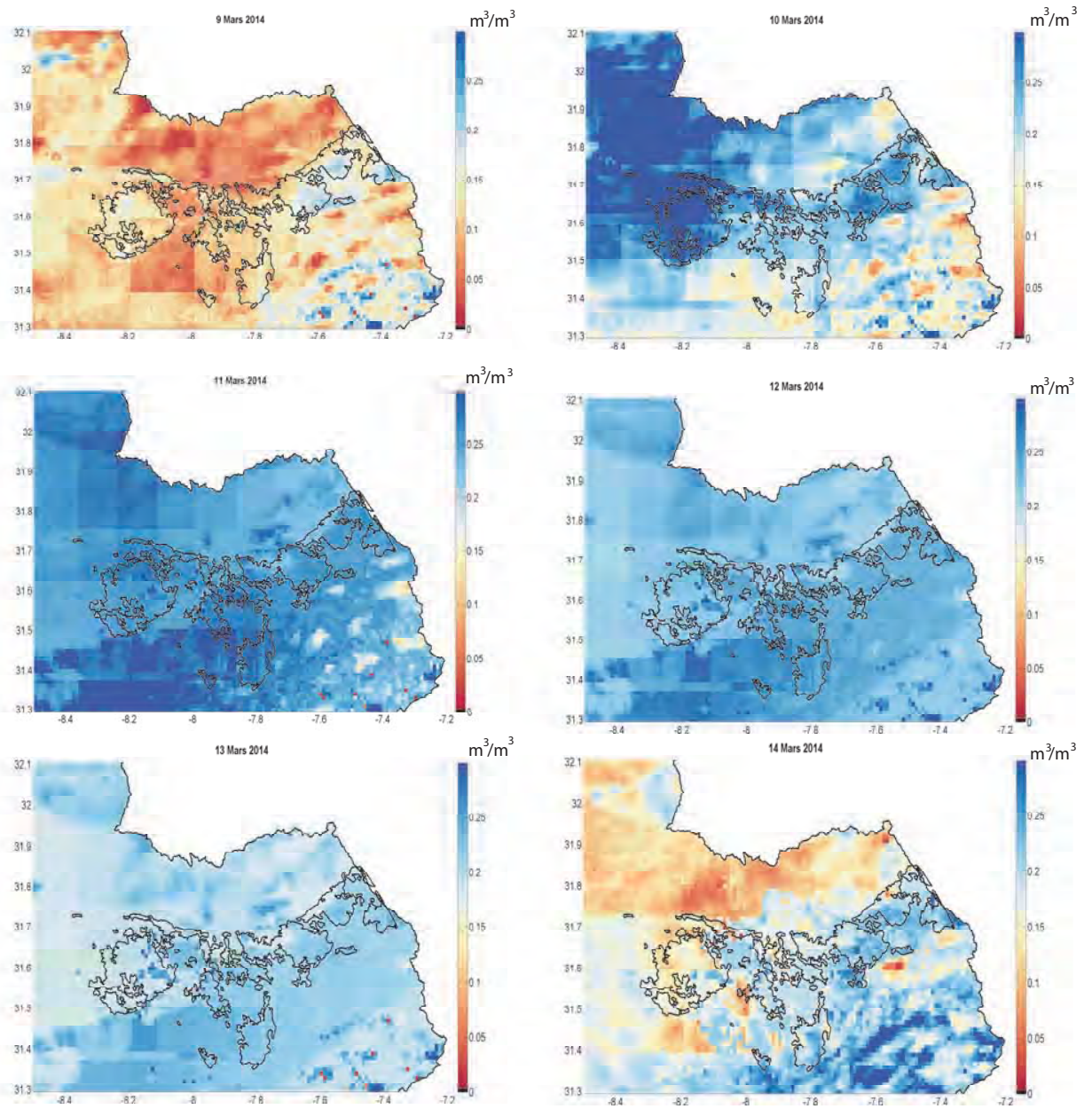


FIGURE 4.3 – Cartes des SSM désagrégées et assimilées sur le bassin du Tensift-Haouz, montrant la progression d'un événement pluvieux autour du 10 et 11 Mars 2014.

4.3.2 Bassin du Murrumbidgee, Australie

La méthode est également évaluée sur la zone de Yanco où sept stations de mesure de l'humidité du sol sont disponibles (réseau OzNet). Cette zone instrumentée est intéressante car elle contient un périmètre irrigué, des zones de pâturages et agricoles pluviales au sein d'une région de 60 par 60 km². Le couplage désagrégation/assimilation améliore systématiquement les données désagrégées avec l'augmentation du coefficient de corrélation de 0.77 à 0.81 et une légère diminution du RMSE. En prenant en compte l'ensemble des données *in situ*, l'assimilation des données DisPATCh dans le modèle de *force restore* améliore également la dynamique de la SSM comparé au modèle seul, comme on peut le voir avec le coefficient de corrélation (de 0,53 à 0,70 en moyenne) et une RMSE stable (0,08 à 0,07 m³.m⁻³). Ces résultats montrent que la SSM désagrégée est en mesure d'améliorer la représentation des processus de surface, même si les données météorologiques (dont les précipitations) sont inexactes et avec une résolution spatiale de 12.5 km. Ces résultats sont en accord avec l'étude de Merlin et al. (2006), montrant que l'assimilation des SSM à une échelle spatiale fine peut compenser les erreurs sur les données d'entrée de précipitation pour le suivi de la SSM. La figure 4.4 présente les cartes journalières de SSM avec une résolution spatiale de 1 km sur la période du 13 au 18 Février 2014. On observe clairement l'augmentation de la SSM pendant le passage d'une précipitation le 14 Février et le début de l'assèchement dans les jours qui suivent. Il est intéressant de remarquer que la SSM diminue plus lentement sur le périmètre irrigué et autour de la rivière Murrumbidgee. Cet effet pourrait être causé par une texture du sol entraînant une infiltration plus lente et/ou une plus grande rétention de l'eau.

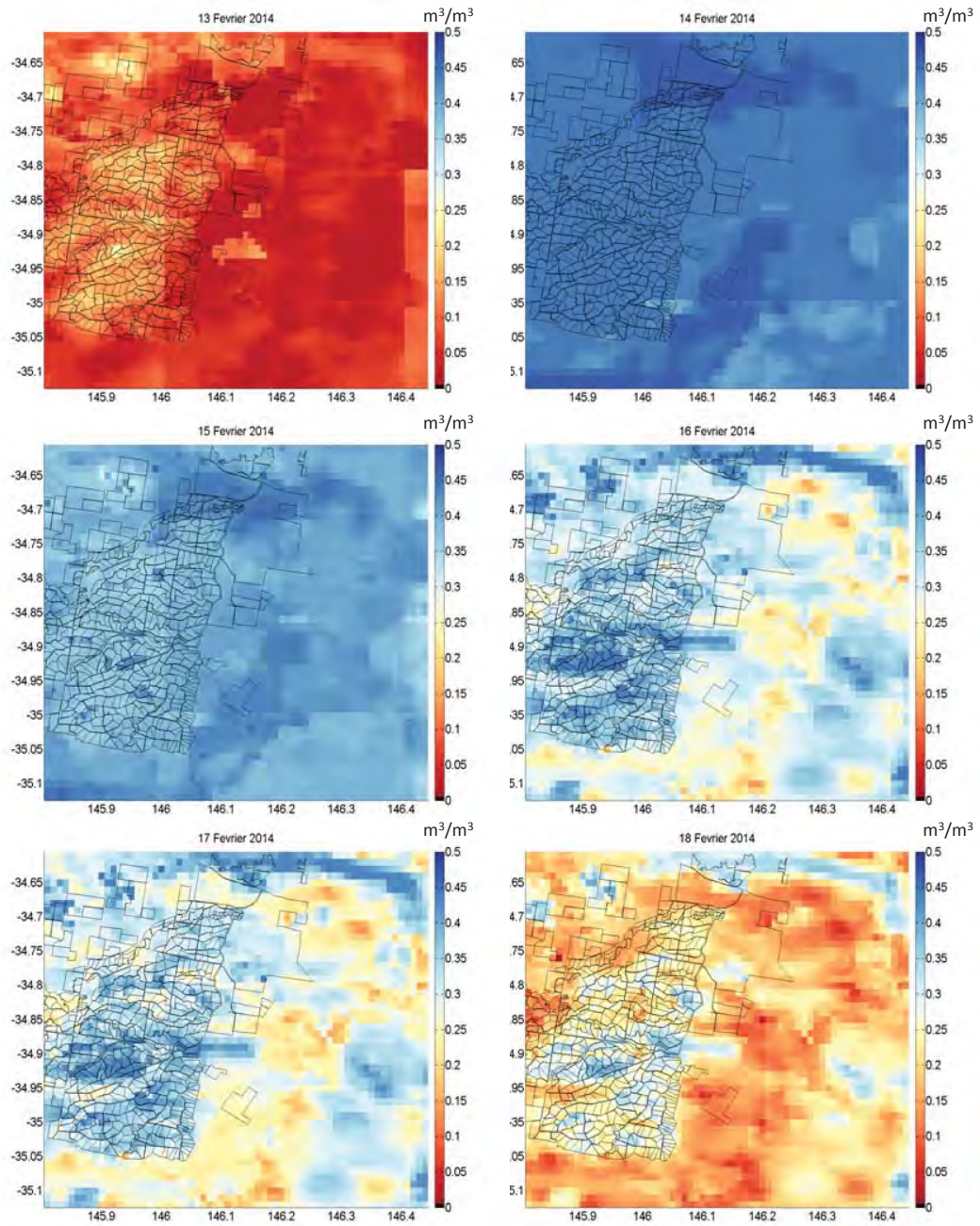


FIGURE 4.4 – Cartes des SSM désagrégées et assimilées sur la zone de Yanco, montrant la progression d'un événement pluvieux autour du 14 Février 2014.

4.4 ARTICLE : *Towards a soil moisture product at high spatio-temporal resolution : temporally-interpolated spatially-disaggregated SMOS data based on precipitation*

4.4.1 Résumé de l'article

SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) fournit une vue globale de l'humidité du sol en surface, mais avec une résolution spatiale de 40 km, ce qui est trop large pour les applications hydrologiques. Dans ce contexte, l'algorithme DisPATCH a été développé pour améliorer la résolution spatiale des données SMOS à une résolution cible de 1 km en utilisant les données optiques issues de MODIS. Toutefois, la résolution temporelle des données est irrégulière à cause de la couverture nuageuse visible sur les données de MODIS. Cet article examine une méthode d'assimilation des données de DisPATCH à 1 km de résolution dans un modèle dynamique de surface forcée par les données météorologiques - y compris les précipitations. L'approche originale combine un système variationnelle pour estimer l'humidité du sol en zone racinaire et une approche séquentielle pour estimer l'humidité du sol en surface. La performance de l'approche est évaluée à l'aide de mesures *in situ* de l'humidité du sol dans la région Tensift-Haouz au Maroc et dans la région Yanco en Australie au cours de l'année 2014. L'humidité du sol analysée à 1 km présente de meilleurs résultats que le produit DisPATCH d'origine par comparaison avec les données *in situ* sur l'ensemble des sites. À partir de l'ensemble des données disponibles sur l'année 2014, l'assimilation des données augmente le coefficient de corrélation, par rapport au modèle seul, entre l'humidité du sol analysée et les mesures *in situ* de 0,53 à 0,70 alors que le RMSE moyen diminue légèrement de $0,08 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ à $0,07 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$. Le schéma d'assimilation a donc un potentiel important pour les applications hydrologiques à grande échelle.

4.4.2 Article

Towards a soil moisture product at high spatio-temporal resolution: temporally-interpolated spatially-disaggregated SMOS data based on precipitation

Y. MALBÉTEAU*

CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France

O. MERLIN

CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France

G. BALSAMO

European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, Reading, United Kingdom

S. ER-RAKI

Faculté des Sciences Semlalia, Université Cadi Ayyad (UCAM), Marrakech, Morocco

S. KHABBA

Faculté des Sciences Semlalia, Université Cadi Ayyad (UCAM), Marrakech, Morocco

J.P. WALKER

Department of Civil Engineering, Monash University, Melbourne, Australia

L. JARLAN

CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France

ABSTRACT

SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) provides a global view of near surface soil moisture but with a spatial resolution of 40-km, which is too coarse for most hydrological and agricultural applications. Consequently, the DisPATCH (DISAggregation based on Physical And Theoretical scale Change) algorithm has been developed to downscale the SMOS data to 1-km resolution using MODIS (MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer) data. However, the temporal resolution of DisPATCH data is constrained by the temporal resolution of SMOS (a global coverage every 3 days) and further limited by gaps in MODIS images due to cloud cover. This paper proposes an approach to overcome these limitations based on the assimilation of the 1-km resolution DisPATCH data into a simple dynamic soil model forced by (inaccurate) precipitation data. The performance of the approach is assessed using ground measurements of surface soil moisture in the Yanco area in Australia and the Tensift-Haouz region in Morocco during 2014. It is found that the analyzed daily 1-km resolution surface soil moisture better compares to *in situ* data for all sites than the original disaggregated soil moisture products. Over the entire year, assimilation increases the correlation coefficient between analyzed soil moisture and ground measurement from 0.53 to 0.70 whereas the mean RMSE slightly decreases from $0.08 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ to $0.07 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. The proposed assimilation scheme has significant potential for large scale applications.

1. Introduction

Soil moisture is an important variable of the terrestrial hydrosphere. Whereas precipitation provides the amount of available water at the surface, soil moisture impacts the

partitioning of rainfall into runoff, evaporation and infiltration. Moreover, soil moisture is highly variable in space and time, as a result of (1) the alternation between wetting and drying events, and (2) the heterogeneity in land cover, topography and soil properties. An accurate and continuous description of soil moisture in space and time is therefore critical for understanding the continental water cycle

*Corresponding author address: CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/IRD/UPS, Toulouse, France
E-mail: yoann.malbetEAU@cesbio.cnes.fr

and for achieving efficient and sustainable water management (Entekhabi 1995; Gao et al. 2014; Rodriguez-Iturbe 2000).

Satellite remote sensing is often the most practical and effective method to observe the land surface soil moisture over large geographical areas. The recent Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission, launched in 2009, operates at L-band (the optimal microwave band to estimate soil moisture (Kerr 2007; Njoku and Entekhabi 1996)) and provides near-surface soil moisture (SSM), with a resolution of about 40 km (Kerr et al. 2012). This mission has been complemented by the SMAP (Soil Moisture Active Passive) satellite mission launched in 2015; ensuring the continuity of L-band passive microwave data for global SSM monitoring (Entekhabi et al. 2010). Nevertheless, the current spatial resolution of microwave radiometers is too coarse for most hydrological and agricultural applications. Therefore, downscaling methodologies have been developed to improve the spatial resolution of passive microwave-derived SSM data (Das et al. 2014; Fang et al. 2013; Kim and Hogue 2012; Merlin et al. 2008a; Piles et al. 2011; Sánchez-Ruiz et al. 2014; Srivastava et al. 2013). For example, DisPATCh (DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change) estimates the SSM variability within a 40 km resolution SMOS pixel at 1 km resolution using MODIS (MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer) data (Merlin et al. 2012, 2013). However, the temporal resolution of DisPATCh data based on SMOS and MODIS data is limited by 1) gaps in MODIS images due to cloud cover, and 2) the 2-3 day temporal resolution of global SMOS coverage (Djamai et al. 2016).

A land surface model (LSM) forced by uncertain meteorological inputs and constrained with discontinuous disaggregated soil moisture through data assimilation could both address the issue of discontinuity in the soil moisture products and as well as improve the SSM estimate. Several studies have been undertaken to assimilate the observed satellite brightness temperature directly (Crow and Wood 2003; Dumedah et al. 2011; Margulis et al. 2002; Reichle et al. 2007) and/or the satellite SSM retrieval (Dumedah and Walker 2014; Reichle et al. 2008) into LSMs. Moreover, Djamai et al. (2016) estimated SSM at 1 km resolution during cloudy days by combining DisPATCh data and the Canadian Land Surface Scheme (CLASS), forced by a 30 km atmospheric reanalysis. However, the SSM DisPATCh estimates were not improved by the combination of DisPATCh and CLASS when compared to *in situ* measurements of the SMAP Validation Experiments data set in 2012 over Winnipeg in Canada. In a similar context, Dumedah et al. (2015) assimilated DisPATCh data into the Joint UK Land and Environment Simulator (JULES) to estimate root zone soil moisture over the Yanco area in Australia. The assimilation of DisPATCh data into the JULES model had a limited

positive impact on the SSM estimation accuracy compared to DisPATCh and open-loop JULES simulation.

These encouraging results demonstrate that data assimilation remains the most promising approach to link satellite based SSM with LSMs, while accounting for uncertainties in the observation data and the simulated output from the model (Calvet et al. 1998; Entekhabi et al. 1994; Jackson et al. 1981; Reichle et al. 2001; Sabater et al. 2007). However, assimilation strategies still need to be improved. Two aspects should be addressed when assimilating down-scaled SSM data into a LSM: 1) the level of complexity of the LSM should be consistent with the available observations, and 2) the accuracy in forcing data at the application scale. Most of surface models developed since the 80s (Sellers et al. 1986; Noilhan and Planton 1989) have a large number of parameters which cannot be directly measured at the model application scale (Demaria et al. 2007; Franks et al. 1997). As over-parameterization is the main limitation for implementation of such complex models in an operational context, there is a need to develop simplified modeling approaches that are forced by available remote sensing and meteorological data (Allen et al. 1998). A number of studies have shown the potential of this approach (Albergel et al. 2008; Ceballos et al. 2005; Pellarin et al. 2006; Wagner et al. 1999) for representing components of the surface water budget. one of the main issues is that large-scale data sets of meteorological variables are currently unavailable at 1 km (or higher) spatial resolution. Nevertheless, a disaggregation/assimilation coupling scheme is potentially capable of compensating errors in atmospheric (mainly precipitation) forcing data available at a coarse scale only (Merlin et al. 2006).

Within this context, the objective of this study is to develop a new methodology based on assimilation scheme for interpolating DisPATCh SSM in an optimal manner using global precipitation data and a simple soil water model. The approach is tested using ground measurements of soil moisture and precipitation over two semi arid sites: 1) the Yanco area in the Murrumbidgee river catchment, Australia and 2) the Tensift-Haouz basin located in central Morocco.

2. Sites description

The developed approach was evaluated over two semi-arid sites described below: 1) the Yanco area in the Murrumbidgee river catchment, Australia and 2) the Tensift-Haouz basin located in central Morocco.

a. Yanco: Murrumbidgee catchment (Australia)

The Murrumbidgee catchment, located in southeastern of Australia, covers about 82,000 km² (34°S to 37°S, 143°E to 150°E) and is a part of the Murray Darling basin. The Yanco study site is a 55 km x 55 km area located in the center of the Murrumbidgee western plains where the

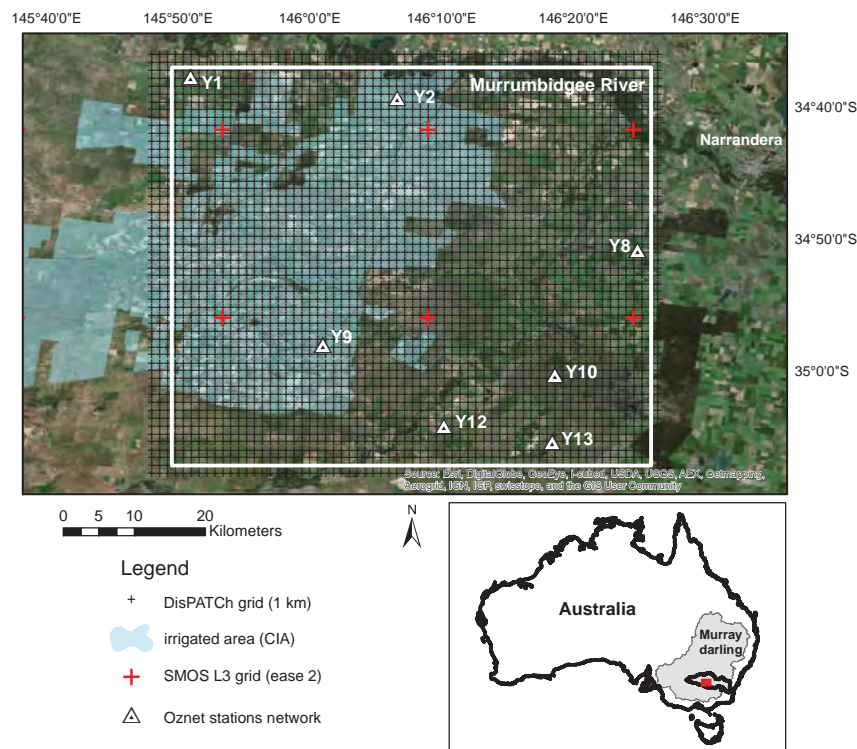


FIG. 1. The experimental Yanco area located in southeastern Australia showing the SMOS L3 grid corner (red cross), DisPATCh grid (black cross), the selected OzNet stations, and the irrigated area.

topography is flat, with very few geological outcroppings. The soil texture is predominantly sandy loam. The climate is semi-arid, with an average annual precipitation of about 300 mm while evaporative demand is about 1,200 mm per year, according to the reference evapotranspiration (ET₀), derived from the Food and Agriculture Organization (FAO) Penman Monteith equation (Allen et al. 1998). The land use in the west of the site comprises irrigation, while elsewhere land use is composed of rain-fed crops and native pasture with scattered trees.

The Yanco region has been intensively monitored for remote sensing studies since 2001 (Smith et al. 2012). Yanco area has been selected as a core site for the calibration/validation of the SMOS (Peischl et al. 2012), SMAP (Panciera et al. 2014), and GCOM-W1 (Mladenova et al. 2011) missions, and has also been the focus of field experiments dedicated to algorithm development studies for the SMOS and SMAP missions: National Airborne Field Experiment 2006 (NAFE06; (Merlin et al. 2008b)); Australian Airborne Cal/Val Experiments for SMOS (AACES-1, -2; (Peischl et al. 2012)) and Soil Moisture Active Passive Experiments (SMAPex-1, -2, -3; (Panciera et al. 2014)). To assess the ERA-interim precipitation

product, OzNet ground based precipitation measurements using tipping bucket rain gauges are used (Smith et al. 2012). These data are available on the World Wide Web at <http://www.oznet.org.au/>. Seven sites presenting the best data quality and continuity have been selected for this study (Yanco 1, 2, 8, 9, 10, 12 and 13). Table 1 displays the site characteristics, and their locations are shown in Fig. 1. These sites are representative of the 3 main land uses of the region (Fig. 1): irrigated crops (Yanco 9), rain-fed crops (Yanco 1 and 11; typically wheat and fallow), and grazing (Yanco 2, 8, 10, 13; typically perennial grass type vegetation).

b. Tensift-Haouz basin (Morocco)

The Tensift-Haouz basin covers about 24,000 km² (30.75°N 32.40°N and 7.05°E to 9.9°W) around the city of Marrakech, in central Morocco (Fig. 2). The climate is semi-arid, typically Mediterranean, with an average annual precipitation of about 250 mm (Chehbouni et al. 2008) concentrated between November and April over the Haouz plain, where the study site is located. Evaporative demand is about 1,600 mm per year.

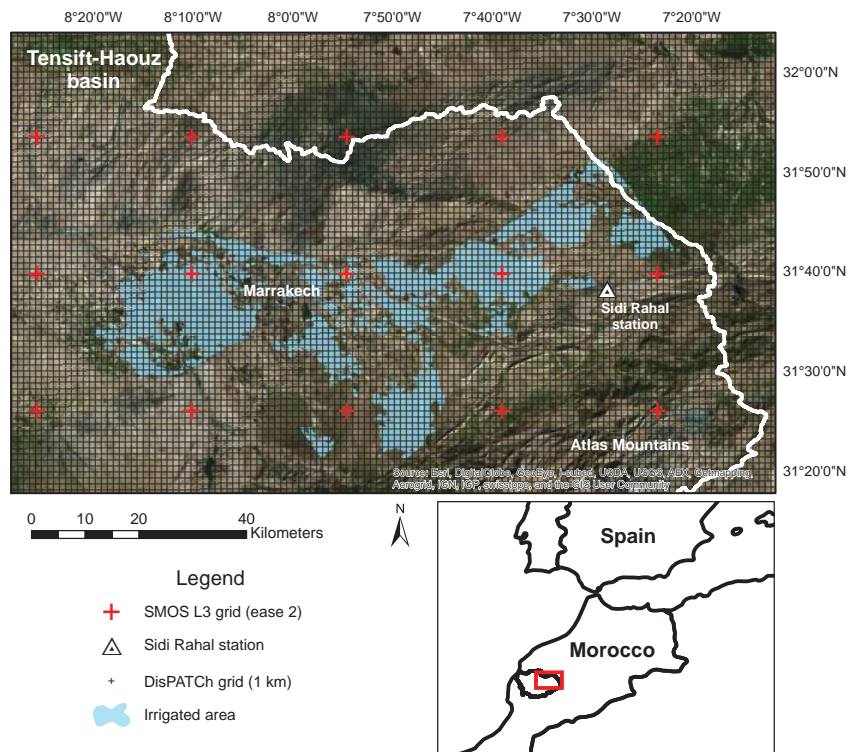


FIG. 2. The Tensift Haouz basin located in central Morocco showing the SMOS L3 grid corner (red cross), DisPATCh grid (black cross), Sidi Rahal station, and the irrigated area.

In the Tensift-Haouz basin, the Sidi Rahal monitoring station was installed on a rain-fed wheat field (Fig. 2) in December 2013 in the framework of the Joint International Laboratory TREMA (a French acronym for Remote Sensing and Water Resources in the Semi-arid Mediterranean; <http://trema.ucam.ac.ma>; Jarlan et al. (2015)). It is equipped with micro-meteorological instruments to estimate latent and sensible heat fluxes at the soil-vegetation-atmosphere interface and probes for the measurements of soil water content at different depths. The automatic meteorological station installed in the vicinity was equipped with sensors for the measurement of rainfall, global radiation, temperature, relative humidity, and wind speed at a half-hourly time step. The soil texture is predominantly loams. Information about the monitoring stations is provided in Table 1 and Fig. 2.

3. Materials and method

a. Globally available data

1) DISPATCH SOIL MOISTURE DATA

DisPATCH provides 1 km resolution SSM data from 40 km SMOS SSM and 1 km MODIS LST (Land Sur-

face Temperature), MODIS NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and GTOPO30 DEM (Digital elevation model) data. MODIS-derived soil temperature is used to estimate Soil Evaporative Efficiency (SEE), which is known to be relatively constant during the day on clear sky conditions (Merlin et al. 2012). MODIS-derived 1 km resolution SEE is finally used as a proxy for SSM variability within the low-resolution pixel using a first-order series expansion around the SMOS observation. The disaggregated SSM products are expressed in $m^3 m^{-3}$. The current version of the DisPATCH methodology is fully described in Moleró et al. (2016).

The DisPATCH product is derived from the average of an output ensemble for each SMOS overpass time. This output ensemble is obtained by applying DisPATCH to 1) four SMOS re-sampling grids by taking advantage of the Level 3 SMOS data oversampling, 2) three MODIS overpass dates by taking into account the MODIS data collected within plus or minus one day around the SMOS overpass, and 3) two daily MODIS observations aboard Terra and Aqua. The number of elements used to compute this average (a maximum of 24 elements per SMOS overpass) is called the DisPATCH count. Note that the DisPATCH

TABLE 1. Main characteristics of validation sites.

Country	Station	Longitude WGS84 (°)	Latitude WGS84 (°)	Elevation (m)	Land use	SM 0-5 cm (% of obs)	Precipitation (mm)	Irrigation
Morocco	Sidi Rahal	-7.3535	31.7035	767	Dryland crop/grazing	91.5	398	
Australia	Yanco 1	145.8490	-34.6288	120	Dryland crop/grazing	67.7	294	X
	Yanco 2	146.1103	-34.6547	130	Grazing	100.0	323	
	Yanco 8	146.4140	-34.8470	149	Grazing	98.6	374	
	Yanco 9	146.0163	-34.9678	122	Crop	100.0	329	
	Yanco 10	146.3099	-35.0054	119	Grazing	95.3	368	
	Yanco 12	146.1689	-35.0696	120	Crop/grazing	79.2	345	
	Yanco 13	146.3065	-35.0903	121	Gazing	66.0	368	

count is often smaller than 24 due to gaps in MODIS data associated with cloud cover and/or limited overlap with the SMOS swath. The error of the DisPATCh product is taken as the standard deviation from the output ensemble computing. This error accounts for the downscaling and retrieval errors.

DisPATCh product have been validated mostly in semi-arid conditions where SEE is well constrained by the SSM: the Murrumbidgee catchment in Australia (Bandara et al. 2015; Malbêteau et al. 2016; Molero et al. 2016), the Little Washita watershed in Oklahoma, Walnut Gulch in Arizona over USA (Molero et al. 2016), the Tensift-Haouz basin in central Morocco (Merlin et al. 2015) and the Lleida area in Spain (Escorihuela and Quintana-Segu 2015; Merlin et al. 2013).

2) VEGETATION INDEX

The vegetation cover (fv) is derived from the 1 km resolution MODIS NDVI data. The NDVI dataset is extracted from the version-5 MODIS/ Terra vegetation indices 16-day Level-3 global 1-km grid product (MOD13A2). Fractional fv is computed using the linear relationship between NDVI of the fully-covering vegetation and NDVI of the bare soil proposed by Gutman and Ignatov (1998).

3) METEOROLOGICAL DATASET

The ECMWFs (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) Interim re-analysis product (ERA-interim; Dee et al. (2011)) is used for meteorological (relative humidity, air temperature, wind speed, pressure, shortwave and longwave radiations and precipitation) forcing. ERA-Interim is produced at the highest resolution of about 0.125° with a 3-hourly time step and covers the period from January 1979 to present, with product updates at approximately 1 month behind real-time. The ERA-Interim atmospheric re-analysis is built upon a consistent assimilation of an extensive set of observations distributed worldwide from satellite remote sensing, *in situ* measurements, and radio-sounding. ERA-Interim data sets are free of charge and available via: www.ecmwf.int/en/research/climate-reanalysis/era-interim. The environmental parameters simulated by ERA-Interim have been widely validated by *in situ* and

remote sensing observations at different spatio-temporal scales (Balsamo et al. 2015; Bao and Zhang 2013; Boisvert et al. 2015; Mooney et al. 2011; Su et al. 2013; Szczypta et al. 2011; Wang and Zeng 2012). Several studies (Belo-Pereira et al. 2011; Pfeifroth et al. 2013; Szczypta et al. 2011; Zhang et al. 2013) have reported an overestimation of ECMWF precipitation data, but Balsamo et al. (2010) have shown that the original ERA-Interim products have reasonable skill for land applications at time scales from daily to annual over the conterminous US. The total annual amount and daily distribution of ECMWF precipitation is compared to meteorological stations in this study for the two test sites.

4) GLOBAL SOIL TEXTURE

The relative amounts of bound and free water are influenced by the soil texture (sand, clay and silt fractions) and bulk density. The map used for this study is a 0.01° resolution combination of the soil maps (Kim 2013) from 1) FAO (Food and Agriculture Organization) and 2) HWSD (Harmonized World Soil Database), and the regional datasets 1) STATSGO (State Soil GeographicUS), 2) NSDC (National Soil Database Canada), and 3) ASRIS (Australian Soil Resources Information System). Note that this soil texture map is used by both SMOS (Kerr et al. 2012) and SMAP (Entekhabi et al. 2010) level 2 SSM retrieval algorithms.

b. Land surface model (LSM)

In an effort to reduce as much as possible the number of model parameters, while attempting to preserve the representation of the physics which controls the SSM dynamics, the LSM used in this study is based on the force-restore method developed by Deardorff (1977). This scheme is used in many LSMs including ISBA (Interactions between Soil Biosphere Atmosphere; Noilhan and Planton (1989)). The force-restore method appears to be a good tradeoff between realism (physics) and complexity (number of parameters) for calibration over large areas. In this semi-physical model, the dynamics of soil moisture is described within two layers: the SSM (noted Θ_1) and the root zone soil moisture (noted Θ_2). In this study, only the

SSM dynamics is simulated and the root-zone soil moisture is taken as a buffer variable to minimize biases between DisPATCh SSM and the force-restore predictions. The equations for SSM is as follows:

$$\frac{\partial \Theta_1}{\partial t} = \frac{C_1}{\rho_w d_1} (P - E_g) - \frac{C_2}{\tau} (\Theta_1 - \Theta_{eq}) \quad (1)$$

with Θ_{eq} the equilibrium soil moisture, P the precipitation reaching the soil surface, E_g the evaporation at the soil surface, ρ_w the density of liquid water and d_1 an arbitrary normalization depth of 10 cm. C_1 and C_2 are empirical parameters named force and restore coefficients, respectively representing the process of mass exchange between the soil and the atmosphere, and the surface and the root-zone layer, respectively. The force and restore coefficients C_1 and C_2 are dimensionless and highly dependent upon both the soil moisture content and the soil texture. They were calibrated against a multi-layer soil moisture model (Noilhan and Mahfouf 1996) such that

$$C_1 = C_{1sat} \left(\frac{\Theta_{sat}}{\Theta_1} \right)^{\left(\frac{b}{2} + 1\right)} \quad (2)$$

$$C_2 = C_{2ref} \left(\frac{\Theta_2}{\Theta_{sat} - \Theta_2 + \Theta_l} \right) \quad (3)$$

with Θ_{sat} being the saturated soil moisture for a given texture, b the slope of the retention curve, C_{1sat} and C_{1ref} parameters and Θ_l a small numerical value to 0.001. E_g in equation 1 is expressed as in Allen (2000) and Allen et al. (2005) by

$$E_g = ET_0 \times K_e \quad (4)$$

with ET_0 being the reference evapotranspiration estimated according to the FAO Penman-Monteith equation (Allen et al. 1998) and K_e the soil evaporation coefficient computed from:

$$K_e = (1 - f_v) K_r \quad (5)$$

with K_r the soil evaporation reduction coefficient derived from the SSM. Soil evaporation from the exposed soil is assumed to take place in two stages: an energy limiting stage and a falling rate stage. After rain, evaporation is only determined by the energy available for evaporation, thus K_r is set to 1; then when the soil surface dries out, K_r decreases linearly and evaporation is reduced. K_r is equal to zero when no significant water is left for evaporation, being when SSM is smaller than $\frac{1}{2} \Theta_{wp}$ (where Θ_{wp} is the soil moisture at wilting point) as reported by Allen et al. (1998).

c. Assimilation scheme: A combined 2D variational and sequential approach

The purpose of assimilating DisPATCh data into a LSM is to combine the downscaled snapshots of DisPATCh SSM with the continuous LSM predictions, in order to obtain the best estimate of the SSM at 1 km every day. The simplified two-dimensional variational (2D VAR) method developed by Balsamo et al. (2004) to analyze the root-zone soil moisture (as a buffer variable) is combined to a simplified Kalman filter approach to update the SSM state.

1) ROOT ZONE SOIL MOISTURE ANALYSIS

The 2D VAR method was initially designed to analyze the root zone soil moisture using 2 m air temperature and humidity observations (Balsamo et al. 2004). It has been adapted by Sabater et al. (2007) to analyze the root zone soil moisture from SSM observations and to the analysis of both above ground biomass and root zone soil moisture by Sabater et al. (2008). The simplified 2D VAR has also been applied to the analysis of above-ground biomass from satellite-derived leaf area index products over West Africa (Jarlan et al. 2008). In the present study, Θ_2 is taken as a buffer variable without any dynamic equation. Stated differently, this variable is left free to adjust the model prediction to DisPATCh SSM through the simplified 2DVAR approach. This first step of the assimilation algorithm is necessary to represent SSM dynamics with consistency to the restore parameter. The analyzed state is given by:

$$\Theta_2^a = \Theta_2^b + K(y - H\Theta_2^b) \quad (6)$$

where the superscripts a and b indicate the analysis and background, respectively; y is the DisPATCh SSM and H is the observation operator that allows the projection of the state vector in the observation space. In the 2D VAR approach, H is computed from a one side finite difference. K is called the gain and is calculated as:

$$K = BH^T (HBH^T + R)^{-1} \quad (7)$$

where B and R are the covariance matrices of the background and SSM observations errors, respectively. B and R are scalar values equal to σ_{Θ_2} (Θ_2 background error) and σ_{obs} (DisPATCh error), respectively. Considering a 1-day assimilation window, H is equal to $\frac{\Delta \Theta_1(t)}{\Delta \Theta_2(t-1)}$.

2) SURFACE SOIL MOISTURE UPDATE

The SSM state is then simply updated at the time of overpass by:

$$\Theta_1^a = \Theta_1^b + K(y - H\Theta_1^b) \quad (8)$$

where Θ_1^a and Θ_1^b are the SSM analyzed and background, respectively. H is equal to 1 and K simplifies to:

$$K = B(B + R)^{-1} \quad (9)$$

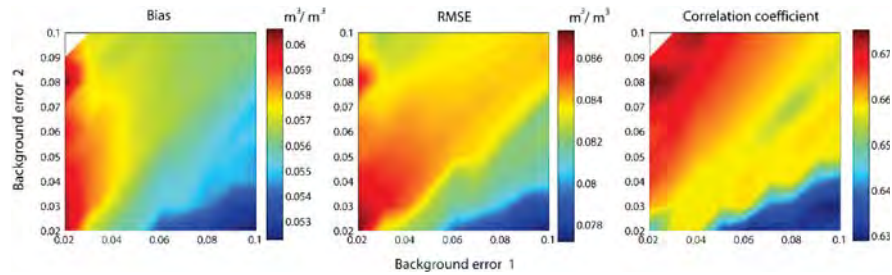


FIG. 3. Sensitivity analysis for background errors.

with B and R now being scalar values equal to σ_{Θ_1} (Θ_1 background error) and σ_{obs} , respectively. This update step is close to that of the Kalman filter, but the propagation of the background error matrix is avoided here for simplicity purpose.

3) IMPLEMENTING AND EVALUATING THE DATA ASSIMILATION ALGORITHM

(i) Background error covariance matrix

The parameter B and R determine the relative weight given to the observations and to the background, respectively, while σ_{obs} corresponds to the observation (DisPATCH) error. An accurate estimation of the background error is likely to be the most difficult task in the error prescription (Bouttier 1994; Reichle et al. 2002). Thus, a sensitivity analysis to background error on SSM and root zone soil moisture is carried out; a set of σ_{Θ_1} and σ_{Θ_2} are compared in order to estimate both background errors since there is no propagation equation of the background error covariance matrix using variational assimilation. In practice, an ensemble of 10 perturbations from 0.02 to 0.1 $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ is built for both background error terms and the global statistics (correlation coefficient r , Root Mean Square Error RMSE, and mean bias) are computed based on the analyzed and *in situ* SSM comparison. Results of the sensitivity study are displayed in Fig. 3. The optimal choices obtained from this sensitivity study are about 0.04 $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ and 0.09 $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ for σ_{Θ_1} and σ_{Θ_2} , respectively. Nevertheless, the range of bias, r and RMSE are low (about 0.009 $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$) for the whole range of potential values. This means that the sensitivity of the performance of the approach to the choice of background error is limited. Interestingly, a Θ_1 background error lower than that of Θ_2 seems also consistent with the objective of the study, since Θ_2 is considered as a buffer variable to minimize biases on Θ_1 . Finally, this quite low value of background error on Θ_1 is also certainly to be attributed to the good quality of ERA-interim data, which are the main forcing of the Θ_1 dynamics. Based on this analysis, the optimal values of background error are chosen for the implementation of

the data assimilation algorithm.

(ii) Statistical metrics

It is important to assess the performance of the method, not only in terms of linear dependency and error, but also in terms of relative variability of the original and updated dataset. Therefore, r , RMSE and the mean bias are used to fully assess the accuracy of SSM. Moreover, a new metric called the Gain of DOWNscaling (GDOWN), introduced by Merlin et al. (2015), is also used. The gain is a measure of the statistical improvement dedicated to disaggregated SM products. The gain can range from -1 to 1, where positive values indicate better correspondence with *in situ* than low resolution products such as SMOS data. One key advantage of GDOWN, with regards to other performance metrics, is to provide an estimate of the overall improvement in soil moisture data with a single value.

4. Results and discussion

The DisPATCH/assimilation approach has been run over the entire year 2014 for both areas (Yanco in Australia and Tensift-Haouz in Morocco). First, ERA-interim precipitation products were assessed and validated using ground measurements. After, the analyzed SSM was evaluated at the time of DisPATCH availability. Finally, the analyzed SSM was assessed for the entire year datasets.

a. ERA-interim Precipitation Assessment

A preliminary comparison between ERA-interim precipitation and the station data shows that ERA-interim presents too frequent low rainfall event (between 0.1 and 3 mm/day). This has already been observed by Ibrahim et al. (2012) and Diaconescu et al. (2015) over another semi-arid region in the West African Sahel. The general overestimation of wet days is given by the fact that precipitation in reanalyses is mainly model generated and therefore, highly related to forecast-model physical parameterizations (surface pressure, temperature and wind). In this study, low precipitation events (< 3 mm) are removed. After this pre-processing, ERA-interim

TABLE 2. Comparison between *in situ* and ERA-interim precipitation: annual bias and correlation coefficient *r* for sliding window of 1, 3, 5 and 10 days; *n* is the number of comparison days.

Country	Station	n	Precipitation <i>in situ</i>	Precipitation ECMWF	bias (mm)	r	r 3days	r 5days	r 10days
Morocco	Sidi Rahal	334	393	265.3	127.7	0.93	0.94	0.95	0.96
Australia	Yanco 1	245	294.6	258.7	35.9	0.44	0.6	0.62	0.63
	Yanco 2	365	358.6	323.3	35.3	0.48	0.59	0.6	0.59
	Yanco 8	No data	No data	350.8	No data	No data	No data	No data	No data
	Yanco 9	365	299.2	329.2	-30	0.5	0.64	0.67	0.66
	Yanco 10	342	187.6	327.3	-139.7	0.18	0.51	0.62	0.69
	Yanco 12	256	260.2	242.9	17.3	0.66	0.76	0.79	0.8
	Yanco 13	249	249.4	282.9	-33.5	0.59	0.69	0.72	0.74
Average			274.9	302.2	-27.2	0.48	0.63	0.67	0.69

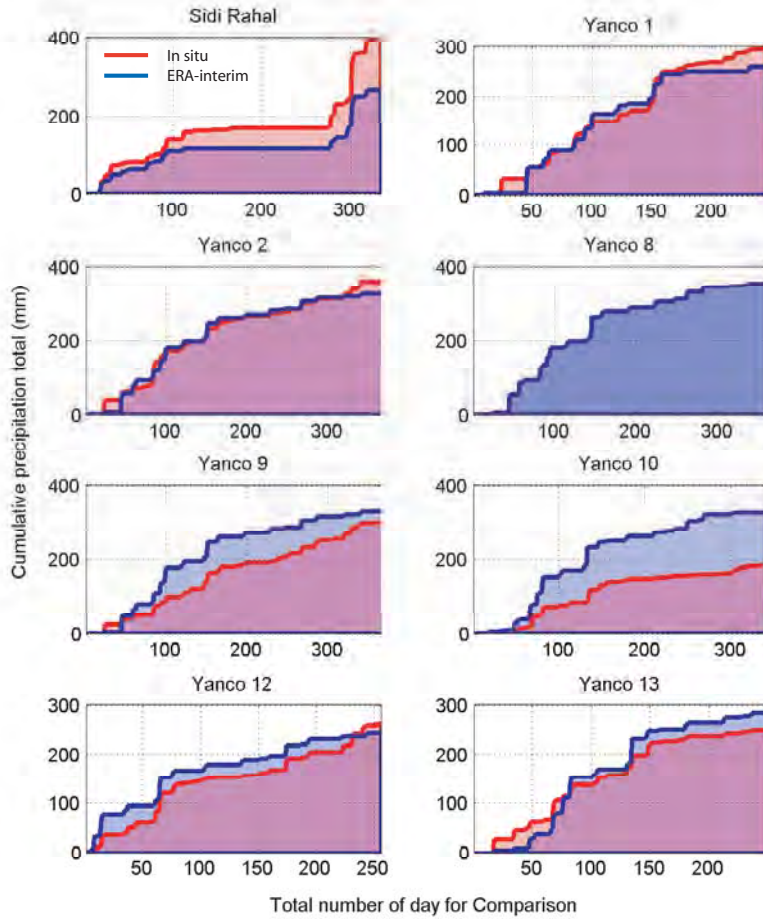


FIG. 4. Cumulative daily precipitation (mm) for all sites. The blue lines are the ERA-interim precipitation at 0.125° spatial resolution distributed by the ECMWF and the red lines are the *in situ* precipitation. Note that *in situ* data are not available for Yanco 8.

precipitation were in better agreement with local station data (not shown). The daily ERA-interim precipitations were compared to the *in situ* data using 24-h accumulation from the raw 30 minutes observations. Fig. 4 and Table 2 reported the annual amounts and differences between the two precipitation data sets for each site. With an average bias of 27 mm/year and a correlation coefficient (r) of 0.48, ERA-interim annual amounts matched quite well the *in situ* observations considering the large resolution of ERA-interim data and the high spatial variability of precipitation in semi-arid regions. Apart from sites Yanco 10 and Sidi Rahal, biases remained below 40 mm/year. Fig. 4 and Table 2 showed also that timing was well reproduced at ± 1 day, based on the correlation coefficient value when using a 3 days sliding windows. For instance, daily ERA-interim precipitations at the Sidi Rahal site were really well correlated (r of 0.93) with the ground measurements. Regarding Yanco 10 site, the daily r was low; however it increased greatly using the 3 days sliding windows (from 0.18 to 0.51). These results were similar to results found in Balsamo et al. (2010). In particular, none of the big storms events recorded by the local stations were missed by ERA-interim. Both timing and event amount were particularly well reproduced on Yanco 1 and 2. Two anomalies were noted at the Sidi Rahal site: the ERA-interim precipitation was underestimated compared with *in situ* observations, whereas the ERA-interim precipitation was overestimated at Yanco 10 station. For both sites, all events were well detected but the amounts of water were under and overestimated for Sidi Rahal and Yanco 10 sites, respectively. On average, ERA-interim precipitation data compared quite well with *in situ* stations apart from moderated biases. The ERA-interim data set will thus be used in the data assimilation algorithm in order to evaluate the performance of the approach when precipitation data are inaccurate, which is a very likely situation when no meteorological station is available.

b. Assimilation Results

Herein, the performance of the approach was assessed by comparing SMOS, DisPATCh, open loop and analyzed SSM with *in situ* measurements at the time of DisPATCh availability, in order to check if the analyzed SSM shows an improvement with regards to disaggregated SSM. All statistics were estimated on a yearly basis to evaluate the capability of a dynamical model to interpolate and, potentially, to improve DisPATCh SSM data. Table 3 showed the yearly statistics for each monitoring station and the number of comparison days. In this section, the number of days used was strongly dependent on the number of SMOS overpasses and cloud coverage. When comparing the statistics obtained over both areas, it was observed that the disaggregation and the assimilation

scheme reduced bias by approximately $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, while r was systematically higher after data assimilation. The mean r over the Yanco area rose from 0.62 to 0.77 after disaggregation and up to 0.80 after application of the assimilation scheme. Regarding Yanco 2, r improved from 0.69 to 0.79; bias reduced from 0.03 to $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ and RMSE decreased from 0.08 to $0.06 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. Similar results were observed for Sidi Rahal as r increased from 0.82 to 0.87 after assimilation while bias was closer to 0, and RMSE decreased slightly from 0.05 to $0.04 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. Differences can be appreciated more easily through qualitative inspection of scatter plots. Sidi Rahal (Fig. 5b), Yanco 9 (Fig. 6b) and Yanco 10 (Fig. 7b) were presented to illustrate the Table 3 results. In these three plots, the analyzed distribution appeared closer and more symmetric around the 1:1 line than for both DisPATCh and open loop.

TABLE 4. GDOWN results.

Country	Site	DisPATCh	Analyzed
Morocco	Sidi Rahal	0.232	0.330
Australia	Yanco 1	0.119	0.112
	Yanco 2	0.352	0.530
	Yanco 8	0.571	0.314
	Yanco 9	0.014	0.067
	Yanco 10	0.108	0.235
	Yanco 12	-0.111	-0.066
	Yanco 13	0.282	0.220
average		0.196	0.218

Overall, the downscaling/assimilation scheme was precise with a significant increase of the r for all stations. As illustrated in Table 4, GDOWN was approximately equal for both the disaggregated and the analyzed data. Moreover the only site with negative values (meaning that SMOS shows better results) was Yanco 12, because DisPATCh and the analyzed SSM had a larger mean bias than SMOS (Table 3). However, r was slightly improved after assimilation, which means that the SSM dynamics were better represented. Yanco 2 was the site with the best enhanced GDOWN with values going from 0.35 to 0.53 before and after assimilation, respectively. This was mainly due to a large improvement of r (from 0.47 to 0.79) and of the bias (from $-0.03 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ to $-0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). The assimilation scheme was also compared to the open loop estimates using the same statistics (Table 3). The assimilation clearly outperformed the open-loop prediction at the time of DisPATCh availability. As a summary, this new approach improved the r values and also reduced the RMSE with regards to either the satellite observations or the model open loop, indicating that the assimilation has the capability to improve the

TABLE 3. Temporal statistics of all stations between SMOS L3, DisPATCh, open loop and analyzed SSM with respect to *in situ* measurement; r is the correlation coefficient, RMSE is the root mean square error and n is the number of comparison days.

Country	Stations	n	r				bias ($m^3 m^{-3}$)				RMSE ($m^3 m^{-3}$)			
			SMOS	DisPATCh	OL	Analysed	SMOS	DisPATCh	OL	Analysed	SMOS	DisPATCh	OL	Analysed
Morocco	Sidi Rahal	104	0.64	0.82	0.74	0.87	-0.01	-0.01	0.01	-0.01	0.06	0.05	0.06	0.04
Australia	Yanco 1	104	0.69	0.76	0.63	0.80	0.06	0.02	0.08	0.04	0.08	0.06	0.09	0.06
	Yanco 2	111	0.47	0.69	0.65	0.79	-0.03	-0.03	0.03	-0.01	0.08	0.08	0.07	0.06
	Yanco 8	100	0.62	0.84	0.46	0.85	0.06	0.02	0.04	0.02	0.08	0.04	0.07	0.04
	Yanco 9	122	0.66	0.82	0.50	0.84	-0.02	0.01	-0.01	0.01	0.07	0.06	0.06	0.05
	Yanco 10	114	0.68	0.84	0.69	0.88	0.04	0.02	0.04	0.03	0.08	0.05	0.06	0.04
	Yanco 12	79	0.65	0.66	0.62	0.70	-0.04	-0.08	-0.04	-0.06	0.07	0.10	0.07	0.08
	Yanco 13	69	0.52	0.74	0.52	0.78	0.04	0.01	0.02	0.02	0.09	0.05	0.06	0.04
average			0.62	0.77	0.60	0.81	0.04	0.02	0.04	0.02	0.08	0.06	0.07	0.05

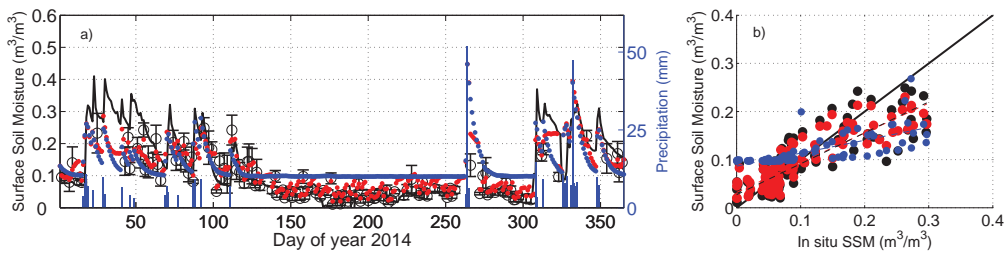


FIG. 5. (a) Time series evaluation of the DisPATCh (black circle) with the errors bars representing standard deviation of DisPATCh, open loop (blue dots), and analyzed (red dots) SSM against *in situ* (black line) measurements and cumulative daily precipitation (blue bars) for Sidi Rahal station. (b) Scatterplot of DisPATCh (black dots), open loop (blue dots), analyzed (red dots) SSM versus *in situ* measurements.

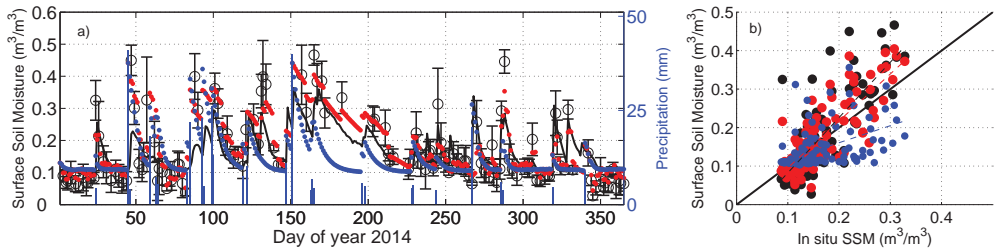


FIG. 6. (a) Time series evaluation of the DisPATCh (black circle) with the errors bars representing standard deviation of DisPATCh, open loop (blue dots), and analyzed (red dots) SSM against the *in situ* (black line) measurements and cumulative daily precipitation (blue bars) for Yanco 9 stations. (b) Scatterplots of DisPATCh (black dots), open loop (blue dots), analyzed (red dots) SSM versus *in situ* measurements.

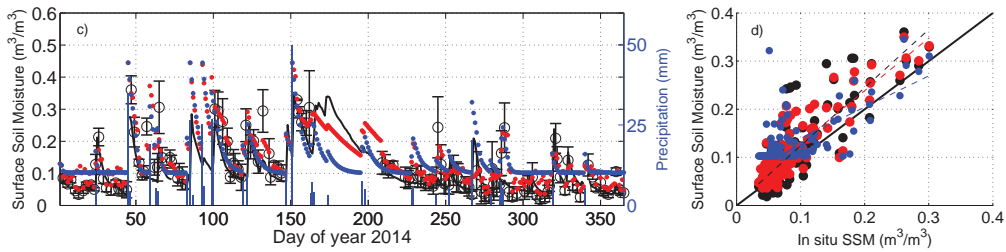


FIG. 7. (a) Time series evaluation of the DisPATCh (black circle) with the errors bars representing standard deviation of DisPATCh, open loop (blue dots), and analyzed (red dots) SSM against the *in situ* (black line) measurements and cumulative daily precipitation (blue bars) for Yanco 10 stations. (b) Scatterplots of DisPATCh (black dots), open loop (blue dots), analyzed (red dots) SSM versus *in situ* measurements.

SSM estimates over the model results or DisPATCH alone.

c. Soil moisture analysis

In order to assess the potential of using the force-restore model and the assimilation scheme for infilling disaggregated SSM, a conventional validation strategy was adopted, by comparing the analyzed with *in situ* SSM datasets for the full time series. This strategy was useful to characterize the overall quality of the analyzed SSM over both areas. The open loop estimate of SSM estimates determined from the force restore-model forced by ERA-interim were also computed for comparison purposes. Table 5 displayed temporal statistics for open loop and analyzed SSM estimates for all *in situ* stations. Overall results showed that r was about 0.7, while mean bias was equal to $0.03 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ and RMSE was $0.07 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ for the analyzed SSM estimates. The r values were found to be systematically higher after assimilation, whereas bias and RMSE were equivalent for both data sets. Regarding Sidi Rahal station (Fig. 5 and Table 5), r after data assimilation was about 0.83, while bias was close to $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ and the RMSE was around $0.06 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. The time series exhibited the dominant seasonal cycle very well and showed a similar dynamical response to precipitation events. Fig. 6 and 7 illustrate time series for two sites in the Yanco area. Regarding Yanco 10 (Fig. 7a), data assimilation enhanced r from 0.47 to 0.70, whereas the bias was larger by approximately $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. The open loop SSM estimates showed a threshold for dry conditions at around $0.1 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. This was due to Θ_2 forced to $0.1 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ by lack of information. The analyzed SSM was not constrained any more by this artificial threshold. This demonstrated the importance of the analysis of Θ_2 for a correct estimate of Θ_1 . Interestingly, the best improvement was observed for the irrigated site Yanco 9 (Fig. 6a) where precipitation was supplemented by irrigation inputs that were not taken into account in the model run. Consequently, the assimilation of DisPATCH data improved r (from 0.42 to 0.74), while bias and RMSE were similar compared to open loop results. The time series in Fig. 6a showed water input events at day 140 and day 325 (for example) that were certainly due to irrigation. Thus this approach could be used to detect and retrieve irrigation information that is very difficult to obtain over large areas on a daily basis. This information is requested by managers to monitor and control irrigation, especially for the monitoring of groundwater (Le Page et al. 2012).

The coupled scheme has the advantage of combining the spatial (but static) information provided by DisPATCH data with the temporal (but mono-dimensional) information provided by the force-restore scheme, in order to get SSM estimates every day at 1 km (Merlin et al.

2006). Fig. 8 and Fig. 9 show the temporal average of SSM during one year over the Yanco area and the Tensift-Haouz basin, respectively. The irrigated areas are indicated for comparison purposes. Regarding the Australian case study, the Murrumbidgee river banks and irrigated areas appeared wetter than the dry grassland. The wet area located in the south of the study area is the floodplain of the Yanco Creek System which is a tributary of the Murrumbidgee River downstream of Narrandera, flowing south-west. Over the Tensift-Haouz basin, the wetter pixels were mainly located in the irrigated areas. Nevertheless, it is important to keep in mind that the irrigated areas indicated may be inaccurate since many boreholes have been dug since the beginning of the 2000s, and they are neither registered nor monitored. A wet zone was also shown in the south east of the study area. This region corresponds to the Atlas Mountain and its piedmont. A large amount of water in the piedmont is provided by the water from Atlas snowmelt (Boudhar et al. 2009). However, it is necessary to note that DisPATCH data may be unreliable in mountainous areas as the illumination effect on LST can be significant in steep-sided valleys (Malbêteau et al. 2017), and no correction for such effects has been included in DisPATCH yet (Molero et al. 2016).

As a summary, the proposed downscaling/assimilation scheme showed systematically higher r values with regards to the open loop and with regards to DisPATCH alone, indicating that the dynamic of the SSM at a daily time scale has been improved. The maps of yearly average SSM were consistent with the main hydrological characteristics of both catchment (rivers, wetlands and irrigated areas). This opens perspectives for the retrieval of irrigation water inputs.

5. Summary and Conclusion

The DisPATCH algorithm has been developed to improve the spatial resolution of readily available passive microwave-derived SSM data that is too coarse for many hydrological and agricultural applications. However, the temporal resolution of DisPATCH data based on SMOS and MODIS data is limited by the data gaps in MODIS images due to cloud cover, and by the temporal resolution of SMOS. This paper evaluated the potential of assimilating DisPATCH data into the force-restore soil moisture model, forced by the ERA-interim precipitation data in order to obtain daily SSM at 1 km resolution. A variational scheme is used for root-zone soil moisture analysis taken as a buffer variable, together with a sequential approach for the update of SSM. The approach was tested during a one year period (2014) over two semi arid regions: 1) the Yanco zone in Australia and 2) the Tensift-Haouz basin in Morocco.

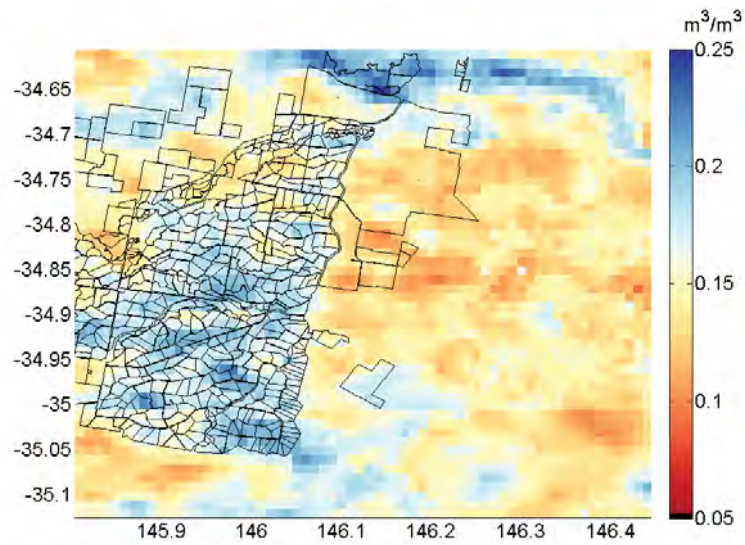


FIG. 8. Image of yearly (2014) average of analyzed SSM over Yanco area. Black lines represent the irrigated fields.

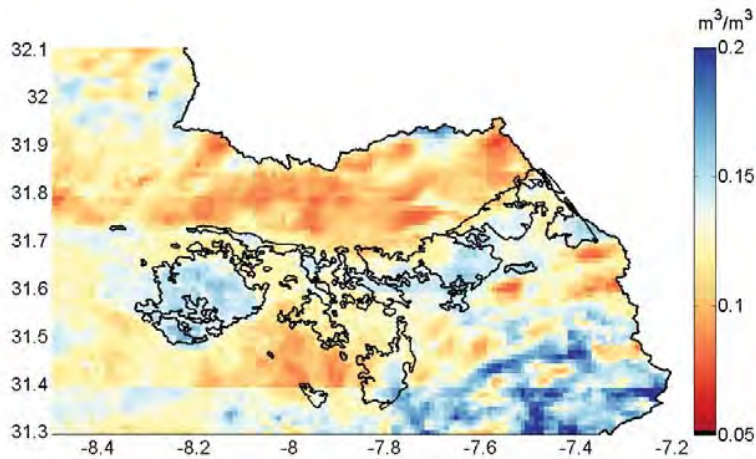


FIG. 9. Image of yearly (2014) average of analyzed SSM over Tensift Haouz region. Black lines represent the irrigated fields.

The performance of the data assimilation was first evaluated at the time of DisPATCH availability in order to check if the analyzed SSM showed an improvement with regards to the original products. Results showed that the analyzed SSM series were closer to the *in situ* measurement than DisPATCH (1 km resolution), model open loop (12.5 km resolution) and L3 SMOS SSM estimates (25 km resolution). The temporal statistics, when DisPATCH

data were available, indicate an increase of the r from 0.61 to 0.77 for downscaled data and up to 0.81 after assimilation. The bias was also reduced to $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ after downscaling, and RMSE decreased from 0.08 to $0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ after assimilation of DisPATCH. The second step consists in evaluating the analyzed SSM for the full time-series in order to assess the potential of interpolating SSM when the DisPATCH data is not available. The assimi-

TABLE 5. Temporal statistics of open loop and analyzed SSM at all stations with respect to *in situ* measurement; r is the correlation coefficient, RMSE is the root mean square error and n is the number of comparison days.

Country	Station	n	r		bias ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)		RMSE ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)	
			OL	Analysed	OL	Analysed	OL	Analysed
Morocco	Sidi Rahal	334	0.73	0.83	0.00	0.01	0.07	0.06
Australia	Yanco 1	247	0.60	0.64	0.08	0.05	0.10	0.08
	Yanco 2	365	0.66	0.71	0.03	0.03	0.07	0.09
	Yanco 8	360	0.40	0.66	0.03	0.04	0.08	0.07
	Yanco 9	365	0.42	0.74	0.02	0.02	0.07	0.07
	Yanco 10	348	0.47	0.70	0.03	0.04	0.08	0.07
	Yanco 12	289	0.56	0.70	0.05	0.05	0.10	0.08
	Yanco 13	241	0.35	0.61	0.02	0.04	0.08	0.08
average			0.53	0.70	0.03	0.03	0.08	0.07

lation of DisPATCH data into the simple LSM improved quasi systematically the dynamic of the SSM with respect to the open-loop, as evidenced by enhanced r (from 0.53 to 0.70) and RMSE (from 0.08 to 0.07 $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$). These results show that the disaggregated SSM is able to improve the representation of the surface processes occurring at both fine and coarse scales, even when coarse scale and inaccurate meteorological data including rainfall are used. These results corroborate the study of (Merlin et al. 2006), based on synthetic data showing that assimilation of a SSM downscaled product can compensate error on precipitation input data for the monitoring of SSM. Another interesting result is that the maps of yearly average SSM are consistent with the main hydrological characteristics of both catchment (rivers, wetlands and irrigated areas).

This study opens perspectives for developing new remote sensing-based methods in order to retrieve irrigation water inputs at 1 km resolution, or to improve precipitation estimates. In particular, several studies have been undertaken to estimate and/or improve precipitation estimates based on remotely sensed coarse-scale SSM (Brocca et al. 2013, 2014; Pellarin et al. 2008, 2013). A continuous SSM data in space and time could allow the disaggregation of coarse-scale precipitation data from re-analysis data sets at 1 km resolution for hydrological and agronomical applications. Likewise, 1 km daily irrigation input data set could help improve knowledge on how water is used for irrigation purposes.

Acknowledgments. This study was supported by the MIXMOD-E project (ANR-13-JS06-0003-01), funded by the French agency ANR (Agence Nationale de la Recherche), and as well the REC project (RISE-2014-645642- REC), funded by the European H2020 program. Initial setup and maintenance of the Murrumbidgee monitoring network used in this study was funded by the Australian Research Council (DP0343778, DP0557543, DP0879212, DP0984586, DP140100572) and by the CRC

for Catchment Hydrology. Sidi Rahal station was funded by the MISTRAL METASIM/SICMED project and it is managed in the framework of the Joint International Laboratory TREMA <http://trema.ucam.ac.ma>.

References

- Albergel, C., and Coauthors, 2008: From near-surface to root-zone soil moisture using an exponential filter: an assessment of the method based on in-situ observations and model simulations. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, **5** (3), 1603–1640, doi:10.5194/hessd-5-1603-2008.
- Allen, R., 2000: Using the FAO-56 dual crop coefficient method over an irrigated region as part of an evapotranspiration intercomparison study. *Journal of Hydrology*, **229** (1-2), 27–41, doi:10.1016/S0022-1694(99)00194-8.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, 1998: Crop evapotranspiration- guidelines for computing crop water requirements. *FAO Irrigation and Drainage Paper*, **56**, 1–15.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, M. Smith, D. Raes, and J. L. Wright, 2005: FAO-56 Dual Crop Coefficient Method for Estimating Evaporation from Soil and Application Extensions. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, **131** (1), 2–13, doi:10.1061/(ASCE)0733-9437(2005)131:1(2).
- Balsamo, G., S. Boussetta, P. Lopez, and L. Ferranti, 2010: Evaluation of ERA-Interim and ERA-Interim-GPCP-rescaled precipitation over the U.S.A. Shinfield Park, Reading, 25 pp.
- Balsamo, G., F. Bouyssel, and J. Noilhan, 2004: A simplified bi-dimensional variational analysis of soil moisture from screen-level observations in a mesoscale numerical weather-prediction model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **130**, 895–915, doi:10.1256/qj.02.215.
- Balsamo, G., and Coauthors, 2015: ERA-Interim/Land: a global land surface reanalysis data set. *Hydrology and Earth System Sciences*, **19** (1), 389–407, doi:10.5194/hess-19-389-2015.
- Bandara, R., J. P. Walker, C. Rüdiger, and O. Merlin, 2015: Towards soil property retrieval from space: An application with disaggregated satellite observations. *Journal of Hydrology*, **522**, 582–593, doi:10.1016/j.jhydrol.2015.01.018.

- Bao, X., and F. Zhang, 2013: Evaluation of NCEP-CFSR, NCEP-NCAR, ERA-Interim, and ERA-40 reanalysis datasets against independent sounding observations over the Tibetan Plateau. *Journal of Climate*, **26** (1), 206–214, doi:10.1175/JCLI-D-12-00056.1.
- Belo-Pereira, M., E. Dutra, and P. Viterbo, 2011: Evaluation of global precipitation data sets over the Iberian Peninsula. *Journal of Geophysical Research*, **116** (D20), D20101, doi:10.1029/2010JD015481.
- Boisvert, L. N., D. L. Wu, T. Vihma, and J. Susskind, 2015: Verification of air/surface humidity differences from AIRS and ERA-Interim in support of turbulent flux estimation in the Arctic. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **120** (3), 945–963, doi:10.1002/2014JD021666.
- Boudhar, A., L. Hanich, G. Boulet, B. Duchemin, B. Berjamy, and A. Chehbouni, 2009: Evaluation of the Snowmelt Runoff Model in the Moroccan High Atlas Mountains using two snow-cover estimates. *Hydrological Sciences Journal*, **54** (March 2015), 1094–1113, doi:10.1623/hysj.54.6.1094.
- Bouttier, F., 1994: A Dynamical Estimation of Forecast Error Covariances in an Assimilation System. *Monthly Weather Review*, **122** (10), 2376–2390, doi:10.1175/1520-0493(1994)122<2376:ADEOFE>2.0.CO;2.
- Brocca, L., T. Moramarco, F. Melone, and W. Wagner, 2013: A new method for rainfall estimation through soil moisture observations. *Geophysical Research Letters*, **40** (5), 853–858, doi:10.1002/grl.50173, 1403.6496.
- Brocca, L., and Coauthors, 2014: Soil as a natural rain gauge: Estimating global rainfall from satellite soil moisture data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **119** (9), 5128–5141, doi:10.1002/2014JD021489.
- Calvet, J.-C., J. Noilhan, and P. Bessemoulin, 1998: Retrieving the Root-Zone Soil Moisture from Surface Soil Moisture or Temperature Estimates: A Feasibility Study Based on Field Measurements. *Journal of Applied Meteorology*, **37** (4), 371–386, doi:10.1175/1520-0450(1998)037<0371:RTRZSM>2.0.CO;2.
- Ceballos, A., K. Scipal, W. Wagner, and J. Martínez-Fernández, 2005: Validation of ERS scatterometer-derived soil moisture data in the central part of the Duero Basin, Spain. *Hydrological Processes*, **19** (8), 1549–1566, doi:10.1002/hyp.5585.
- Chehbouni, A., and Coauthors, 2008: An integrated modelling and remote sensing approach for hydrological study in arid and semiarid regions: the SUDMED Programme. *International Journal of Remote Sensing*, **29** (17–18), 5161–5181, doi:10.1080/01431160802036417.
- Crow, W. T., and E. F. Wood, 2003: The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imagery into a land surface model using Ensemble Kalman filtering: A case study based on ESTAR measurements during SGP97. *Advances in Water Resources*, **26** (2), 137–149, doi:10.1016/S0309-1708(02)00088-X.
- Das, N. N., D. Entekhabi, E. G. Njoku, J. J. C. Shi, J. T. Johnson, and A. Colliander, 2014: Tests of the SMAP Combined Radar and Radiometer Algorithm Using Airborne Field Campaign Observations and Simulated Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **52** (4), 2018–2028, doi:10.1109/TGRS.2013.2257605.
- Deardorff, J. W., 1977: A Parameterization of Ground-Surface Moisture Content for Use in Atmospheric Prediction Models. *Journal of Applied Meteorology*, **16** (11), 1182–1185, doi:10.1175/1520-0450(1977)016<1182:APOGSM>2.0.CO;2.
- Dee, D. P., and Coauthors, 2011: The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **137** (656), 553–597, doi:10.1002/qj.828.
- Demaria, E. M., B. Nijssen, and T. Wagener, 2007: Monte Carlo sensitivity analysis of land surface parameters using the Variable Infiltration Capacity model. *Journal of Geophysical Research*, **112** (D11), D11113, doi:10.1029/2006JD007534.
- Diaconescu, E. P., P. Gachon, J. Scinocca, and R. Laprise, 2015: Evaluation of daily precipitation statistics and monsoon onset/retreat over western Sahel in multiple data sets. *Climate Dynamics*, **45** (5–6), 1325–1354, doi:10.1007/s00382-014-2383-2.
- Djamai, N., R. Magagi, K. Goïta, O. Merlin, Y. Kerr, and A. Roy, 2016: A combination of DISPATCH downscaling algorithm with CLASS land surface scheme for soil moisture estimation at fine scale during cloudy days. *Remote Sensing of Environment*, **184**, 1–14, doi:10.1016/j.rse.2016.06.010.
- Dumedah, G., A. A. Berg, and M. Wineberg, 2011: An Integrated Framework for a Joint Assimilation of Brightness Temperature and Soil Moisture Using the Nondominated Sorting Genetic Algorithm II. *Journal of Hydrometeorology*, **12** (6), 1596–1609, doi:10.1175/JHM-D-10-05029.1.
- Dumedah, G., and J. P. Walker, 2014: Evaluation of Model Parameter Convergence when Using Data Assimilation for Soil Moisture Estimation. *Journal of Hydrometeorology*, **15** (1), 359–375, doi:10.1175/JHM-D-12-0175.1.
- Dumedah, G., J. P. Walker, and O. Merlin, 2015: Root-zone soil moisture estimation from assimilation of downscaled Soil Moisture and Ocean Salinity data. *Advances in Water Resources*, **84**, 14–22, doi:10.1016/j.advwatres.2015.07.021.
- Entekhabi, D., 1995: Recent advances in land-atmosphere interaction research. *Reviews of Geophysics*, **33** (95), 995, doi:10.1029/95RG01163.
- Entekhabi, D., H. Nakamura, and E. Njoku, 1994: Solving the inverse problem for soil moisture and temperature profiles by sequential assimilation of multifrequency remotely sensed observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **32** (2), 438–448, doi:10.1109/36.295058.
- Entekhabi, D., and Coauthors, 2010: The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission. *Proceedings of the IEEE*, **98** (5), 704–716, doi:10.1109/JPROC.2010.2043918.
- Escorihuela, M. J., and P. Quintana-Seguí, 2015: Comparison of remote sensing and simulated soil moisture datasets in Mediterranean landscapes. *Remote Sensing of Environment*, **180**, 99–114, doi:10.1016/j.rse.2016.02.046.
- Fang, B., V. Lakshmi, R. Bindlish, T. J. Jackson, M. Cosh, and J. Basara, 2013: Passive Microwave Soil Moisture Downscaling Using Vegetation Index and Skin Surface Temperature. *Vadose Zone Journal*, **12** (3), doi:10.2136/vzj2013.05.0089.
- Franks, S. W., K. J. Beven, P. F. Quinn, and I. R. Wright, 1997: On the sensitivity of soil-vegetation-atmosphere transfer (SVAT) schemes: Equifinality and the problem of robust calibration. *Agricultural and Forest Meteorology*, **86** (1–2), 63–75, doi:10.1016/S0168-1923(96)02421-5.
- Gao, X., P. Wu, X. Zhao, J. Wang, and Y. Shi, 2014: Effects of land use on soil moisture variations in a semi-arid catchment: implications

- for land and agricultural water management. *Land Degradation & Development*, **25** (2), 163–172, doi:10.1002/ldr.1156.
- Gutman, G., and A. Ignatov, 1998: The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models. *International Journal of Remote Sensing*, **19** (8), 1533–1543, doi:10.1080/014311698215333.
- Ibrahim, B., J. Polcher, H. Karambiri, and B. Rockel, 2012: Characterization of the rainy season in Burkina Faso and its representation by regional climate models. *Climate Dynamics*, **39** (6), 1287–1302, doi:10.1007/s00382-011-1276-x.
- Jackson, T. J., T. J. Schugge, A. D. Nicks, G. A. Coleman, and E. T. Engman, 1981: Soil moisture updating and microwave remote sensing for hydrological simulation / La remise à jour de l'état d'humidité des sols en vue de la simulation hydrologique. *Hydrological Sciences Bulletin*, **26** (3), 305–319, doi:10.1080/02626668109490889.
- Jarlan, L., G. Balsamo, S. Lafont, A. Beljaars, J. C. Calvet, and E. Mougin, 2008: Analysis of leaf area index in the ECMWF land surface model and impact on latent heat and carbon fluxes : Application to West Africa. **113** (December), 1–22, doi:10.1029/2007JD009370.
- Jarlan, L., and Coauthors, 2015: Remote Sensing of Water Resources in Semi-Arid Mediterranean Areas: the joint international laboratory TREMA. *International Journal of Remote Sensing*, **36** (19–20), 4879–4917, doi:10.1080/01431161.2015.1093198.
- Kerr, Y. H., 2007: Soil moisture from space: Where are we? *Hydrogeology Journal*, **15** (1), 117–120, doi:10.1007/s10040-006-0095-3.
- Kerr, Y. H., and Coauthors, 2012: The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **50** (5), 1384–1403, doi:10.1109/TGRS.2012.2184548.
- Kim, J., and T. S. Hogue, 2012: Improving Spatial Soil Moisture Representation Through Integration of AMSR-E and MODIS Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **50** (2), 446–460, doi:10.1109/TGRS.2011.2161318.
- Kim, S., 2013: Ancillary Data Report Landcover Classification. (042).
- Le Page, M., and Coauthors, 2012: An Integrated DSS for Groundwater Management Based on Remote Sensing. The Case of a Semi-arid Aquifer in Morocco. *Water Resources Management*, **26** (11), 3209–3230, doi:10.1007/s11269-012-0068-3.
- Malbêteau, Y., O. Merlin, S. Gascoin, J. Gastellu, C. Mattar, L. Olivera-Guerra, S. Khabba, and L. Jarlan, 2017: Normalizing land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas: A case study using ASTER data over a steep-sided valley in Morocco. *Remote Sensing of Environment*, **189**, 25–39, doi:10.1016/j.rse.2016.11.010.
- Malbêteau, Y., O. Merlin, B. Molero, C. Rüdiger, and S. Bacon, 2016: DisPATCH as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements: Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **45**, 221–234, doi:10.1016/j.jag.2015.10.002.
- Margulis, S. a., D. B. McLaughlin, D. Entekhabi, and S. Dunne, 2002: Land data assimilation and estimation of soil moisture using measurements from the Southern Great Plains 1997 Field Experiment. *Water Resources Research*, **38** (12), 1–18, doi:10.1029/2001WR001114.
- Merlin, O., A. Chehbouni, G. Boulet, and Y. Kerr, 2006: Assimilation of Disaggregated Microwave Soil Moisture into a Hydrologic Model Using Coarse-Scale Meteorological Data. *Journal of Hydrometeorology*, **7** (6), 1308–1322, doi:10.1175/JHM552.1.
- Merlin, O., A. Chehbouni, J. Walker, R. Panciera, and Y. Kerr, 2008a: A Simple Method to Disaggregate Passive Microwave-Based Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **46** (3), 786–796, doi:10.1109/TGRS.2007.914807.
- Merlin, O., M. J. Escorihuela, M. A. Mayoral, O. Hagolle, A. Al Bitar, and Y. Kerr, 2013: Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: An evaluation study at 3km and 100m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment*, **130**, 25–38, doi:10.1016/j.rse.2012.11.008.
- Merlin, O., Y. Malbêteau, Y. Notfi, S. Bacon, S. Khabba, and L. Jarlan, 2015: Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods: Application to DISPATCH Data in Central Morocco. *Remote Sensing*, **7** (4), 3783–3807, doi:10.3390/rs70403783.
- Merlin, O., C. Rüdiger, A. Al Bitar, P. Richaume, J. P. Walker, and Y. H. Kerr, 2012: Disaggregation of SMOS Soil Moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **50** (5), 1556–1571, doi:10.1109/TGRS.2011.2175000.
- Merlin, O., and Coauthors, 2008b: The NAFE'06 data set: Towards soil moisture retrieval at intermediate resolution. *Advances in Water Resources*, **31** (11), 1444–1455, doi:10.1016/j.advwatres.2008.01.018.
- Mladenova, I., V. Lakshmi, T. J. Jackson, J. P. Walker, O. Merlin, and R. A. de Jeu, 2011: Validation of AMSR-E soil moisture using L-band airborne radiometer data from National Airborne Field Experiment 2006. *Remote Sensing of Environment*, **115** (8), 2096–2103, doi:10.1016/j.rse.2011.04.011.
- Molero, B., and Coauthors, 2016: SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: Processor overview and first validation results. *Remote Sensing of Environment*, **180**, 361–376, doi:10.1016/j.rse.2016.02.045.
- Mooney, P. A., F. J. Mulligan, and R. Fealy, 2011: Comparison of ERA-40, ERA-Interim and NCEP/NCAR reanalysis data with observed surface air temperatures over Ireland. *International Journal of Climatology*, **31** (4), 545–557, doi:10.1002/joc.2098.
- Njoku, E. G., and D. Entekhabi, 1996: Passive microwave remote sensing of soil moisture. *Journal of Hydrology*, **184** (1–2), 101–129, doi:10.1016/0022-1694(95)02970-2.
- Noilhan, J., and J.-F. Mahfouf, 1996: The ISBA land surface parameterisation scheme. *Global and Planetary Change*, **13** (1–4), 145–159, doi:10.1016/0921-8181(95)00043-7.
- Noilhan, J., and S. Planton, 1989: A Simple Parameterization of Land Surface Processes for Meteorological Models. *Monthly Weather Review*, **117** (3), 536–549, doi:10.1175/1520-0493(1989)117<0536:ASPOL>2.0.CO;2.
- Panciera, R., and Coauthors, 2014: The Soil Moisture Active Passive Experiments (SMAPEx): Toward Soil Moisture Retrieval From the SMAP Mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **52** (1), 490–507, doi:10.1109/TGRS.2013.2241774.
- Peischl, S., J. P. Walker, C. Rüdiger, N. Ye, Y. H. Kerr, E. Kim, R. Bandara, and M. Allahmoradi, 2012: The AACES field experiments: SMOS calibration and validation across the Murrumbidgee River catchment. *Hydrology and Earth System Sciences*, **16** (6), 1697–1708, doi:10.5194/hess-16-1697-2012.

- Pellarin, T., A. Ali, F. Chopin, I. Jobard, and J.-C. Bergès, 2008: Using spaceborne surface soil moisture to constrain satellite precipitation estimates over West Africa. *Geophysical Research Letters*, **35** (2), L02813, doi:10.1029/2007GL032243.
- Pellarin, T., J.-C. Calvet, and W. Wagner, 2006: Evaluation of ERS scatterometer soil moisture products over a half-degree region in southwestern France. *Geophysical Research Letters*, **33** (17), L17401, doi:10.1029/2006GL027231.
- Pellarin, T., S. Louvet, C. Gruhier, G. Quantin, and C. Legout, 2013: A simple and effective method for correcting soil moisture and precipitation estimates using AMSR-E measurements. *Remote Sensing of Environment*, **136**, 28–36, doi:10.1016/j.rse.2013.04.011.
- Pfeifroth, U., R. Mueller, and B. Ahrens, 2013: Evaluation of Satellite-Based and Reanalysis Precipitation Data in the Tropical Pacific. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **52** (3), 634–644, doi:10.1175/JAMC-D-12-049.1.
- Piles, M., A. Camps, M. Vall-llossera, I. Corbella, R. Panciera, C. Rüdiger, Y. H. Kerr, and J. Walker, 2011: Downscaling SMOS-Derived Soil Moisture Using MODIS Visible/Infrared Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **49** (9), 3156–3166, doi:10.1109/TGRS.2011.2120615.
- Reichle, R., D. McLaughlin, and D. Entekhabi, 2001: Variational data assimilation of microwave radiobrightness observations for land surface hydrology applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **39** (8), 1708–1718, doi:10.1109/36.942549.
- Reichle, R. H., W. T. Crow, and C. L. Keppenne, 2008: An adaptive ensemble Kalman filter for soil moisture data assimilation. *Water Resources Research*, **44** (3), doi:10.1029/2007WR006357.
- Reichle, R. H., R. D. Koster, P. Liu, S. P. P. Mahanama, E. G. Njoku, and M. Owe, 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). *Journal of Geophysical Research*, **112** (D9), doi:10.1029/2006JD008033.
- Reichle, R. H., D. B. McLaughlin, and D. Entekhabi, 2002: Hydrologic Data Assimilation with the Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, **130** (1), 103–114, doi:10.1175/1520-0493(2002)130<0103:HDAWTE>2.0.CO;2.
- Rodriguez-Iturbe, I., 2000: Ecohydrology: A hydrologic perspective of climate-soil-vegetation dynamics. *Water Resources Research*, **36** (1), 3–9, doi:10.1029/1999WR900210.
- Sabater, J. M., L. Jarlan, J.-C. Calvet, F. Bouyssel, and P. De Rosnay, 2007: From Near-Surface to Root-Zone Soil Moisture Using Different Assimilation Techniques. *Journal of Hydrometeorology*, **8** (2), 194–206, doi:10.1175/JHM571.1.
- Sabater, J. M., C. Rüdiger, J.-c. Calvet, N. Fritz, L. Jarlan, and Y. Kerr, 2008: Joint assimilation of surface soil moisture and LAI observations into a land surface model. *Agricultural and Forest Meteorology*, **148** (8-9), 1362–1373, doi:10.1016/j.agrformet.2008.04.003.
- Sánchez-Ruiz, S., M. Piles, N. Sánchez, J. Martínez-Fernández, M. Vall-llossera, and A. Camps, 2014: Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *Journal of Hydrology*, **516**, 273–283, doi:10.1016/j.jhydrol.2013.12.047.
- Sellers, P. J., Y. Mintz, Y. C. Sud, and A. Dalcher, 1986: A Simple Biosphere Model (SIB) for Use within General Circulation Models. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **43** (6), 505–531, doi:10.1175/1520-0469(1986)043<0505:ASBMFU>2.0.CO;2.
- Smith, a. B., and Coauthors, 2012: The Murrumbidgee soil moisture monitoring network data set. *Water Resources Research*, **48** (7), doi:10.1029/2012WR011976.
- Srivastava, P. K., D. Han, M. R. Ramirez, and T. Islam, 2013: Machine Learning Techniques for Downscaling SMOS Satellite Soil Moisture Using MODIS Land Surface Temperature for Hydrological Application. *Water Resources Management*, **27** (8), 3127–3144, doi:10.1007/s11269-013-0337-9.
- Su, Z., P. de Rosnay, J. Wen, L. Wang, and Y. Zeng, 2013: Evaluation of ECMWF's soil moisture analyses using observations on the Tibetan Plateau. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **118** (11), 5304–5318, doi:10.1002/jgrd.50468.
- Szczypta, C., J. C. Calvet, C. Albergel, G. Balsamo, S. Boussetta, D. Carrer, S. Lafont, and C. Meurey, 2011: Verification of the new ECMWF ERA-Interim reanalysis over France. *Hydrology and Earth System Sciences*, **15** (2), 647–666, doi:10.5194/hess-15-647-2011.
- Wagner, W., G. Lemoine, and H. Rott, 1999: A Method for Estimating Soil Moisture from ERS Scatterometer and Soil Data. *Remote Sensing of Environment*, **70** (2), 191–207, doi:10.1016/S0034-4257(99)00036-X.
- Wang, A., and X. Zeng, 2012: Evaluation of multireanalysis products with in situ observations over the Tibetan Plateau. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, **117** (5), 1–12, doi:10.1029/2011JD016553.
- Zhang, Q., H. Körnich, and K. Holmgren, 2013: How well do reanalyses represent the southern African precipitation? *Climate Dynamics*, **40** (3-4), 951–962, doi:10.1007/s00382-012-1423-z.

4.5 Synthèse et Conclusion

Les données désagrégées DisPATCh ont une résolution temporelle irrégulière et limitée par la présence de trous, associés aux nuages, dans les images MODIS . Pour assurer la continuité temporelle des données d’humidité du sol en surface, nous avons proposé une méthode à base physique pour interpoler les données désagrégées à l’échelle journalière en assimilant les données d’humidité DisPATCh dans un modèle de type ”force-restore” forcé par les données météorologiques disponibles mais incertaines, dont les précipitations. L’approche est originale car elle combine un système variationnel (2D-VAR) pour estimer l’humidité du sol en zone racinaire et une approche séquentielle (filtre de Kalman simplifié) pour analyser l’humidité du sol en surface.

La méthode a été appliquée sur deux bassins semi-arides pendant l’année 2014 : Tensift-Haouz au Maroc et Yanco en Australie. Les résultats montrent que le couplage désagrégation/assimilation de l’humidité du sol dans un modèle dynamique simple est un outil efficace pour estimer la SSM à l’échelle journalière, même si les données météorologiques ne sont pas disponibles à haute résolution spatiale. Les données de DisPATCh permettent d’initialiser l’état hydrique de surface quand elles sont disponibles, et donc de mieux caractériser la capacité d’infiltration en surface. La fusion entre les produits désagrégés et le modèle par assimilation de données permet d’améliorer la corrélation et la RMSE avec les données *in situ* des 8 sites considérés aux dates de disponibilités des produits DisPATCh. Les produits journaliers obtenus sont également en bon accord avec les observations (RMSE de $0.07 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$). La méthode demande néanmoins des développements supplémentaires pour déboucher sur un algorithme pré-opérationnel. Il s’agira donc d’évaluer la pertinence de l’hypothèse de linéarisation pour le calcul de l’opérateur d’observation et de préciser l’estimation des erreurs *a priori* pour lesquelles des valeurs ad hoc (calibrées) ont été utilisées dans cette étude. Nous proposons également de tester d’autres formulations de l’évaporation du sol (Stefan et al., 2015; Merlin et al., 2016). Enfin, cette étude ouvre la voie au développement de nouvelles méthodes basées sur la télédétection pour désagréger les données de précipitations dans les zones non irriguées et pour estimer les dates et quantités d’apport d’eau par irrigation dans les zones irriguées.

Chapitre 5

Vers une extension du domaine d'applicabilité aux régions montagneuses

Sommaire

5.1	Introduction	90
5.2	Méthode de correction des effets topographiques	91
5.2.1	Modélisation de la température de surface (effets d'éclairement et d'altitude)	91
5.2.2	Méthode de correction	92
5.3	Application : La vallée d'Imlil au Maroc	92
5.3.1	Principaux résultats	92
5.3.2	Campagne de mesures de validation : Les thermocrons ibuttons	93
5.4	ARTICLE : <i>Normalizing land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas</i>	97
5.4.1	Résumé de l'article	97
5.4.2	Article	97
5.5	Supplément : Application aux données LANDSAT	113
5.6	Synthèse et Conclusion	115

Référence :

1. **Malbêteau Y.**, O. Merlin, S. Gascoin, J. P. Gastellu, L. Olivera, C. Mattar, S. Khabba, L Jarlan, (2017) Normalizing land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas : a case study using ASTER data over the Imlil valley, Morocco, Remote Sensing of Environment, volume 189, pages. 25-39. [doi:10.1016/j.rse.2016.11.010](https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.010)

5.1 Introduction

La température de surface (LST) joue un rôle important dans les interactions entre la surface et l'atmosphère. Pour rappel, la LST est variable dans l'espace et le temps (Prata et al., 1995), du fait qu'elle intègre les forçages météorologiques, la couverture du sol, la disponibilité en eau du sol, les propriétés radiatives de surface et la topographie. Cette richesse est évidemment un atout pour caractériser les surfaces et/ou calibrer les modèles de flux de surface. Par conséquent, la LST observée par satellite est largement utilisée dans une variété d'applications, avec par exemple, l'estimation de l'évapotranspiration (Bastiaanssen et al., 1998; Boulet et al., 2007) et l'estimation de l'humidité du sol (Sandholt et al., 2002; Merlin et al., 2010). Néanmoins, le fait que la LST soit intégratrice de cet ensemble de variables peut aussi être un inconvénient quand il s'agit d'extraire une information spécifique comme l'humidité du sol (Merlin et al., 2013) ou la texture du sol (Merlin et al., 2016), car cela suppose de s'affranchir des autres facteurs de variabilité.

Dans le contexte de ces travaux de thèse, la LST et la disponibilité en eau du sol sont couplées par le SEE dans l'algorithme de désagrégation DisPATCh. L'utilisation des données de LST s'appuie donc sur la quantification et la correction des effets perturbateurs (e.g. variabilités des conditions météorologiques, présence de pixels mixtes sol/végétation, effets topographiques, etc.) aux échelles d'application. Cependant toutes les études ont porté sur des régions de plaines pour faciliter l'interprétation de la variabilité de la LST. Sur les zones montagneuses, l'application de ces approches est limitée parce que la signature de l'état de surface est masquée par les effets topographiques, à savoir par l'impact de l'éclairage (rayonnement solaire) et de l'altitude (via la température de l'air). Dans la version actuelle de DisPATCh, une correction simple de la LST est implémentée seulement à partir du taux de décroissance de la température de l'air en fonction de l'altitude (Chapitre 3, équation 3.4). Néanmoins, les effets d'exposition sont également important. Les différences de température entre les versants exposés au sud et exposés au nord peuvent atteindre 30°C (Shreve, 1924; Raz-Yaseef et al., 2010). Des améliorations sont donc possibles.

Afin d'étendre l'applicabilité des méthodes basées sur la LST aux vallées et pentes de montagne, ce chapitre décrit une méthode originale pour corriger les effets topographiques induits par les forçages atmosphériques observés (rayonnement solaire et température de l'air) sur la LST. Cette nouvelle approche utilise un modèle de bilan d'énergie forcé par le rayonnement solaire provenant d'une simulation DART (Modèle de transfert radiatif à 3 dimensions, Gastellu-Etchegorry et al. (1996)) et du gradient de température de l'air issue d'un MNT (Modèle numérique de terrain). La méthode est d'abord testée à 90 m de résolution en utilisant les données ASTER sur une zone de 6 km par 6 km dans l'Atlas marocain. Cette étude a nécessité de mettre en place une campagne de mesures pour valider les simulations. Nous en décrivons les principaux résultats dans une section dédiée à ce sujet. Cette méthode est générique, elle est ensuite appliquée sur les données de LST issues de Landsat.

5.2 Méthode de correction des effets topographiques

Les effets topographiques sur la LST sont d'abord quantifiés en inversant les températures à partir d'un bilan d'énergie double source, forcé par 1) le rayonnement solaire simulé par le modèle DART et un MNT, 2) un indice de végétation et 3) des mesures météorologiques (température de l'air, humidité relative de l'air et vitesse du vent) d'une station disponible sur la zone d'étude. La LST est ensuite corrigée à partir de la LST simulée. Cette approche est originale car la plupart des méthodes de correction existantes ne font pas un lien explicite avec un bilan d'énergie à base physique.

5.2.1 Modélisation de la température de surface (effets d'éclairement et d'altitude)

L'originalité de cette approche est d'utiliser un modèle de bilan d'énergie double source qui représente les flux turbulents pour le sol et la végétation. L'avantage principal de cette approche physique est de représenter la non-linéarité entre le rayonnement solaire et la LST. L'équation 5.1 décrit donc la partition sol/végétation et les équations 5.2 et 5.3 décrivent, respectivement, les états du sol et de la végétation :

$$T_{EB} = fv \times Tv_{EB} + (1 - fv) \times Ts_{EB} \quad (5.1)$$

avec T_{EB} (°C) la température de surface modélisée, Tv_{EB} en °C la température de végétation et Ts_{EB} (°C) la température du sol. fv est un indice de fraction de la végétation. La température du sol est exprimée comme :

$$Ts_{EB} = fss \times Ts, dry_{EB} + (1 - fss) \times Ts, wet_{EB} \quad (5.2)$$

avec Ts, dry_{EB} (°C) la température du sol en condition sèche, Ts, wet_{EB} (°C) la température du sol en condition humide. fss est un indice d'assèchement du sol. fss est égal à 1 si le sol est complètement sec (humidité du sol en surface proche de la valeur d'humidité résiduelle) et égal à 0 si le sol est complètement humide (humidité du sol en surface proche de la valeur d'humidité du sol à saturation). De la même façon, la température de la végétation est exprimée comme :

$$Tv_{EB} = fsv \times Tv, dry_{EB} + (1 - fsv) \times Tv, wet_{EB} \quad (5.3)$$

avec Tv, dry_{EB} (°C) la température de végétation sèche (non-transpirante), Tv, wet_{EB} (°C) la température de végétation non stressée (transpirante au taux potentiel). fsv est un indice de potentiel hydrique de la végétation. fsv est égal à 1 quand l'humidité en zone racinaire est au dessous du point de flétrissement et égal à 0 quand l'humidité en zone racinaire est au dessus de la capacité au champs.

Les quatre températures Ts, dry_{EB} , Ts, wet_{EB} , Tv, dry_{EB} et Tv, wet_{EB} sont inversées à l'aide de la méthode de Newton (Bristow, 1987). Dans le bilan d'énergie (voir équations (6) à (9) de l'article section 5.4.2), les effets d'éclairements sont exprimés à travers le rayonnement solaire noté Rg . Les effets d'altitudes sont exprimés à travers la température de l'air à l'échelle du pixel estimée comme ci-dessous :

$$Ta = Ta_{station} + LR \times (E - E_{station}) \quad (5.4)$$

avec $Ta_{station}$ (°C) la température de l'air mesurée à la station météorologique de Imlil, E (m) l'altitude du pixel, $E_{station}$ (m) l'altitude de la station, and LR le gradient adiabatique (°C. m⁻¹). Ce gradient est défini comme la variation de la température de l'air avec l'altitude et qui

ne dépend que de la pression atmosphérique.

Il est possible de calibrer le modèle à partir des observations de LST disponibles par satellites. Trois contraintes ont donc été ajoutées :

1. Suppression d'un biais possible sur T_{EB} .
2. Ajustement de f_{ss} et f_{sv} dans les équations 5.2 and 5.3 en minimisant les RMSD (racine carrée des erreurs quadratiques moyennes) entre la LST observée et la LST modélisée, pour chacune des dates séparément.
3. Ajustement de LR dans l'équation 5.4 en minimisant la RMSD entre la LST observée et la LST modélisée.

La figure 4 de Malbêteau et al. (2016a) schématise l'approche et plus de détails sur la méthode et les équations sont disponibles dans la section 5.4.2. Nous avons également montré dans cet article que la méthode de correction basée sur le bilan d'énergie est meilleure que deux autres modèles plus simples. Les détails ne sont pas développés ici afin de faciliter la lecture du document.

5.2.2 Méthode de correction

Maintenant que nous avons simulé la LST en fonction des deux effets topographiques (éclairage et altitude), il est possible de supprimer leurs impacts sur les observations issues de la télédétection. Initialement développée par Merlin et al. (2005) pour désagréger l'humidité du sol à partir de la LST, la méthode de projection de variable pour le changement d'échelle a été adaptée à la correction des effets topographiques (tout en gardant les informations contenu dans les autres variables, tels que l'humidité du sol, la végétation ...) de la façon suivante :

$$T_{corr,EB} = T_{obs} + T_{EB}(E, Rg) - T_{EB}(\langle E \rangle, \langle Rg \rangle) \quad (5.5)$$

avec $T_{corr,EB}$ en °C la LST corrigée des effets topographiques, T_{obs} en °C la LST observée, $T_{EB}(E, Rg)$ en °C la LST simulée par les équations du bilan d'énergie en utilisant l'altitude (E) en m et l'éclairement (Rg) en $W.m^{-2}$ à l'échelle locale (échelle du pixel), et $T_{EB}(\langle E \rangle, \langle Rg \rangle)$ en °C la LST simulée par le bilan d'énergie en utilisant la moyenne de E ($\langle E \rangle$) et Rg ($\langle Rg \rangle$) à l'échelle de la scène. Cette correction consiste donc à retrancher à la LST observée par satellite la différence des LST simulées dans des conditions topographiques locales (à la résolution de la LST observée) et moyenne sur la zone d'étude (zone de 6 km par 6 km au sein de la scène). Cette méthode de projection est une étape importante pour corriger les effets topographiques sur les LST car elle permet de dissocier les effets de la variabilité liée à l'altitude et à l'éclairement de celle liée aux autres paramètres de surface intégrés dans la LST.

5.3 Application : La vallée d'Imlil au Maroc

5.3.1 Principaux résultats

Cette méthode a l'avantage de pouvoir simuler la LST à plusieurs résolutions, par exemple à partir des MNT à 90 m (ASTER) et à 8 m (Pleiades) de résolution (Fig. 5.1). Les LST simulées sont comparées aux observations par satellite ASTER. Elles sont également validées de manière indépendante avec les données *in situ* collectées en 2014 (voir paragraphe 5.3.2). Nous présentons les images de la LST observée par ASTER, simulée à 90 m, simulée à 8 m et corrigée des effets topographiques pour la date du 05 Septembre 2014. L'image ASTER permet d'observer clairement les pentes exposées au soleil (plus chaude) et les pentes à l'ombre (plus froide). Les

LST simulées à 90 m et 8 m représentent correctement les variabilités spatiales de la LST ASTER attribuées aux effets topographiques, mais ne prend pas en compte les autres facteurs de variabilité qui sont principalement dus à la couverture végétale. Une fois les images corrigées, les anomalies négatives de LST en bas de la vallée sont mises en évidence (Fig. 5.1). Ces anomalies correspondent aux cultures plus humides que les pentes de sol nu environnantes, qui sont généralement sèches en dehors des épisodes pluvieux. La modélisation des effets topographiques de la LST permet donc de corriger la LST de ces effets et potentiellement d'extraire des informations sur l'état de surface comme l'humidité du sol et l'évapotranspiration. L'ensemble des résultats est détaillé dans l'article 5.4.2.

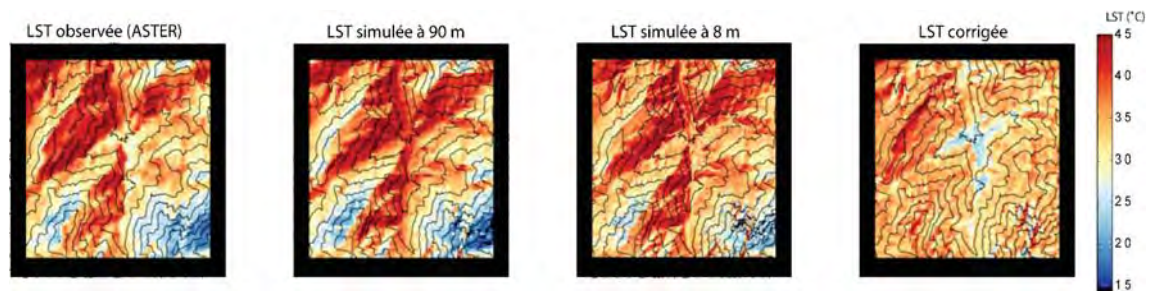


FIGURE 5.1 – Images de la LST observée par ASTER, simulée à 90 m, simulée à 8 m et corrigée des effets topographiques (éclairage, altitude) le 05 septembre 2014. Les lignes noires représentent les courbes de niveau entre 1800 et 3600 m avec un incrément de 200 m.

5.3.2 Campagne de mesures de validation : Les thermocrons ibuttons

L'échantillonnage manuel et spatialisé des mesures in situ de la LST est complexe à mettre en œuvre en milieu montagneux car la LST varie fortement dans le temps et dans l'espace. De plus, en montagne, l'accès au terrain est souvent difficile. Afin d'évaluer l'impact de la topographie sur la LST, j'ai mis en place et réalisé, avec le soutien du LMI TREMA, une campagne de mesure spatialisée des LST dans une vallée du Haut Atlas marocain. Les objectifs, à travers cette étude, sont d'obtenir des informations sur la variabilité de la LST causée par les effets d'éclaircement et d'altitude. Dans le cadre du projet ANR MIXMOD-E et avec le soutien du LMI TREMA à Marrakech, un dispositif de 135 thermomètres a donc été déployé à l'entrée du Parc National du Toubkal. Les capteurs de température sont des thermocrons ibuttons (Fig. 5.2). Ils enregistrent la température et le moment d'acquisition. Ils ont l'avantage d'être robustes, à faibles coûts, autonomes et miniatures (taille d'une pile de montre). Ces thermomètres sont plutôt utilisés dans le contrôle du suivi et de la qualité alimentaire mais ils ont été largement utilisés ces dernières années pour des applications environnementales (Hubbart et al., 2005; Massuel et al., 2009; Young et al., 2014; Holden et al., 2013). Ils ont été installés à ~ 1 cm de la surface du sol et déployés sur 45 points de mesures (3 capteurs par point) espacés d'environ 100 m avec des altitudes et expositions variées (Fig. 5.2). Les thermomètres ont fonctionné pendant une période de 6 mois : les premiers ont été disposés le 03 Avril 2014, la deuxième vague le 05 Mai 2014 et l'ensemble des capteurs a été retiré le 02 octobre 2014. Ces thermomètres miniaturisés ont enregistré la LST en surface toutes les 45 minutes. L'emplacement des thermocrons ibuttons est disponible sur le lien suivant : [ibuttons - google map](#).

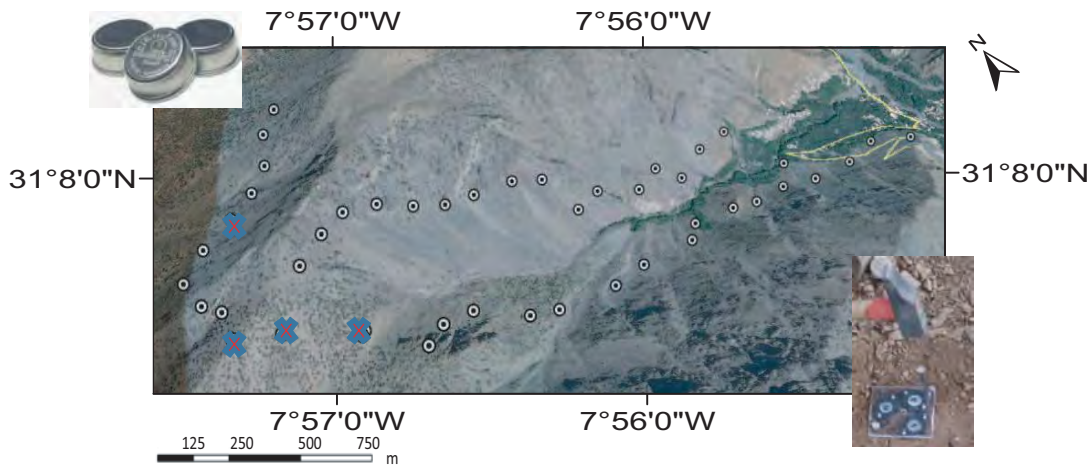


FIGURE 5.2 – Localisation des thermomètres dans la vallée d'Imlil.

Une étude préliminaire a été réalisée pour tester et valider les mesures des thermocrons ibuttons sur le site instrumenté de Lamasquère autour de Toulouse (Fig. 5.3). Trois thermocrons ibuttons ont été placés à environ 5 cm de profondeur à proximité de deux sondes de température du site (d'une profondeur de 1 et 5 cm). Malheureusement seulement deux thermocrons ibuttons ont pu être récupérés. Les résultats montrent qu'un des deux capteurs est remonté petit à petit vers la surface (ligne bleue), ce qui s'est traduit par une augmentation de la température vers celle du thermomètre de surface de la station (ligne noire), le second capteur n'a pas bougé. Les coefficients de corrélation sont de 0.96 une fois les thermocrons stabilisés, avec un biais d'environ 0.3°C, ce qui est en dessous de l'incertitude des thermocrons ibuttons. Cette étude a montré des résultats encourageants tant sur la robustesse des thermomètres que sur la précision des mesures. Le mouvement des ibuttons dans les sols nous a motivé à fixer trois capteurs sur une plaque de plastique afin d'éviter ce problème (Fig. 5.2).

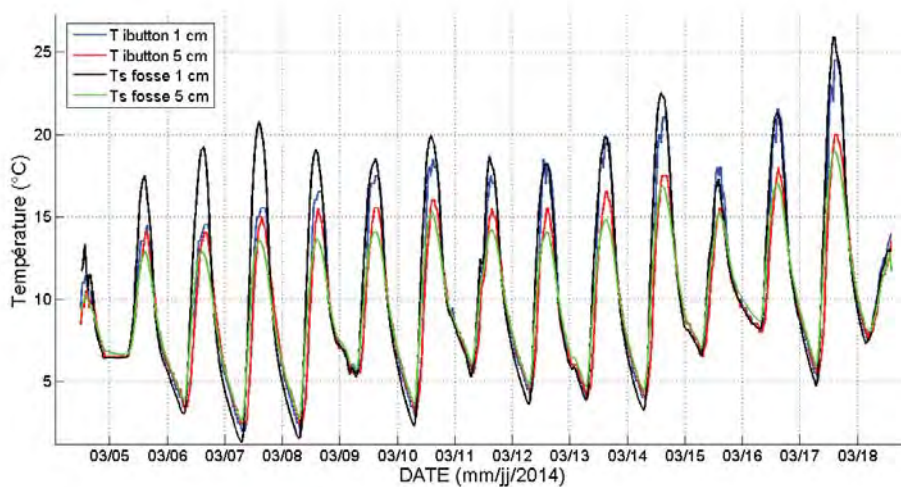


FIGURE 5.3 – Comparaison des thermochrons ibuttons avec les températures de fosse sur le site de Lamasquère, France

Les résultats de la campagne de mesures au Maroc sont prometteurs puisque 41 des 45 points de mesures sont exploitables : trois plaques ont été emportées par des éboulements et une plaque est ré-apparue à la surface au début de la campagne. Comme on peut le voir sur la figure 5.4, les variations diurnes sont bien visibles avec de plus faibles amplitudes pour les jours nuageux. Le maximum de température pour les versants exposés au soleil précède légèrement le maximum de température pour les versants à l'ombre, ce qui est cohérent avec les variations de rayonnement solaire. Les mesures montrent que pour un moment donné mais selon l'exposition, et donc l'éclairement, la température peut varier considérablement, par exemple jusqu'à 16°C pour le 31 Mai 2014 (Fig. 5.4). La température subit aussi de fortes fluctuations visible à l'échelle horaire, avec des écarts pouvant atteindre 3 à 4°C. Par ailleurs, l'inertie des capteurs limite ces variations et il faut donc analyser avec précaution les mesures de températures réalisées à court terme. C'est pour cette raison que nous avons programmé un enregistrement toute les 45 minutes.

La figure 5.5 montre les maxima et minima des températures journalières pour un versant exposé au soleil et à l'ombre pour la même altitude de 2440 m et pour un versant à l'ombre à 1800 m d'altitude. On remarque que les jours nuageux sont plutôt froids et bien visibles par des pics descendants. Les températures nocturnes sont bien inférieures aux valeurs en journée avec des températures proche de 0°C en avril. Sur les six mois, la température présente une variabilité naturelle représentative du climat en général, et qui correspond aux cycles saisonniers et diurnes. Cette variabilité se traduit par une évolution quasiment sinusoidale de la température, qui est brouillée par les déplacements des masses d'air, générateurs de perturbations et caractérisés par l'alternance de nuages et de périodes ensoleillées. Pour la saison d'été, des pluies orageuses peuvent entraîner un refroidissement brutal d'une dizaine de degrés. Ces variations sont également directement liées au bilan thermique de la surface et soumises aux échanges radiatifs dans lesquels le soleil reste la source d'énergie essentielle.

L'influence de la nature de la surface du sol et de sa couverture est aussi particulièrement important. Ainsi, les températures peuvent être modifiées par le taux d'humidité (relativement sec dans notre étude), l'occupation du sol, la texture du sol et les propriétés radiative de la surface. Cependant, nous avons placé les thermomètres sur des zones relativement homogènes. En faisant abstraction des échanges thermiques liés à la variabilité du vent et de l'humidité relative de l'air, les températures de surface mesurées lors de cette campagne sont majoritairement influencées par les effets d'exposition et d'altitude.

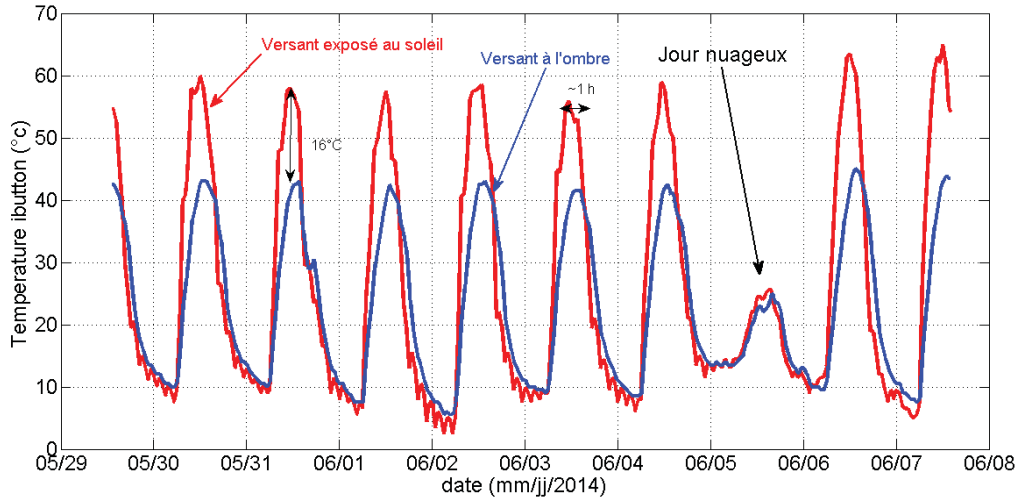


FIGURE 5.4 – Variations temporelles de la température mesurée par les thermocrons ibuttons sur un versant exposé au soleil (rouge) et à l'ombre (bleu) pour une même altitude (2450 m) entre le 19 Mai et le 08 Juin 2014.

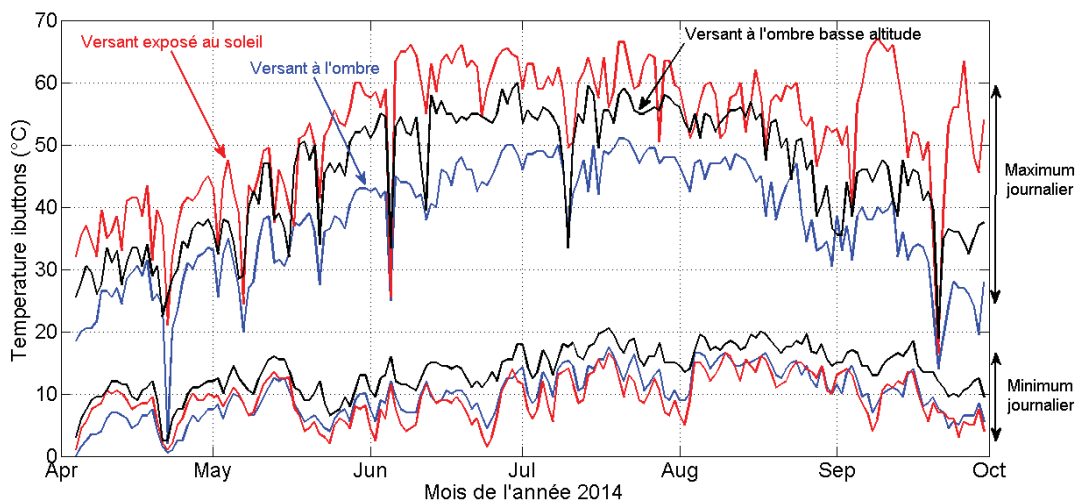


FIGURE 5.5 – Variations temporelles des maxima et minima journalières de la température mesurée par les thermocrons ibuttons sur un versant exposé au soleil (rouge), à l'ombre (bleu) pour une même altitude (2450 m) et sur un versant à l'ombre à 1800 m d'altitude (noir).

5.4 ARTICLE : *Normalizing land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas*

5.4.1 Résumé de l'article

La température de surface (LST) a un rôle majeur dans les interactions surface-atmosphère. Par conséquent, elle est largement utilisée dans une variété d'application environnementale mais la topographie a un fort impact sur la LST et limite son utilisation aux plaines. Afin d'étendre l'applicabilité des méthodes basées sur la LST aux milieux montagneux (par exemple pour des modèles d'évapotranspiration), une nouvelle approche de modélisation et de correction des effets topographiques a été développée. Les effets topographiques sont d'abord quantifiés en inversant un bilan d'énergie double source sol/végétation, forcé par 1) le rayonnement solaire simulé par le modèle DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) à l'aide d'un modèle numérique de terrain (MNT), 2) d'un indice de végétation issu de la télédétection et 3) des données météorologiques issues d'une station de mesure (température de l'air, humidité relative de l'air et vitesse du vent). La LST issue de la télédétection est ensuite corrigée à partir de la LST simulée. Cette approche est originale car la plupart des méthodes de correction existantes ne font pas un lien explicite avec un bilan d'énergie à base physique. L'approche a été testée sur trois images LST ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) avec une résolution de 90 m sur une zone de 6 km par 6 km au cœur des montagnes de l'Atlas (Vallée de Imlil). La LST simulée représente correctement les variabilités spatiales de la LST ASTER attribuées aux effets topographiques, mais ne prend pas en compte les autres facteurs de variabilité que sont en particulier la couverture végétale et l'humidité du sol. Le coefficient de corrélation et la RMSE entre les LST observées par ASTER et simulées par le bilan d'énergie sont respectivement de 0.8 et 3°C. Les résultats améliorent ceux issus d'une approche plus simple basée sur des régressions multi-linéaires. De plus, la méthode physique permet d'inverser le gradient adiabatique de la température de l'air à partir des données LST et DART. Les LST simulées à 90 m à partir d'un MNT ASTER et à 8 m de résolution à partir d'un MNT Pleïades ont été validées de manière indépendante à l'aide de 135 thermomètres ("*thermocrons ibuttons*") collectées en 2014. Les LST corrigées mettent en évidence des anomalies négatives en bas de vallée qui correspondent aux cultures plus humides que les pentes de sol nu environnantes, qui sont généralement sèches en dehors des épisodes pluvieux. L'approche proposée pourrait donc être utilisée conjointement avec les modèles d'évapotranspiration basés sur la LST en milieu montagneux.

5.4.2 Article



Contents lists available at ScienceDirect

Remote Sensing of Environment

journal homepage: www.elsevier.com/locate/rse



Normalizing land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas: A case study using ASTER data over a steep-sided valley in Morocco



Y. Malbêteau^{a,*}, O. Merlin^{a,b}, S. Gascoin^a, J.P. Gastellu^a, C. Mattar^c, L. Olivera-Guerra^c, S. Khabba^b, L. Jarlan^a

^aCentre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO), 18 Avenue, Edouard Belin, bpi 2801, Toulouse Cedex 9 31401, France

^bFaculté des Sciences Semlalia, Université Cadi Ayyad (UCAM), Avenue Prince Moulay Abdellah, BP 2390, Marrakech 40000, Morocco

^cLaboratory for Analysis of the Biosphere (LAB), University of Chile, Avenidad Santa Rosa 11315, La Pintana, Santiago, Chile

ARTICLE INFO

Article history:

Received 13 June 2016

Received in revised form 18 October 2016

Accepted 14 November 2016

Available online xxx

Keywords:

Land surface temperature
Topographic normalization
ASTER
Energy balance
DART
DEM

ABSTRACT

The remotely sensed land surface temperature (LST) is a key parameter to monitor surface energy and water fluxes but the strong impact of topography on LST has limited its use to mostly flat areas. To fill the gap, this study proposes a physically-based method to normalize LST data for topographic - namely illumination and elevation - effects over mountainous areas. Both topographic effects are first quantified by inverting a dual-source soil/vegetation energy balance (EB) model forced by 1) the instantaneous solar radiation simulated by a 3D radiative transfer model named DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) that uses a digital elevation model (DEM), 2) a satellite-derived vegetation index, and 3) local meteorological (air temperature, air relative humidity and wind speed) data available at a given location. The satellite LST is then normalized for topography by simulating the LST using both pixel- and image-scale DART solar radiation and elevation data. The approach is tested on three ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) overpass dates over a steep-sided 6 km by 6 km area in the Atlas Mountain in Morocco. The mean correlation coefficient and root mean square difference (RMSD) between EB-simulated and ASTER LST is 0.80 and 3 °C, respectively. Moreover, the EB-based method is found to be more accurate than a more classical approach based on a multi-linear regression with DART solar radiation and elevation data. The EB-simulated LST is also evaluated against an extensive ground dataset of 135 autonomous 1-cm depth temperature sensors deployed over the study area. While the mean RMSD between 90 m resolution ASTER LST and localized ibutton measurements is 6.1 °C, the RMSD between EB-simulated LST and ibutton soil temperature is 5.4 and 5.3 °C for a DEM at 90 m and 8 m resolution, respectively. The proposed topographic normalization is self-calibrated from (LST, DEM, vegetation index and in situ meteorological data) data available over large extents. As a significant perspective this approach opens the path to using normalized LST as input to evapotranspiration retrieval methods based on LST.

© 2016 Elsevier Inc. All rights reserved.

1. Introduction

The radiative skin temperature over land or land surface temperature (LST) plays an important role in the physics of surface-atmosphere interactions. It is at the same time a driver and a signature of the energy and mass exchanges over land (Anderson et al., 2008; Brunsell and Gillies, 2003; Karnieli et al., 2010; Kustas and Anderson, 2009; Zhang et al., 2008). LST is highly variable in both space and time (Prata et al., 1995), mainly as a result of the heterogeneity of the meteorological forcing, land cover, soil water

availability, surface radiative properties and topography. Therefore, satellite-derived LST is widely used in a variety of applications including evapotranspiration monitoring (Bastiaanssen et al., 1998; Boulet et al., 2007), climate change studies (Hansen et al., 2010), soil moisture estimation (Merlin et al., 2010a; Sandholt et al., 2002), vegetation monitoring (Kogan, 2001), urban climate studies (Voogt and Oke, 2003) and forest fire detection (Eckmann et al., 2008).

Since LST and soil water availability are coupled under non-energy-limited conditions, LST has been used as a proxy of the surface water status in combination with energy balance modeling (Allen et al., 2007; Anderson et al., 2008; Bastiaanssen et al., 1998; Boulet et al., 2007; Cammalleri and Vogt, 2015; Kustas and Anderson, 2009; Mattar et al., 2014; Merlin et al., 2010a; Norman et al., 1995). All those studies have focused on relatively flat regions to facilitate

* Corresponding author.

E-mail address: yoann.malbeteau@cesbio.cnrs.fr (Y. Malbêteau).

the interpretation of the LST variability associated with the surface parameters, fluxes or processes of interest. Over hilly areas, the application of such approaches is limited because the signature of the surface water status on LST is masked by topography effects, namely the pixel-scale impact of illumination (solar radiation) and elevation (air temperature) on LST. Especially, temperature differences between south-facing and north-facing slope can reach 30 °C (Raz-Yaseef et al., 2010; Shreve, 1924) due to illumination effects. Globally, about 20% of continental surfaces consist of mountainous terrain (Meybeck et al., 2001) where LST is significantly impacted by topography. However, to our knowledge, there is no method to normalize the remotely sensed LST for the topography-induced atmospheric forcing variability, that is to derive the LST that would be observed under uniform solar radiation and air temperature conditions.

Note that the retrieval of LST from satellite observations over mountainous areas is subject to uncertainties associated with viewing geometry i.e. GIFOV (ground instantaneous field of view) and the anisotropic nature of emissivity. Modeling, experimental, and case studies have reported an anisotropic effect on LST typically ranging from 1 to 2 °C depending on the pixel-scale radiometer viewing angle and up to 3 °C for extreme viewing angles (Coret et al., 2004; Lagouarde et al., 1995; Liu et al., 2006, 2009; Minnis and Khaiyer, 2000; Proy et al., 1989; Rasmussen et al., 2010; Sobrino and Cuenca, 1999). The LST retrieval errors due to viewing geometry are thus much smaller (<10%) than the potential impact of topography-induced atmospheric forcing variability on LST. At the subpixel scale, current LST retrieval methods overlook the (commonly unresolved) fine-scale surface roughness (Danilina et al., 2013, 2012).

To assess the impact of topography on remotely sensed LST, previous studies have attempted to simulate LST over mountainous areas. For example, Hais and Kučera (2009) simulated LST using linear regressions with the hillshade computed by the spatial analyst toolbox of ArcGIS based on a DEM (digital elevation model). The surface energy balance (EB) equation has also been used over mountainous terrain to simulate LST (Dozier and Outcalt, 1979). Originally, this approach was designed for bare soil or low grassy vegetation with a single source EB model using a topographic map and a set of ancillary (incoming solar radiation, albedo, wind speed, air temperature, surface roughness length and relative air humidity) measurements. The variability of albedo was estimated with soil wetness and illumination angle information, while the variation of air temperature with elevation was estimated using the “standard” environmental lapse rate of $-6.5 \text{ °C} \cdot \text{km}^{-1}$. In Dozier and Outcalt (1979), wind speed and relative air humidity were assumed to be homogeneous over the study area. The incoming solar radiation was computed for each grid cell according to the local solar incidence angle and a diffuse radiation factor. However, the solar radiation in their model did not include the diffuse reflection from adjacent terrain.

Later Rigon et al. (2006) developed a distributed hydrological model that accounts for complex topography. This model named GEOTop describes the energy and mass exchanges at the surface/atmosphere interface by taking into account 1) the impact of elevation on air temperature, 2) the effects of slope/exposure on solar radiation and 3) the spatial distribution of vegetation and soil water content. In that study, the EB model of GEOTop is single source. It is forced by temperature and wind speed measurements, which are regionalized over the study area. The incoming direct shortwave radiation is computed for each grid cell according to the local solar incidence angle, including the diffuse radiation due to atmospheric and cloud transmissivity. This model also includes shadowing effects of direct solar radiation by the surrounding mountains. In that paper, shadowing was basically expressed as a factor ranging from 0 if the grid cell is completely in shadow (no direct radiation) to 1 if the sun radiation hits the surface. More recently Bertoldi et al. (2010) and Endrizzi et al. (2013) used the same (GEOTop) model to estimate the topographical effects on soil temperature simulations for different

applications including ecohydrology, soil freezing and snow cover assessment.

To simulate LST accurately using an EB model, the incoming solar radiation should be represented at the pixel scale (Allen et al., 2006). The instantaneous solar radiation (noted R_g in $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$) reaching the surface at a given location is the sum of direct solar radiation, diffuse sky radiation, and the direct and diffuse radiations reflected by nearby terrains (Dubayah, 1994). R_g mainly depends on the cloud cover, the turbidity of the atmosphere, the time of year, latitude, albedo of the surrounding terrain and surface geometry (Essery and Marks, 2007). Estimating the R_g variability over mountainous areas is challenging due to the irregular topographic geometry of the surface and to the multiple reflections that occur in such conditions. At high resolution, the variability in slope angles and slope orientations, as well as the shadows cast by topographic agents can lead to strong local gradients in R_g (Dozier, 1980; Dubayah, 1992). Moreover, since the in situ monitoring network ineffectively covers the complex heterogeneity of mountainous areas, simple geostatistical methods for spatial interpolation of solar radiation are not always representative enough. Consequently, algorithms that explicitly or implicitly account for the features creating strong local gradients in the incoming radiation must be applied (Garen and Marks, 2005; Susong et al., 1999). The most advanced method to compute the distributed R_g over a landscape is to use a 3D radiative transfer model, which explicitly simulates its three components: direct solar radiation, diffuse sky radiation and reflected radiations. Here we used DART model (Discrete Anisotropic Radiative Transfer, Gastellu-Etcheberry et al., 1996) as one of the most comprehensive physically based 3D models simulating the Earth-atmosphere radiation interaction from visible to thermal infrared wavelengths.

In this context, this study aims to develop an original method to normalize the remotely sensed LST for topography-induced atmospheric forcing (instantaneous solar radiation and air temperature) variability. This method uses an EB model forced by the instantaneous solar radiation derived from DART and the air temperature gradient derived from elevation data. One assumption is to consider that solar radiation and air temperature are the two main topographic factors of variability of LST, meaning that other potential factors (e.g. the spatial variability of surface albedo and emissivity) have a relatively small impact. The approach is tested at 90 m resolution using ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) data over a 6 km by 6 km steep-sided area in the Moroccan Atlas. The LST is normalized for topography by simulating the LST using DART solar radiation and elevation data. Moreover, the EB approach is implemented using a dual source formulation, allowing for a representation of topographic effects on both soil and vegetation components. In others words, the topographic effects on LST are expected to vary significantly depending on the fraction of bare soil/vegetation cover and on the water status of the land surface. Three different strategies are proposed to evaluate the normalization approach. First, the EB model is compared in terms of simulated LST with two other simpler approaches based on the same input (DART solar radiation and elevation) data. Second, the LST simulated by the EB model is evaluated against a set of soil temperature measurements distributed at 45 points within the study area. Third, the quality of normalized LST is analyzed both qualitatively and quantitatively.

2. Study materials

2.1. Study region

The High Atlas is a Moroccan mountain chain of approximately 60 km in width and 800 km in length organized along a NE-SW axis. It culminates at 4167 m above sea level at the Jbel Toubkal, the highest

summit of North Africa. The central part of the High-Atlas is the water tower for the northern semi-arid plains of the Tensift catchment, Marrakech region (Chehbouni et al., 2008). The experimental data set was collected over the Imlil valley (31.12°N; 7.93°W) part of the Rheraya sub-catchment (Toubkal National Park). This valley has an East-West orientation, thus maximizing the solar exposure effects on LST. It covers a surface area of about $\sim 9 \text{ km}^2$ (Fig. 1) and is characterized by a semi-arid and mountainous climate. The annual precipitation is about 600 mm/year with intense events in winter and sparse localized thunderstorms during spring and summer. The vegetation cover is a function of elevation and human activity, so that dense vegetation is observed along the stream valley only. Others areas are characterized by bare or poorly vegetated loam gravelly brown soil. Terrain elevation varies between 1700 and 3150 m and hillslope range between 0 and 70°. At Landsat scale the average slope is 30°. Such conditions offer an interesting test site for developing and testing methods for LST topographic normalization. The study region covers an area of 6 km × 6 km including the Rheraya sub-catchment (Fig. 1).

2.2. Remote sensing data

2.2.1. ASTER land surface temperature

ASTER is one of the five scientific instruments onboard the satellite platform Terra, part of NASA's Earth Observation System (EOS). ASTER is a high spatial resolution radiometer, which consists of three separate subsystems: the visible and near infrared, the shortwave infrared and the thermal infrared. The multispectral TIR (Thermal InfraRed: 5 channels between 8 and 12 μm) allows the retrieval of LST and emissivity spectra at high spatial (90 m) resolution (Abrams, 2000). The LST data used in this study are extracted from the on-demand surface kinetic temperature AST_08 product (Gillespie et al., 1998). This product is derived using the same algorithm as the Surface Emissivity Product. Surface kinetic temperature is determined by applying Planck's Law using the emissivity values from the Temperature-Emissivity Separation algorithm. ASTER surface radiance data are corrected from radiometric (hotspot, shading), atmospheric and geometric effects (Abrams, 2000; Gillespie et al., 1998). Absolute accuracy of LST product is about 2 °C (Abrams, 2000; Gillespie et al., 1998; Liu et al., 2006). Note that a major source of

error is due to the use of a 1 km DEM for atmospheric correction (Gillespie et al., 1998). Moreover, the effect of using the 1 km atmospheric correction on ASTER data may introduce a low resolution mosaic on the high-resolution normalized LST. ASTER products were acquired specifically on the study area at 11:22 am UTC on 3 dates: April 14th and 30th and September 5th, 2014. On April 14th, clouds and their shadow have been masked based on very low ASTER temperatures. Snow patches have been masked based on Landsat surface reflectances.

2.2.2. Digital elevation models

In this study two DEMs were used with an original spatial resolution of 30 and 4 m. NASA and the Ministry of economy, Trade and Industry of Japan (METI) produced the global 30 m grid size ASTER GDEM product. The GDEM v2 released in October 2011, it is an improved version of GDEM v1 released in June 2009 with an absolute vertical and horizontal accuracy of 17 and 30 m (Meyer, 2011), respectively. The 4 m resolution Pleiades DEM is also used. The Pleiades 1A and 2B twin satellites were launched 17 December 2011 and 2 December 2012, respectively. The DEM was derived from Pleiades-1A stereoscopic pairs acquired over the Rheraya catchment on the 18th of August 2015 at 11:19 am (within a few tens of seconds due to the agility of the platform). Images are delivered at a ground sampling distance of 0.5 m for the panchromatic channel. The DEM was generated through the Automatic Terrain Extraction algorithm in the ERDAS Imagine 2014 photogrammetry toolbox. Three accurate wide-spread control points were collected in the images area. One of them located near the Imlil valley was used as an absolute horizontal ground control point to improve the horizontal geolocation accuracy. Pixel size is of 4 m, which is a good compromise between processing time and DEM accuracy (Berthier et al., 2014; Marti et al., 2014). The accuracy of the DEM horizontal registration was evaluated based on two other check points obtained by geodesic GPS. The error was lower than 4 m in both cases. The vertical error was evaluated based on all three points and was between 1 m and 5 m. The hillshaded raster generated from the Pleiades DEM was also inspected in the Imlil valley region and we found no artifacts or aberrations due to the stereo-correlation. Note that the 4 m resolution DEM was resampled to 8 m using cubic interpolation due to computer memory limitation of DART model when simulating the 3D radiative budget of the whole

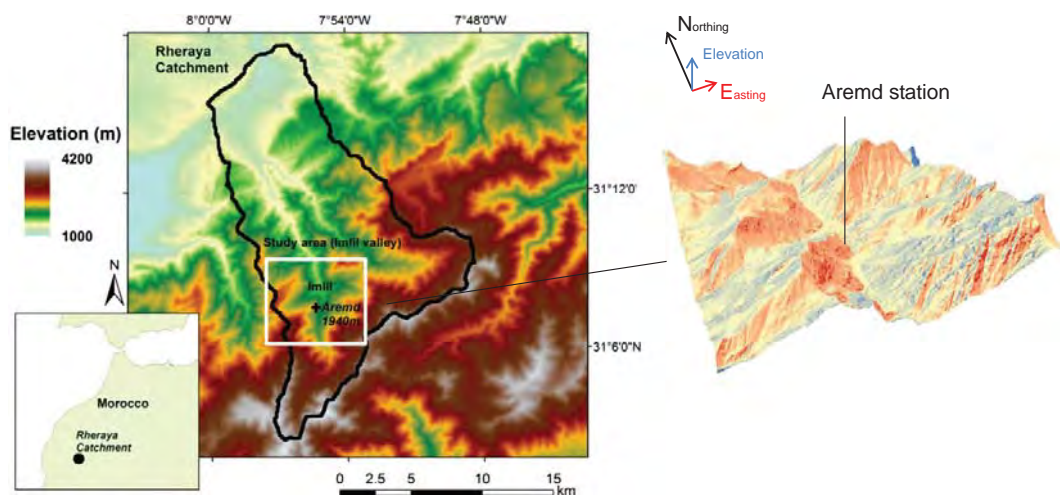


Fig. 1. On the left, location of the Rheraya catchment, the Imlil subcatchment, and the study area. On the right, a 8m resolution 3D DEM over the study area indicating the sun-facing (red) and shaded (blue) slopes at 11:30am local time (GMT). (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

study area at spatial resolution better than 8 m. This situation will be improved in next DART version with new data format and the possibility to work with pixels that can have different dimensions within the same scene.

2.2.3. Remotely sensed vegetation index

The vegetation cover is derived over the study area from the 30 m resolution Landsat data collected on dates closest to the three ASTER overpass dates. The Landsat surface reflectances (provided by <http://glovis.usgs.gov/>, Claverie et al. (2015)) were used to compute the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), defined as the ratio of the difference between near-infrared and red reflectances to their sum. Note that ASTER data could be also used since it is now free of charge. Fractional vegetation cover (fv) is estimated as in Gutman and Ignatov (1998):

$$fv = \frac{NDVI - NDVI_s}{NDVI_{vg} - NDVI_s} \quad (1)$$

with $NDVI_{vg}$ corresponding to fully-covering vegetation and $NDVI_s$ to bare soil. In this study, $NDVI_{vg}$ and $NDVI_s$ are set to the maximum and minimum value of the NDVI observed within the study domain, respectively. Several studies have investigated the spatial scale dependencies of NDVI and the relationship between NDVI and fv. As a first approximation, we consider that the first-order estimate, proposed by Gutman and Ignatov (1998), adequately describes the relationship.

2.3. Ground data

2.3.1. Meteorological data

Meteorological data including air temperature, relative air humidity and wind speed have been measured every minute and the averages have been acquired every half hour since May 2003 at Imlil station (31.124875°N; 7.920458°W) located close to the center of the study area at an elevation of 1970 m (Fig. 1). Data have been collected and processed in the frame of the Joint International Laboratory TREMA, Marrakech-Morocco (Jarlan et al., 2015).

2.3.2. Temperature sensors/loggers

The ibutton sensor (model DS1921G) is a coin size that integrates a micro-controller, 2 kB storage, a real-time clock, a temperature sensor, and a battery. The ibutton temperature sensors measure temperature in 0.5 °C increments from -30 °C to 70 °C with ±1 °C accuracy (Hubbart et al., 2005).

In 2014, a total of 135 ibuttons were deployed over the Imlil valley to cover a range of solar exposures and elevations (Fig. 2). 102

ibuttons were installed on the 3rd April 2014, set up across both sides of the valley to provide a spatial understanding of illumination effects on LST. To complete the spatial distribution, 33 additional ibuttons were set up on the 7th May 2014 across a third slope. All sensors were removed on the 2nd October 2014 (approximately 6 months later) before the first snowfall events in the area. In practice, ibuttons were installed 3 by 3 on a 7 by 7 cm thin transparent plastic plate to prevent spreading down into the slope and variations in placement. They were pinned in a topographic environment that was relatively homogeneous at 90 m scale with different illumination and elevation (Fig. 2). The resulting 45 plates were buried very close (~1 cm) to the soil surface by making sure that ibuttons were not directly exposed to solar radiation. We are aware that plates disturb, at least a little bit, surface moisture and latent heat, however it is difficult to estimate impact on the measures. The recording time resolution (135 min) for each sensor was chosen based on the maximum ibutton data storage for a 6 month recording. However, the three ibuttons of a given plate were recording temperature with a 45 minute delay between each acquisition, so that the recording time resolution of each plate (by combining all three ibuttons sensors) was 45 min. Each plate was installed along transects at a regular spacing of about 150 m (Fig. 2). The locations were recorded using handheld GPS measurements (accuracy ±6 m) and were physically marked by a white cairn for easier recovery. Every retrieved ibutton (42/45 plates) recorded valid data; and one plate reappeared on the surface and was excluded from the analysis. In total, 91% of the ibuttons installed data could be used for the analysis.

2.4. DART model

DART is one of the most complete 3D models designed for simulating the radiative budget and the satellite observations of the land surface in the visible, near infrared and thermal infrared bands. It simulates the radiative transfer in heterogeneous 3D landscapes with the exact kernel and discrete ordinate methods (Gastellu-Etchegorry et al., 2004). Any landscape is simulated as a rectangular matrix of parallelepipedic cells, i.e. building blocks for simulating larger scenes. In this work, the DART model (version 5.5.3) is used to simulate the instantaneous solar radiation or illumination (noted R_g in $W \cdot m^{-2}$) at the surface for any location in the study valley. One main advantage of DART is to compute the three components of incoming total solar radiation ($W/m^2/\mu m$) of any rugged terrain surface: direct solar radiation, diffuse sky radiation and the (direct and diffuse) reflected radiations from the adjacent surfaces. The reflected radiation is modulated by the reflectance spectra of the surfaces. In practice, surface irradiance depends on the relative orientation of

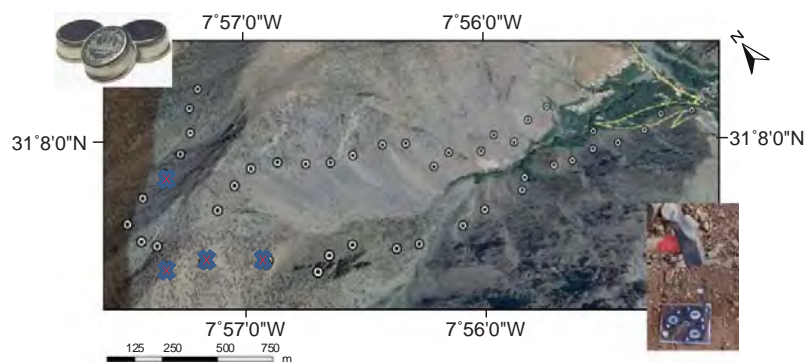


Fig. 2. Locations of the 45 ibutton plates, each of them containing 3 ibutton sensors. Red cross indicate plates not used for the study. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

incident rays and the local slope, which explains why DART uses a DEM, time and geographic coordinates as input parameters. DART simulations were conducted for the visible and near infrared spectral domains (0.4 μm to 1.1 μm) to estimate R_g . In that spectral band, the irradiance varies between 100 and 1800 $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$ over the simulated scene (Fig. 3). The capability of the DART has been successfully tested in a number of works in the visible and near-infrared spectral domains (Widlowski et al., 2008, 2007). Then, the DART model has been evaluated in the thermal range, where works have addressed the usefulness of this model (Gastellu-Etcheberry, 2008; Guillevic et al., 2003; Sepulcre-Cantó et al., 2009; Sobrino et al., 2011).

3. Topographic normalization methods

The methodologies presented in this section aim to normalize ASTER LST data for topographic - including illumination and elevation - effects. Elevation is derived from the 30 m resolution GDEM and is then aggregated at ASTER (90 m) resolution. The instantaneous incoming solar radiation received at the surface is simulated by DART at the three ASTER overpass dates. Both elevation and DART-simulated illumination are used as input to topographic normalization. The approach is based on the EB equations for soil and vegetation, and compared to two different approaches based on 1) a multi-linear regression between ASTER LST, elevation and DART irradiance map, and 2) the slope of the dry edge of both ASTER LST-E (elevation) and ASTER LST- R_g feature spaces.

3.1. Topographic normalization based on the soil and vegetation energy balance equations

The proposed normalization methodology was originally developed in Merlin et al. (2005) to improve the disaggregation of coarse-scale soil moisture data using LST data available at higher spatial resolution. The normalization method was further applied

to the disaggregation of kilometric LST data over flat irrigated areas (Merlin et al., 2010b). In this paper, the technique is implemented to normalize satellite (ASTER) LST data for topographic effects at the spatial resolution of available DEMs. The normalization model is written as

$$T_{corr,EB} = T_{ASTER} + T_{EB}(E, R_g) - T_{EB}(\langle E \rangle, \langle R_g \rangle) \quad (2)$$

with $T_{corr,EB}$ in $^{\circ}\text{C}$ being the ASTER LST normalized for topographic effects using the EB approach, T_{ASTER} in $^{\circ}\text{C}$ being the ASTER LST, $T_{EB}(E, R_g)$ in $^{\circ}\text{C}$ the LST simulated by the EB equations using pixel-scale elevation (E) in m and instantaneous solar radiation (R_g) in $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$, and $T_{EB}(\langle E \rangle, \langle R_g \rangle)$ in $^{\circ}\text{C}$ the LST simulated by the EB equations using the average of E ($\langle E \rangle$) and R_g ($\langle R_g \rangle$) at the image scale. LST is estimated as a linear function of component temperatures (Anderson et al., 2008; Long and Singh, 2012; Merlin and Chehbouni, 2004).

$$T_{EB} = f_v \times T_{vEB} + (1 - f_v) \times T_{sEB} \quad (3)$$

with T_{vEB} in $^{\circ}\text{C}$ being the vegetation temperature and T_{sEB} in $^{\circ}\text{C}$ the soil temperature. The soil temperature is expressed as

$$T_{sEB} = f_{ss} \times T_{s,dryEB} + (1 - f_{ss}) \times T_{s,wetEB} \quad (4)$$

with $T_{s,dryEB}$ in $^{\circ}\text{C}$ the soil temperature in dry condition, $T_{s,wetEB}$ in $^{\circ}\text{C}$ the soil temperature in wet condition and f_{ss} a dryness index of the soil surface. f_{ss} equals to 1 when the soil is fully dry (surface soil moisture close to the residual value) and to 0 when the soil is fully

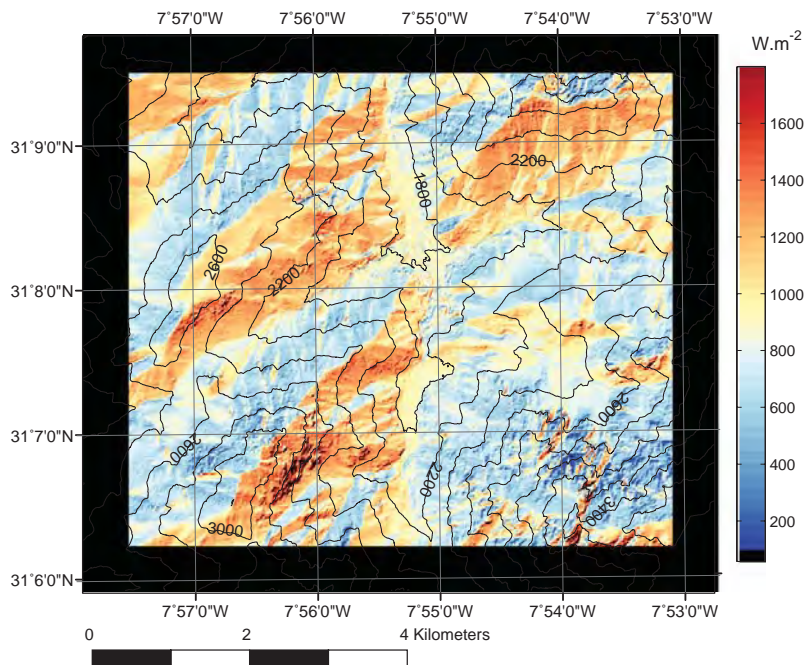


Fig. 3. DART simulated irradiance over [0.4 μm –1.1 μm] of the whole study area (white square in Fig. 1), with 8 m resolution DEM at 11:22 am (UTC) on September 5, 2014. Black lines represent the elevation contour lines between 1800 and 3600 m with a 200 m increment.

wet (surface soil moisture close to the soil moisture at saturation). Similarly, the vegetation temperature is expressed as

$$T_{v,EB} = f_{sv} \times T_{v,dry,EB} + (1 - f_{sv}) \times T_{v,wet,EB} \quad (5)$$

with $T_{v,dry,EB}$ in °C the temperature of fully stressed (non-transpiring) vegetation, $T_{v,wet,EB}$ in °C the temperature of a vegetation that is unstressed (transpiring at the potential rate) and f_{sv} a vegetation water stress index. f_{sv} is equal to 1 when the root zone soil moisture is above field capacity and to 0 when the root zone soil moisture is below the wilting point. Dry bare soil, wet bare soil, fully stressed and unstressed vegetation extreme temperatures are then derived by solving the EB equation for each case, as described below. The dry bare soil EB equation is written as

$$Rn_{s,dry} - G_{dry} = H_{s,dry} \quad (6)$$

with $Rn_{s,dry}$ ($W \cdot m^{-2}$) being the net radiation from dry soil, G_{dry} ($W \cdot m^{-2}$) the ground heat in dry condition and $H_{s,dry}$ ($W \cdot m^{-2}$) the sensible heat of dry soil. Similarly the wet bare soil EB equation is written as

$$Rn_{s,wet} - G_{wet} = H_{s,wet} + LE_{s,wet} \quad (7)$$

with $Rn_{s,wet}$ ($W \cdot m^{-2}$) being the net radiation from wet soil, G_{wet} ($W \cdot m^{-2}$) the ground heat in wet condition, $H_{s,wet}$ ($W \cdot m^{-2}$) the sensible heat of wet soil and $LE_{s,wet}$ ($W \cdot m^{-2}$) the latent heat of wet soil. The fully-stressed vegetation EB equation is written as

$$Rn_{v,dry} = H_{v,dry} \quad (8)$$

with $Rn_{v,dry}$ ($W \cdot m^{-2}$) and $H_{v,dry}$ ($W \cdot m^{-2}$) being the net radiation and the sensible heat of water-stressed vegetation, respectively. Hence, the unstressed vegetation EB equation is written as

$$Rn_{v,wet} = H_{v,wet} + LE_{v,wet} \quad (9)$$

with $Rn_{v,wet}$ ($W \cdot m^{-2}$), $H_{v,wet}$ ($W \cdot m^{-2}$) and $LE_{v,wet}$ ($W \cdot m^{-2}$) being the net radiation, sensible heat, and latent heat flux of unstressed vegetation, respectively. The expressions of each flux component of the above EB equations are detailed in Appendix A. In EB Eqs. (4) and (5), the air temperature (T_a) at the pixel scale is estimated as

$$T_a = T_{a,station} + LR \times (E - E_{station}) \quad (10)$$

with $T_{a,station}$ (°C) is the air temperature measured at the Imlil meteorological station, E (m) the pixel elevation, $E_{station}$ (m) the elevation of the station, and LR the environmental lapse rate ($^{\circ}C \cdot m^{-1}$). The latter is defined as the rate at which air temperature decreases with increasing elevation. LR is estimated at image-scale for each ASTER overpass date separately.

The four temperatures ($T_{s,dry}$; $T_{s,wet}$; $T_{v,dry}$ and $T_{v,wet}$) in Eqs. (4) and (5) are solved numerically using the Newton's method (Bristow, 1987). The convergence of component temperature is assumed to be reached when the absolute temperature difference between two consecutive iterations is lower than a given threshold (set to 0.01 °C).

Given that ASTER LST observations are available to calibrate the topographic normalization model; three additional constraints are applied to the LST model in Eq. (3). The first step minimizes the mean difference between observed and modeled LST in $T_{EB}(E, Rg)$ and $T_{EB}(\langle E \rangle, \langle Rg \rangle)$:

$$T_{EB} = \langle T_{ASTER} \rangle + T_{EB} - \langle T_{EB} \rangle \quad (11)$$

with $\langle T_{ASTER} \rangle$ and $\langle T_{EB} \rangle$ being the average of T_{ASTER} and T_{EB} over the study area, respectively.

The second step consists in adjusting f_{ss} and f_{sv} in Eqs. (4) and (5) by minimizing the RMSD (Root Mean Square Difference) between ASTER LST and model-derived LST, for each ASTER overpass date separately. The third step consists in adjusting LR in Eq. (10) by minimizing the RMSD between ASTER LST and model-derived LST. Note that the two latter steps require running the LST model at the observed LST resolution, which is the ASTER resolution in our case. Once the LST model has been calibrated in mean value and via the LR parameter, it can be applied to any spatial resolution, provided a DEM is available at the target resolution. The above calibration needs initializing LR with a LR first-guess of $-6^{\circ}C \cdot km^{-1}$, according to Glickman and Zenk (2000). The algorithm is summarized in Fig. 4. The above normalization method is based on several assumptions. Air humidity and wind speed (from the Imlil station data) are assumed to be uniform within the study area. The surface parameters ϵ_s , ϵ_v , α_s and α_v are also assumed to be homogeneous within the study area. α_s and α_v are estimated as the mean of the 1 km resolution MODIS-derived albedo (MCD43B3 product) over the study area. ϵ_s , ϵ_v are set up to 0.96 and 0.98, respectively, according to look-up tables from Rubio et al. (2003).

3.2. Topographic normalization based on multi-linear regression

The second proposed normalization model is based on multilinear (ML) regression:

$$T_{corr,ML} = T_{ASTER} - (T_{ML} - \langle T_{ML} \rangle) \quad (12)$$

with $T_{corr,ML}$ being the ASTER LST normalized for topographic effects using the ML approach, and T_{ML} the LST simulated by the ML regression using T_{ASTER} , DEM-derived E and DART-simulated Rg :

$$T_{ML} = \langle T_{ASTER} \rangle + A_E(E - \langle E \rangle) + A_{Rg}(Rg - \langle Rg \rangle) \quad (13)$$

with A_E and A_{Rg} being two linear regression coefficients associated to E and Rg , respectively. A_E and A_{Rg} are computed for each image separately. The above normalization method is based on several assumptions. Both variables Rg and E are assumed independent from each other because the ML regression can only fit observed data (LST ASTER) using a linear combination of independent variables (E and Rg). However, the latter assumption is considered valid only if the scene has the whole aspect range (between 0 to 360° slope orientation). The ML approach also assumes that each pixel of the scene has the same behavior in term of illumination and elevation. In other words, the ML approach represents identically the topographic effects on both soil and vegetation components.

3.3. Topographic normalization based on the slope of dry edges

Originally proposed by Goward et al. (1985), the space-based approach, also known as the triangle/trapezoidal method, uses the contextual information contained in remotely sensed LST and a vegetation index to estimate evapotranspiration. This method was subsequently utilized to monitor soil water content (Kim and Hogue, 2012; Merlin et al., 2008; Sandholt et al., 2002; Sobrino et al., 2012), surface resistance (Nemani and Running, 1989), land use and land cover change (Julien and Sobrino, 2009) and drought (Wan et al., 2004). Recently, Merlin (2013) combined the LST-albedo space and the LST-NDVI spaces, by taking advantage of the complementarity of LST, NDVI and albedo data for evapotranspiration estimation. NDVI provides information on the lush character of the vegetation while albedo is driven more by the structure and components of the surface. For instance, albedo is sensitive to the total vegetation

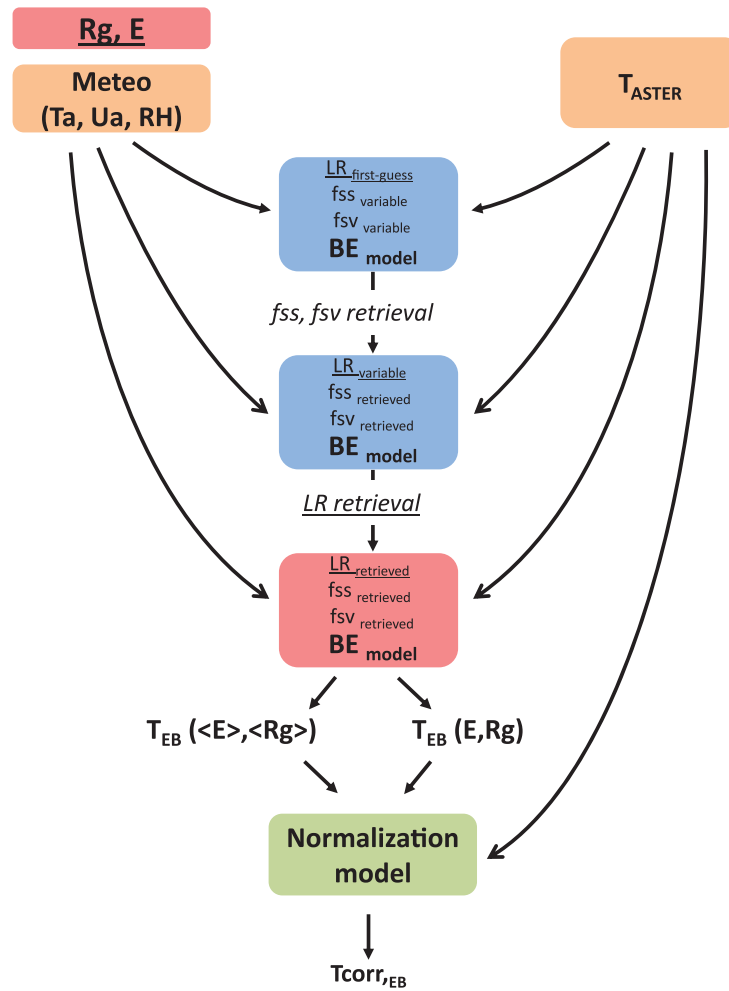


Fig. 4. Schematic diagram presenting an overview of the topographic normalization approach based on EB equations. The EB model (originally designed for solving mix-pixel problem in lowlands) is adapted to mountainous environment, and changes are highlighted by red boxes and underlined variables. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

cover including green and senescent vegetation. Consequently the LST-NDVI space-based approach confuses bare soils and soils fully or partially covered by senescent vegetation, while the LST-albedo space-based approach does not (Merlin, 2013).

Following this study, both LST-E and LST-Rg spaces provide complementary information on the spatial variation of LST in mountainous areas. The space-based approach thus potentially offers an interesting alternative method to normalize LST for topographic effects. In space-based methods, usually implemented over flat areas, the lower edge corresponds to mostly wet pixels, while the upper edge is associated with dry pixels. In mountainous areas, it is often observed that vegetation occupies specific locations, such as the valley bottom and/or the lowest elevations. The Imlil valley includes contrasted conditions between the irrigated crops at the relatively flat valley bottom, and the surrounding dry bare soil slopes. Therefore, it is expected that vegetated areas do not cover a large range of illumination and elevation conditions. For this reason, the third proposed topographic normalization model is based on the dry edge

(upper limit) of the LST-E and LST-Rg spaces (Fig. 5). In the same way as for the EB and ML method, the normalization model is written as

$$T_{corr,DE} = T_{ASTER} - (T_{DE} - \langle T_{DE} \rangle) \quad (14)$$

with $T_{corr,DE}$ being the ASTER LST normalized for topographic effects based on the slope of dry edges (DE), and T_{DE} the LST simulated by the DE approach using T_{ASTER} , DEM-derived E and DART-simulated Rg:

$$T_{DE} = \langle T_{ASTER} \rangle + B_E(E - \langle E \rangle) + B_{Rg}(Rg - \langle Rg \rangle) \quad (15)$$

with B_E being the slope of the DE in the LST-E space, and B_{Rg} the slope of the DE in the LST-Rg space. B_E and B_{Rg} are computed for each image separately.

The approach proposed by Menenti et al. (1989) is used to determine the slope of the DE in the LST-E space. It is computed as the slope of the linear regression of the maximum LST determined for

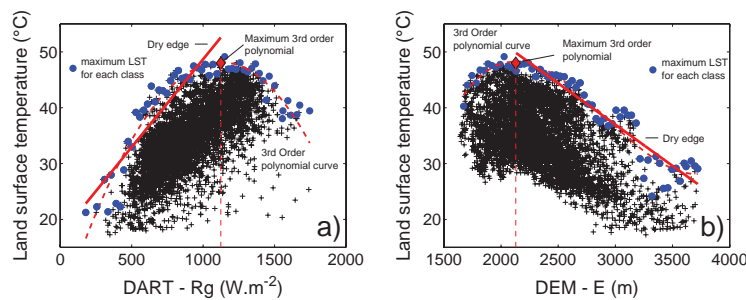


Fig. 5. Example of the DE estimation (red lines) in a) LST-Rg space and b) LST-E space for September 5th, 2014. Blue points correspond to the maximum temperature of each class. Red dashed curves are the 3rd order polynomial curves of the maximum temperatures of each class. Red diamonds are the maximum temperatures of the 3rd order polynomials that correspond to the thresholds for estimating DE. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

each E class and by excluding the E values below a threshold which does not take into account the LST variation due to the Rg effects. The threshold of E is constrained as the maximum LST simulated by the third order polynomial, estimated by using the maximum LST value of each E class (Fig. 5). Similarly, the slope of the DE in the LST-Rg space is computed as the slope of the linear regression of the maximum LST determined for each Rg class and by excluding Rg above a threshold which does not take into account the LST variation due to elevation effects (Fig. 5). The threshold of Rg is constrained as the maximum LST simulated by the third order polynomial, estimated by using the maximum LST value of each Rg class. Note that the number of class is estimated as 1% of the number of pixels.

4. Results and discussion

The three (EB, ML and DE) normalization approaches are applied to ASTER LST data. As a first assessment of the performance of normalization methods, the LST simulated by each model is compared to the ASTER LST and to the 1-cm depth soil temperature measurements. Then, the LST normalized by the EB method is qualitatively and quantitatively evaluated by visual inspection of the normalized images, statistical analyses of the spatial correlation between (non-normalized and normalized) LST and topography indicators, and the physical interpretation of the LST-fv feature space before and after normalization.

4.1. Intercomparison and validation of LST models

4.1.1. Comparison between modeled and ASTER LST

The model-derived LST from the three methods are compared to the remotely sensed ASTER LST. The objective of this comparison is to examine the potential of EB method, against both ML and DE methods, to simulate LST in a range of surface and topographic conditions by using pixel scale E and Rg. As LST is greatly controlled by topography effects over the study area, a high R value and a low RMSD value would indicate satisfactory results.

Fig. 6 plots simulated LST versus ASTER LST and Table 1 lists the correlation coefficient (R), bias, slope of linear regression (S) and RMSD between model-derived and ASTER LST for each of the three ASTER overpass dates separately. Note that clouds and their shadows on 14th of April could explain why results are slightly poorer than those for the other two dates. All biases are equal to zero due to the calibration procedure of the normalization models using ASTER LST observations. Regarding the ML regression approach, Fig. 6a, d, g and Table 1 shows satisfying results with an R of 0.76 and a RMSD of about 3.6°C. The statistical regularity obtained between the three dates reflects a certain robustness of the ML regression technique.

Its performance can be explained by the relatively simple context of the study area including mostly wet vegetation at the valley bottom and mostly dry bare soil everywhere else. A poorer efficiency of the ML regression method would be expected in more heterogeneous conditions including the presence of vegetation on the slopes. Regarding the DE approach, Fig. 6b, e, h indicate significant underestimation of LST estimates in the lower range of ASTER LST values and an overestimation in the higher range. Although the slope between model-derived LST and ASTER LST is generally close to 1, the RMSD (5.8°C) is significantly larger than for the ML case (see statistical results in Table 1) due to an overestimation of topographic effects by the DE normalization method. In fact, the DE approach assumes that all pixels have the same sensitivity to topography as dry bare soil, although dry bare soil is much more affected by Rg than wet bare soil or vegetated surfaces. This is the reason why the LST simulated by the DE approach covers a larger range of values than ASTER LST (see Fig. 6). In fact, the main issue with this approach is the non-representation of other conditions than dry bare soil, thus the need for taking into account the different behaviors of soil and vegetation components.

The statistics presented in Table 1 and the scatterplots in Fig. 6c, f, i indicate that the dual-source EB model performs better than the simpler ML and DE methods. The mean R and RMSD between model-derived and ASTER LST is 0.82 and 3°C, respectively. The consistency of the results obtained between the three dates reveals the robustness of the EB equations, as for the ML method. Moreover, the EB approach is able to retrieve a physically consistent temperature lapse rate based on ASTER and simulated LST (Table 2). The LR obtained through the minimization of the cost function in Eq. (10), is close to the values found in the literature. Under standard atmospheric conditions the mean atmospheric LR is $-6.4\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{km}^{-1}$ (Glickman and Zenk, 2000). However it is affected by the moisture content of air: in dry condition, a LR of $-10\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{km}^{-1}$ is often used to calculate temperature changes (Glickman and Zenk, 2000) while in wet condition, the LR is close $-5\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{km}^{-1}$ in a saturated air. Regarding the values obtained here (Table 2), the 5th September image has a LR of $-8.9\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{km}^{-1}$ near the LR in dry condition found in literature. This result is consistent with the fact that this date has the drier air condition (air humidity of 17%). Likewise, the image with the higher air humidity (30th of April) has the lower LR estimated as $-5.3\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{km}^{-1}$.

Regarding the dryness index of the surface soil (Table 2, fss) estimated by inversion of the soil EB, results illustrate a relatively dry soil (fss larger than 0.5) for the three dates as expected given the semi-arid climate of the area. For example the retrieved fss is 0.95 on the 14th April. Regarding the inverted vegetation water stress index (Table 2, fsv), dryness indices are generally close to 1. For example,

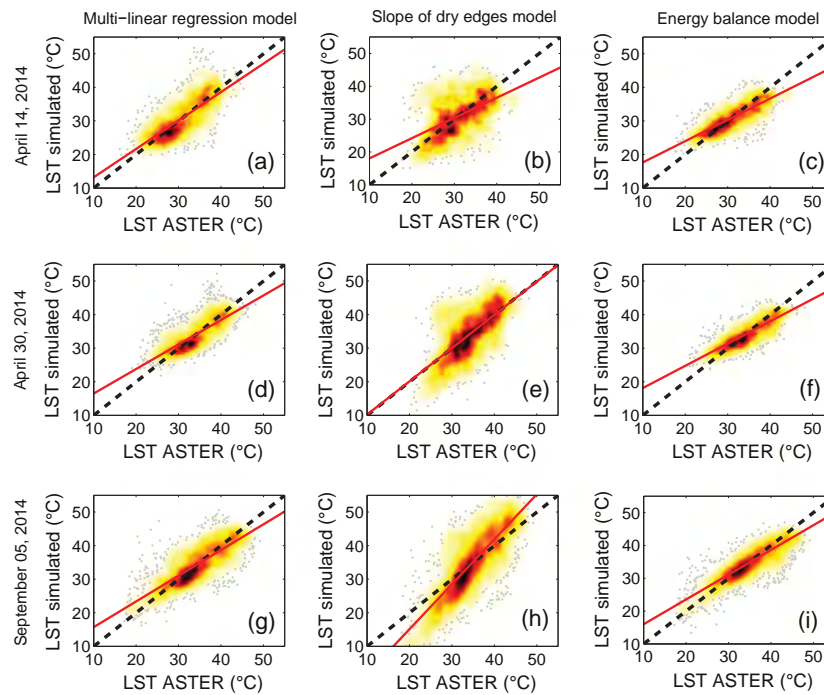


Fig. 6. Scatterplots of simulated LST versus ASTER LST for the three dates and for the ML (left), DE (middle) and EB (right column) models separately. Red lines represent the slope of linear regression. Dashed lines represent the 1:1 line. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

the retrieved *fsv* is equal to 0.85 on the 30th April. Although the vegetation in the stream valley is expected to be well-watered (i.e. not undergoing water stress) such results can be explained by the presence of sparse vegetation over the whole area. Such (potentially stressed) vegetation has a strong impact on the *fsv* inversion.

When analyzing the results obtained for each model, the EB approach gives generally the best statistical results in terms of R and RMSD between simulated and ASTER LST. In particular, the EB model is able to reproduce the spatial patterns of the LST estimated from ASTER with an R of 0.85 on the 5th of September. The soil/vegetation partitioning and the physical representation of the nonlinear relationship between LST and R_g (as expressed by the net radiation of EB equations) both explain the superiority of the EB approach. Moreover, the dual source EB-based approach is more accurate in

terms of LST estimates than the multi-linear regression approach (based on DART solar radiation and elevation data), which implicitly assumes that topographic effects are identical for both soil and vegetation components. It is also more accurate than a semi-empirical model built from the dry edge of the LST-illumination and LST-elevation feature spaces, which implicitly assumes that topographic effects are identical for both dry and wet conditions. Such results are explained by the fact that the dual source EB model explicitly represents both soil and vegetation components, whose surface fluxes are very differently affected by topography (Table 1).

4.1.2. Comparison between modeled LST and in situ soil temperature

The performance of the EB model is also assessed by comparing both the ASTER and simulated LST to the measured surface soil temperature (iButton sensors). The EB model is implemented at both 8 m and 90 m resolution using the corresponding DEMs. The 90 m resolution LST is simulated as previously. The 8 m resolution LST is simulated by running the EB model using the LR, *fss* and *fsv* parameters retrieved from 90 m resolution ASTER data. Comparisons are made by extracting the LST pixels where temperature sensors are located.

The error statistics between LST and ground measurement are presented in Table 3 and scatterplots are displayed at Fig. 7. Note that the 14th April has fewer points due to snow and clouds cover.

Table 1

Statistical results of the spatial comparison between simulated and ASTER LST for each model and each ASTER overpass date separately. The correlation coefficient (R), bias, slope of linear regression (S) and root mean square difference (RMSD) are listed. LR, *fss* and *fsv* are the environmental lapse rate, dryness index and vegetation water stress index, respectively.

Date		ML	DE	EB
14/04/2014	R (-)	0.74	0.52	0.79
	Bias (°C)	0	0	0
	S (-)	0.85	0.61	0.62
	RMSD (°C)	3.94	5.49	3.14
30/04/2014	R (-)	0.76	0.68	0.82
	Bias (°C)	0	0	0
	S (-)	0.73	0.99	0.65
	RMSD (°C)	3.26	5.22	2.79
05/09/2014	R (-)	0.79	0.82	0.85
	Bias (°C)	0	0	0
	S (-)	0.77	1.34	0.74
	RMSD (°C)	3.8	5.95	3.18

Table 2

LR, *fss* and *fsv* are the environmental lapse rate, dryness index and vegetation water stress index, respectively.

Date	<i>fss</i>	<i>fsv</i>	LR (°C · km ⁻¹)
14/04/2014	0.95	1	-5.9
30/04/2014	1	0.85	-5.3
05/09/2014	0.93	0.89	-8.9

Table 3

Statistics of the comparison between ASTER or simulated LST and the 1-cm depth soil temperature measurements by the ibutton sensors. The correlation coefficient (R), bias, root mean square difference (RMSD) and standard deviation (σ) are listed. (–) means dimensionless unit.

Date		ASTER	Model 90 m	Model 8 m
14/04/2014	σ (°C)	7.31	4.20	3.57
	R (–)	0.64	0.75	0.68
	Bias (°C)	3.04	1.48	3.41
	RMSD (°C)	6.28	3.41	3.53
30/04/2014	σ (°C)	6.05	4.11	3.90
	R (–)	0.68	0.68	0.70
	Bias (°C)	3.38	2.74	2.74
	RMSD (°C)	5.98	5.41	5.32
05/09/2014	σ (°C)	6.22	4.74	5.06
	R (–)	0.67	0.64	0.65
	Bias (°C)	0.78	–0.43	–0.91
	RMSD (°C)	5.31	5.19	5.22

When comparing the set of results, it is clear that the model-derived LST and ASTER LST give similar results in terms of both R and RMSD. For example, regarding the 30th April, the simulated LST compares slightly better with ibutton measurements than with the ASTER LST. At the same (90 m) resolution, the EB simulation reduces the RMSD between LST and ibutton temperature by approximately 0.57 °C. Regarding the bias, the obtained results are contrasted between the two first dates (bias is about 2.5 °C) and the 5th of September (bias is approaching the accuracy limit of the ibutton sensors; this is a limitation of using low cost temperature sensors). This could be due to the soil thermal inertia capacity since ibutton measurements are made at a 1 cm depth whereas the simulated LST is the skin surface temperature. For example, the two first dates (14th and 30th April) have a positive bias, which means that the mean ibutton temperature is about 3 °C colder than the remotely sensed LST. This phenomenon could be explained by the rapid morning heating of the immediate surface after a cold night. The air temperature before sunrise was 10 °C and 8 °C for the 14th and 30th of April, respectively. This characteristic is less noticeable for the 5th of September because on that date, the air temperature is less variable between day and night. Higher temperatures (22.3 °C before sunrise) were indeed recorded during the night before with a diurnal temperature variation of ~5 °C.

Fig. 7 plots ASTER and simulated LST versus ibutton measurements and Table 3 lists the R, bias and RMSD between model-derived and ASTER LST versus ibutton measurements for each of the three ASTER overpass dates separately. Results indicate that the LST simulated for the warmer pixels are systematically lower than remotely sensed LST. This could be explained by the static (instantaneous) nature of the EB model, as the LST is simulated at a specific instant and, thus neglecting the heat storage. By contrast, ASTER provides

information about the real state of the surface skin, which is potentially affected by the heat accumulation over the slopes that have been exposed to the sun for a period of time prior to the ASTER overpass. In our case, the sun-exposed slopes received more solar radiation than shadow slopes during one day.

The improvement between the LST simulated at 90 m and 8 m resolution are not as great as expected due to the topography variability around ibutton sensors. Actually, the ibuttons were set up in a topographic environment that was relatively homogeneous at the 90 m scale, given that the primary objective of the study was to normalize topographic effects at the ASTER resolution. In consequence, the LSTs simulated at 90 m and 8 m resolution compare similarly with the 1-cm depth soil temperature measurements.

4.2. Assessment of LST topographic normalization

In order to evaluate the performance of the topographic normalization method based on the dual-source EB equations, the LST data before and after normalization are analyzed. The visual inspection of LST images and the interpretation of the LST-fv feature space before and after normalization can help assess the goodness of the normalization. If the normalization is efficient, temperature difference between sun and shadow exposed slopes should be reduced. Temperature at high elevation should also be reduced. Nevertheless, vegetation and soil moisture should be still apparent.

Visual comparisons of the images before and after topographic normalization shown in Fig. 8 suggest that the topographic effects are much reduced after normalization. The black patches in the images for April 14th and 30th correspond to snow cover and clouds. The remaining temperature differences after normalization for elevation effects are expected to be small. Indeed, these differences should be related to vegetation and soil moisture conditions only and those conditions are quite homogeneous in the study area apart from some localized spots in the valley. Interestingly enough, the ridge line (located at the top left of the scene) is still conspicuous after normalization. This under-normalization of ridge lines is probably attributed to a problem with the DEM or ASTER data geo-referencing, as a pixel shift could affect results. Note that geo-referencing problem is not confined to ridges and can introduce a measurable bias in sloping areas (Nuth and Kääb, 2011).

In Fig. 8, the sun facing slope on the top left of the scene is still noticeable certainly as a result of the underestimation of LST simulated over this area. As mentioned in the previous section, this effect could be due to the soil thermal inertia capacity, which is not taken into account by the instantaneous EB model.

According to Reeder (2002), a successful topographic normalization should greatly reduce the correlation between LST and the topographic variables, especially the solar radiation (Zhang and Gao, 2011). Note that zero correlation may not be desirable, since there

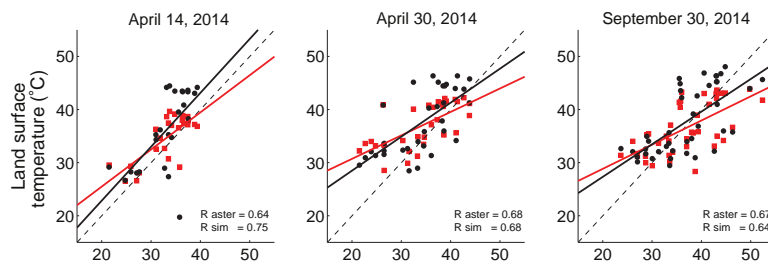


Fig. 7. Scatterplots of ASTER and simulated LST at 90m resolution versus ibutton measurements for each ASTER overpass date, separately. Red squares are simulated LST and black dots are ASTER LST. Red lines represent the slope of linear regression for simulated LST and black lines represent the slope of linear regression for ASTER LST. Dashed lines represent the 1:1 line. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

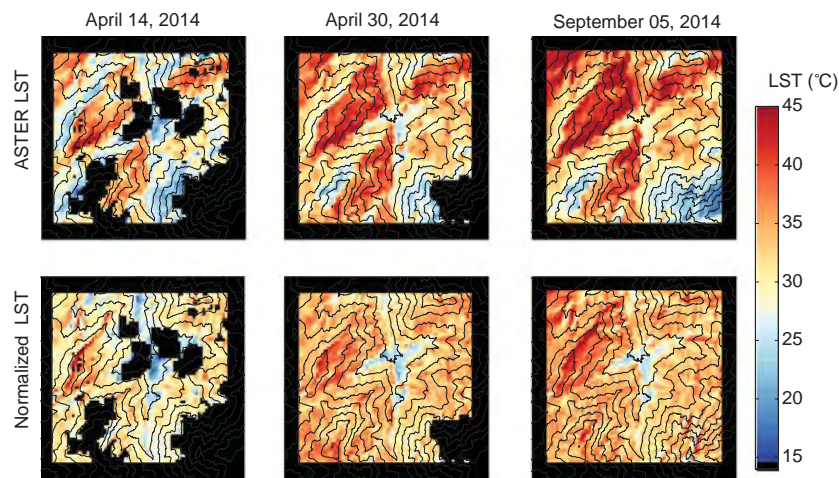


Fig. 8. Images of the LST observed by ASTER before (up) and after (down) normalization for topographic effects on the three ASTER overpass dates separately. Black lines represent the elevation contour lines between 1800 and 3600m with a 200m increment.

would normally be effects of topography linked to vegetation and moisture as well as antecedent insolation. As shown in Table 4, strong correlations are found between LST and R_g over rugged terrain before normalization. The correlation coefficients after topographic normalization are greatly reduced (from 0.76 to 0.11 for the April 30th, for example) consistent with the study in Reeder (2002). Negative correlations are obtained on the 14th of April and the 05th of September. This could be due to the artifact observed over the ridge line, which is particularly visible on those dates (see Fig. 8) or a coregistration error between DEM and the LST images.

As an additional assessment of the normalization performance, we compare the LST-fv space patterns before and after normalization. As topographic normalization aims at removing the topographic influence by deriving the LST that would be observed in a flat terrain, the LST-fv feature space after normalization should be similar to the LST-fv feature spaces classically observed in flat conditions. In flat terrain all LST pixels are contained in the polygon defined by the temperature endmembers corresponding to fully dry and wet conditions for both soil/vegetation components (Fig. 9). The four temperature endmembers ($T_{s, dry}$; $T_{v, dry}$; $T_{s, wet}$ and $T_{v, wet}$) were simulated by the EB equations using the average of $E(E)$ and $R_g(R_g)$ at the image scale. In practice, the LST-fv space was defined in a two step procedure. First, the temperature endmembers were estimated from EB equations and were located within the space defined by LST and fv (Long and Singh, 2012; Merlin, 2013). Then, the vertices of the obtained polygons were connected by straight lines (Moran et al., 1994) to interpolate the dry and wet boundaries over the full range of vegetation cover. The analysis of the LST-fv space after normalization (Fig. 9) exhibits a distribution similar to that typically obtained in flat region (e.g. Stefan et al., 2015). Specifically the topographic normalization method has removed or greatly reduced the number

of pixels outside the LST-fv space meaning above or below the dry and wet edges. An interesting feature is that the pixels that remain outside the polygon (above the dry edge) after normalization systematically correspond to pixels located near the ridge lines. Such results are fully consistent with the previous comparison between the simulated LST and 1 cm depth soil temperature measurements.

5. Summary and conclusion

This paper develops a physically-based method to normalize the satellite-derived land surface temperature (LST) for topography-induced variations of instantaneous solar radiation and air temperature over mountainous areas. Both topographic effects on LST are first quantified by inverting a dual-source soil/vegetation energy balance (EB) model forced by 1) the instantaneous solar radiation (R_g) simulated by DART model that uses a DEM as input, 2) a satellite-derived vegetation index fv, and 3) meteorological data available at a given location. The topographic normalization model is calibrated in two main steps using ASTER LST observations. The first step minimizes the mean difference between observed and modeled LST. The second step adjusts environmental lapse rate (LR), surface soil dryness index (fss) and vegetation water stress index (fsv) by minimizing the RMSD between ASTER LST and model-derived LST, for each ASTER overpass date separately. Once the LST model has been calibrated, it can be applied to any spatial resolution, provided a DEM is available at the target resolution. Satellite LST is then normalized for topography by subtracting the simulated illumination (DART-simulated solar radiation) and elevation (LR-derived air temperature) effects. The approach is tested on three ASTER overpass dates over a 6 km by 6 km area in the Atlas Mountain (Morocco): April 14th, April 30th and September 05th, 2014.

For this rugged test site, the mean correlation coefficient and RMSD between EB-simulated and ASTER LST are estimated as 0.80 and 3 °C, respectively. The EB-based approach is more accurate in terms of LST estimates than the multi-linear (ML) regression based on DART solar radiation and elevation data. It is also more accurate than a semi-empirical model built from the dry edge of the LST-illumination and LST-elevation feature spaces. Such results are explained by the fact that the EB model explicitly represents both

Table 4
Correlation coefficient (R) between R_g and LST before and after topographic normalization on the three ASTER overpass dates separately.

	R between R_g and LST		
	14/04/2014	30/04/2014	05/09/2014
Before normalization	0.75	0.76	0.67
After normalization	-0.05	0.11	-0.11

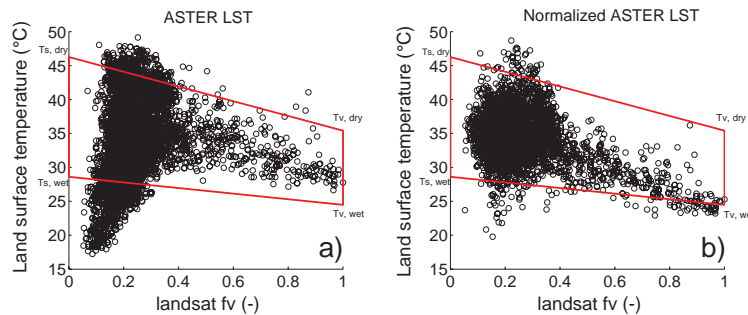


Fig. 9. The LST-fv feature space is plotted on September the 5th before (a) and after (b) topographic normalization.

soil and vegetation components, whose surface fluxes are very differently affected by topography. Moreover, the EB approach is able to physically represent the nonlinearity between LST and Rg via the net radiation component. As a further advantage of the physically-based method, the EB equation can be used to retrieve the LR at the time of ASTER overpass. It is important to note that the obtained LR is close to the values found in the literature, with a LR of $-8.9 \text{ }^\circ\text{C} \cdot \text{km}^{-1}$ (5th of September) in dry air condition; while a LR of $-5.3 \text{ }^\circ\text{C} \cdot \text{km}^{-1}$ has been estimated for the 30th of April corresponding to the highest observed relative air humidity.

The LST simulated by the EB approach is also evaluated against an extensive ground dataset of 135 autonomous 1-cm depth temperature sensors deployed over the steep-sided study area. The EB model is applied to both 8 m and 90 m resolution DEMs. While the mean RMSD between 90 m resolution ASTER LST and ibutton measurements is $6.1 \text{ }^\circ\text{C}$, the RMSD between EB LST and localized ibutton measurements is 5.4 and $5.3 \text{ }^\circ\text{C}$ for a DEM at 90 m and 8 m resolution, respectively. Last, the topography-normalized ASTER LST is analyzed both qualitatively and quantitatively. The visual comparison before and after normalization suggests that the topography-induced variations of instantaneous solar radiation and air temperature are a much reduced impact on LST after normalization. Especially, the LST spatial distribution is similar to that typically observed over a flat area where the solar radiation reaching the surface can be considered uniform. Moreover, the LST-fv feature space after normalization is similar to the LST-fv feature space classically observed in flat conditions. Quantitatively, the strong correlations found between LST and Rg over rugged terrain before normalization are greatly reduced after topographic normalization (from 0.76 to 0.11 for the April 30th). For future research, an image with recent rains could be interesting for future work because it might tend to have cooler LST and more distinctive topographic patterns.

For the first time, a normalization method for topography-induced variations of instantaneous solar radiation and air temperature has been applied to satellite LST. While LST data are widely used over relatively flat areas, this new approach offers the opportunity for new applications over mountainous areas. As a significant perspective, such a normalization method could potentially be used in conjunction with LST-based evapotranspiration methods over agricultural (Mattar et al., 2014; Merlin et al., 2010b) and complex terrain (Olivera-Guerra et al., 2014), soil moisture disaggregation methods (Malbêteau et al., 2016; Merlin et al., 2012) and forest fire prediction models (Leblon, 2005), among others. In practice, when applying the normalized LST as into to energy balance models, the energy balance would be driven by the mean (instead of the spatially-variable) Rg within the study area as it is commonly done over flat areas. Note that the operational utility of the EB normalization method over wide areas relies on the availability of ancillary data composed of

meteorological forcing. This approach is expected to provide satisfying results for valleys having heterogeneous elevation, exposition, vegetation cover and soil water availability conditions. However, the current version of the LST normalization approach is not expected to apply for valleys having strong wind gradients and extreme variations of surface albedo and emissivity. Further research is needed to include in the normalization procedure the spatial variability of wind speed and surface radiative properties. This would involve developing an accurate albedo product valid for ridge, slope and valley bottom, based on measurements of surface radiative properties and 3D (e.g. DART) reflectance simulations. Note that DART solar illumination was not directly validated in this study, due to the lack of spatialized in situ radiation data. Further research is needed to evaluate DART output in mountainous environment as improving illumination simulations would systematically enhance LST topographic normalization. Moreover, LR as a function of elevation could enhance LST topographic normalization. Integrating heat storage variation in a dynamic version of the EB model (Danilina et al., 2012) would improve the simulation of LST over the slopes exposed to the sun prior to the satellite overpass. Such developments could be fostered by the future availability of LST data at high spatial and temporal resolution (Wu et al., 2015).

Acknowledgments

This study was carried out within the frame of the Joint International Laboratory TREMA (<http://trema.ucam.ac.ma>) and was supported by the MIXMOD-E project (ANR-13-JS06-0003-01) funded by the French agency ANR (Agence Nationale de la Recherche) and the REC project (RISE-2014-645642-REC) funded by the European H2020 program. The acquisition of the Pléiades images was supported by the CNES through the ISIS program. Mohamed Kasbani, participant of the experiment, is gratefully acknowledged.

Appendix A

A.1. Dry bare soil EB equation

In Eq. (6), the dry soil (s_{dry}) net radiation is
Generally, net radiation is expressed as

$$R_n = K \downarrow - K \uparrow + L \downarrow - L \uparrow \quad (\text{A.1})$$

where $K \downarrow$ being the surface downward shortwave radiative flux, $K \uparrow$ the surface upward shortwave flux, $L \downarrow$ the downward longwave flux and $L \uparrow$ the upward longwave flux. $K \uparrow$ is defined as the fraction of $K \downarrow$ at the surface that is reflected (albedo: α). $L \downarrow$ is the result from whole

atmosphere and clouds irradiance absorbed by the surface (εR_a). $L \uparrow$ is defined by the surface temperature from Stefan-Boltzmann law ($\varepsilon \sigma T^4$). All variables are defined at the ASTER pixel scale. Generally, Rn is calculated as

$$Rn = (1 - \alpha)Rg + \varepsilon R_a - \varepsilon \sigma T^4 \quad (\text{A.2})$$

with α (-, dimensionless) being the albedo, ε (-) the emissivity, R_a ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$) the downward atmospheric radiation, and σ ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \text{K}^{-4}$) the Stefan-Boltzmann constant.

Then, $Rn_{s,dry}$ can be expressed as

$$Rn_{s,dry} = (1 - \alpha_s)Rg + \varepsilon_s R_a - \varepsilon_s \sigma T_{s,dry}^4 \quad (\text{A.3})$$

with α_s (-, dimensionless) being the soil albedo and ε_s (-) the soil emissivity. The ground heat is commonly set to a fraction of soil net radiation:

$$Gd = C_G \times Rn_{s,dry} \quad (\text{A.4})$$

with C_G (-) being set to 0.32 (Kustas and Daughtry, 1990). The dry soil sensible heat in Eq. (6) is expressed as

$$H_{s,dry} = \rho C_p \frac{T_{s,dry} - Ta}{rah_{s,dry}} \quad (\text{A.5})$$

with ρ (kg m^{-3}) being the air density, C_p ($\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$) the air specific heat, Ta the air temperature (Eq. (10)) and $rah_{s,dry}$ ($\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$) the aerodynamic resistance over dry bare soil.

A.2. Wet bare soil EB equation

In Eq. (7), the wet soil (s,wet) net radiation is

$$Rn_{s,wet} = (1 - \alpha_s)Rg + \varepsilon_s R_a - \varepsilon_s \sigma T_{s,wet}^4 \quad (\text{A.6})$$

with the ground heat expressed as

$$Gw = C_G \times Rn_{s,wet} \quad (\text{A.7})$$

The wet soil sensible heat in Eq. (7) is expressed as

$$H_{s,wet} = \rho C_p \frac{T_{s,wet} - Ta}{rah_{s,wet}} \quad (\text{A.8})$$

with $rah_{s,wet}$ ($\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$) being the aerodynamic resistance over wet bare soil. In Eq. (7), $LE_{s,wet}$ ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$) the wet soil latent heat is expressed as

$$LE_{s,wet} = \frac{\rho C_p}{\gamma} \frac{e_{sat}(T_{s,wet}) - (e_{sat}(Ta) \times \frac{Ha}{100})}{rah_{s,wet} + r_{v,min}} \quad (\text{A.9})$$

with γ the psychrometric constant ($\text{Pa} \cdot \text{K}^{-1}$) that relates the partial pressure of water in air to the air temperature, $e_{sat}(Ta)$ (Pa) the saturated vapor pressure at air temperature, $e_{sat}(T_{s,wet})$ (Pa) the saturated vapor pressure at wet soil temperature, Ha (%) the air relative humidity and $r_{v,min}$ the minimum stomatal resistance (set to $25 \text{ s} \cdot \text{m}^{-1}$ (Moran et al., 1994)).

A.3. Stressed vegetation EB equation

In Eq. (8), the stressed vegetation (v,dry) net radiation is

$$Rn_{v,dry} = (1 - \alpha_v)Rg + \varepsilon_v R_a - \varepsilon_v \sigma T_{v,dry}^4 \quad (\text{A.10})$$

with α_v (-) being the vegetation albedo, and ε_v (-) the vegetation emissivity. The vegetation sensible heat in Eq. (8) is expressed as

$$H_{v,dry} = \rho C_p \frac{T_{v,dry} - Ta}{rah_{v,dry}} \quad (\text{A.11})$$

with $H_{v,dry}$ ($\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$) the aerodynamic resistance over full-cover vegetation.

A.4. Well-watered vegetation EB equation

In Eq. (9), the well-watered vegetation (v,wet) net radiation is

$$Rn_{v,wet} = (1 - \alpha_v)Rg + \varepsilon_v R_a - \varepsilon_v \sigma T_{v,wet}^4 \quad (\text{A.12})$$

The vegetation sensible heat in Eq. (9) is expressed as

$$H_{v,wet} = \rho C_p \frac{T_{v,wet} - Ta}{rah_{v,wet}} \quad (\text{A.13})$$

with $rah_{v,wet}$ ($\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$) the aerodynamic resistance over full-cover vegetation. In Eq. (9), $LE_{v,wet}$ ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$) the vegetation latent heat is expressed as

$$LE_{v,wet} = \frac{\rho C_p}{\gamma} \frac{e_{sat}(T_{v,wet}) - (e_{sat}(Ta) \times \frac{Ha}{100})}{rah_{v,wet} + r_{v,min}} \quad (\text{A.14})$$

with $e_{sat}(T_{v,wet})$ (Pa) the saturated vapor pressure at vegetation temperature. (set to $25 \text{ s} \cdot \text{m}^{-1}$ (Moran et al., 1994)). The expressions of R_a , rah_s , rah_v , $e_{sat}(Ta)$, $e_{sat}(T_s)$ and $e_{sat}(T_v)$ are expressed as follows:

In Eqs. (A.3), (A.6), (A.10) and (A.12) the downward atmospheric radiation is expressed as

$$R_a = \varepsilon_a \sigma T_a^4 \quad (\text{A.15})$$

with ε_a (-) being the effective atmospheric emissivity. The emissivity of clear skies is estimated as in Brutsaert (1975) based on Herrero and Polo (2012), Iziomon et al. (2003) and Kustas et al. (1994):

$$\varepsilon_a = 0.553(e_a/100)^{1/7} \quad (\text{A.16})$$

with e_a the air vapor pressure computed as

$$e_a = e_{sat}(Ta)(h_a/100) \quad (\text{A.17})$$

In Eqs. (A.9) and (A.14) the saturated vapor pressure at temperature T is expressed as

$$e_{sat}(T) = 611 \exp[17.27(T - 273.15)/(T - 35.9)] \quad (\text{A.18})$$

In Eqs. (A.5), (A.8), (A.9), (A.11), (A.13) and (A.14) the component aerodynamic resistance rah for the soil or vegetation is estimated as in Choudhury et al. (1986):

$$rah = \frac{rah_0}{(1 + Ri)^\eta} \quad (\text{A.19})$$

with rah_0 ($\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$) being the neutral aerodynamic resistance, Ri (-) the Richardson number which represents the importance of free versus forced convection, and η (-) a coefficient set to 0.75 in unstable conditions (component temperature larger than Ta) and 2 in stable

conditions (component temperature lower than T_a). The Richardson number is computed as

$$Ri = \frac{5gZ(T - T_a)}{TaU_a^2} \quad (A.20)$$

with T being the component temperature (T_s for rah_s and T_v for rah_v). The neutral rah_0 is computed as

$$rah_0 = \frac{1}{k^2 U_a} \left[\ln \left(\frac{Z-d}{Z_0h} \right) \right] \left[\ln \left(\frac{Z-d}{Z_0m} \right) \right] \quad (A.21)$$

with k (–) being the von Karman constant, U_a ($m \cdot s^{-1}$) the wind speed measured at the height Z (m) and Z_0m (m) the momentum roughness. Z_0m is set to 0.003 m for rah_s (Stefan et al., 2015; Yang et al., 2008) and 0.1 m for rah_v (Allen et al., 1998). Z_0h is expressed as Z_0m divided by 10 (Allen et al., 1998).

References

Abrams, M., 2000. The advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER): data products for the high spatial resolution imager on NASA's Terra platform. *Int. J. Remote Sens.* 21 (5), 847–859.

Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M., 1998. Crop evapotranspiration - guidelines for computing crop water requirements. *FAO Irrigation and Drainage Paper* 56, 1–15.

Allen, R.G., Tasumi, M., Morse, A., Trezza, R., Wright, J.L., Bastiaanssen, W., Kramber, W., Lorite, I., Robison, C.W., Morse, A., Trezza, R., Wright, J.L., Bastiaanssen, W., Kramber, W., Lorite, I., Robison, C.W., Morse, A., Trezza, R., Wright, J.L., Bastiaanssen, W., Kramber, W., Lorite, I., Robison, C.W., 2007. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) applications. *J. Irrig. Drain. Eng.* 133 (4), 395–406.

Allen, R.G., Trezza, R., Tasumi, M., 2006. Analytical integrated functions for daily solar radiation on slopes. *Agric. For. Meteorol.* 139 (1–2), 55–73.

Anderson, M.C., Norman, J.M., Kustas, W., Houborg, R., Starks, P., Agam, N., 2008. A thermal-based remote sensing technique for routine mapping of land-surface carbon, water and energy fluxes from field to regional scales. *Remote Sens. Environ.* 112 (12), 4227–4241. Dec.

Bastiaanssen, W., Menenti, M., Feddes, R., Holtslag, A., 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. *J. Hydrol.* 212–213, 198–212.

Berthier, E., Vincent, C., Magnússon, E., Gunnlaugsson, Á., Pitte, P., Le Meur, E., Masiokas, M., Ruiz, L., Pálsson, F., Belart, J.M.C., Wagnon, P., 2014. Glacier topography and elevation changes derived from Pléiades sub-meter stereo images. *Cryosphere* 8 (6), 2275–2291. Dec.

Bertoldi, G., Notarnicola, G., Leitinger, G., Endrizzi, S., Zebisch, M., Della Chiesa, S., Tappeiner, U., 2010. Topographical and ecophysiological controls on land surface temperature in an alpine catchment. *Ecology* 3, 189–204.

Boulet, G., Chehbouni, A., Gentine, P., Duchemin, B., Ezzahar, J., Hadria, R., 2007. Monitoring water stress using time series of observed to unstressed surface temperature difference. *Agric. For. Meteorol.* 146 (3–4), 159–172.

Bristow, K.L., 1987. On solving the surface energy balance equation for surface temperature. *Agric. For. Meteorol.* 39 (1), 49–54. Jan.

Brunsell, N.A., Gillies, R.R., 2003. Length scale analysis of surface energy fluxes derived from remote sensing. *J. Hydrometeorol.* 4 (6), 1212–1219. Dec.

Brutsaert, W., 1975. On a derivable formula for long-wave radiation from clear skies. *Water Resour. Res.* 11 (5), 742–744. Oct.

Cammalleri, C., Vogt, J., 2015. On the role of land surface temperature as proxy of soil moisture status for drought monitoring in Europe. *Remote Sens.* 7 (12), 16849–16864.

Chebouni, A., Escadafal, R., Duchemin, B., Boulet, G., Simonneaux, V., Dedieu, G., Mougnot, B., Khabba, S., Kharrou, H., Maisongrande, P., Merlin, O., Chaponnière, A., Ezzahar, J., ErRaki, S., Hoedjes, J., Hadria, R., Abourida, A., Cheggour, A., Raïbi, F., Boudhar, A., Benhadj, I., Hanich, L., Benkaddour, A., Guemouria, N., Chehbouni, A.H., Lahrouni, A., Olioso, A., Jacob, F., Williams, D.G., Sobrino, J.A., 2008. An integrated modelling and remote sensing approach for hydrological study in arid and semiarid regions: the SUDMED Programme. *Int. J. Remote Sens.* 29 (17–18), 5161–5181.

Choudhury, B., Reginato, R., Idso, S., 1986. An analysis of infrared temperature observations over wheat and calculation of latent heat flux. *Agricultural and Forest Meteorology* 37 (1), 75–88. May.

Claverie, M., Vermote, E.F., Franch, B., Masek, J.G., 2015. Evaluation of the Landsat-5 TM and Landsat-7 ETM+ surface reflectance products. *Remote Sens. Environ.* 169, 390–403.

Coret, L., Briottet, X., Kerr, Y., Chehbouni, A., 2004. Simulation study of view angle effects on thermal infrared measurements over heterogeneous surfaces. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 42 (3), 664–672.

Danilina, I., Gillespie, A.R., Balick, L., Mushkin, A., Smith, M., Blumberg, D., 2013. Compensation for subpixel roughness effects in thermal infrared images. *Int. J. Remote Sens.* 34 (9–10), 3425–3436.

Danilina, I., Gillespie, A.R., Balick, L.K., Mushkin, A., O'Neal, M.A., 2012. Performance of a thermal-infrared radiosity and heat-diffusion model for estimating subpixel radiant temperatures over the course of a day. *Remote Sens. Environ.* 124, 492–501.

Dozier, J., 1980. A clear-sky spectral solar radiation model. *Water Resour. Res.* 16 (4), 709–718.

Dozier, J., Outcalt, S.I., 1979. An approach toward energy balance simulation over rugged terrain. *Geogr. Anal.* 11 (1), 65–85.

Dubayah, R., 1992. Estimating net solar radiation using Landsat thematic mapper and digital elevation data. *Water Resour. Res.* 28 (9), 2469–2484. Sep.

Dubayah, R.C., 1994. Modeling a solar radiation topoclimatology for the Rio Grande River Basin. *J. Veg. Sci.* 5 (5), 627–640.

Eckmann, T.C., Roberts, D.A., Still, C.J., 2008. Using multiple endmember spectral mixture analysis to retrieve subpixel fire properties from MODIS. *Remote Sens. Environ.* 112 (10), 3773–3783.

Endrizzi, S., Gruber, S., Amico, M.D., Rigon, R., 2013. GEOTop 2.0: simulating the combined energy and water balance at and below the land surface accounting for soil freezing, snow cover and terrain effects. *Geosci. Model Dev. Discuss.* (ii), 6279–6341.

Essery, R., Marks, D., 2007. Scaling and parametrization of clear-sky solar radiation over complex topography. *J. Geophys. Res.* Atmos. 112 (10), 1–12.

Garen, D.C., Marks, D., 2005. Spatially distributed energy balance snowmelt modelling in a mountainous river basin: estimation of meteorological inputs and verification of model results. *J. Hydrol.* 315, 126–153.

Gastellu-Etchegorry, J.P., 2008. 3D modeling of satellite spectral images, radiation budget and energy budget of urban landscapes. *Meteorol. Atmos. Phys.* 102 (3–4), 187–207.

Gastellu-Etchegorry, J.P., Demarez, V., Pinel, V., Zagolski, F., 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sens. Environ.* 58, 131–156. November 1995.

Gastellu-Etchegorry, J.P., Martin, E., Gascon, F., 2004. DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. *Int. J. Remote Sens.* 25 (1), 73–96. Jan.

Gillespie, A., Rokugawa, S., Matsunaga, T., Steven Cothorn, J., Hook, S., Kahle, A.B., 1998. A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36 (4), 1113–1126.

Glickman, T.S., Zenk, W., 2000. *Glossary of Meteorology* (2nd ed.). American Meteorological Society, Boston.

Goward, S.N., Cruickshanks, G.D., Hope, A.S., 1985. Observed relation between thermal emission and reflected spectral radiance of a complex vegetated landscape. *Remote Sens. Environ.* 18 (2), 137–146.

Guillevic, P., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Demarty, J., Prévot, L., 2003. Thermal infrared radiative transfer within three-dimensional vegetation covers. *J. Geophys. Res.* 108 (D8), 4248.

Gutman, G., Ignatov, A., 1998. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models. *Int. J. Remote Sens.* 19 (8), 1533–1543.

Hais, M., Kučera, T., 2009. The influence of topography on the forest surface temperature retrieved from Landsat TM, ETM+ and ASTER thermal channels. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 64 (6), 585–591. nov.

Hansen, J., Ruedy, R., Sato, M., Lo, K., 2010. Global surface temperature change. *Rev. Geophys.* 48 (4), RG4004.

Herrero, J., Polo, M.J., 2012. Parameterization of atmospheric longwave emissivity in a mountainous site for all sky conditions. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 16 (9), 3139–3147.

Hubbart, J., Link, T., Campbell, C., Cobos, D., 2005. Evaluation of a low-cost temperature measurement system for environmental applications. *Hydrol. Process.* 19 (7), 1517–1523.

Iziomon, M.G., Mayer, H., Matzarakis, A., 2003. Downward atmospheric longwave irradiance under clear and cloudy skies: measurement and parameterization. *J. Atmos. Sol. Terr. Phys.* 65 (10), 1107–1116.

Jarlan, L., Khabba, S., Er-Raki, S., Le Page, M., Hanich, L., Fakir, Y., Merlin, O., Mangiarotti, S., Gascoin, S., Ezzahar, J., Kharrou, M., Berjamy, B., Saïdi, A., Boudhar, A., Benkaddour, A., Laftouhi, N., Abaoui, J., Tavernier, A., Boulet, G., Simonneaux, V., Drioueh, F., El Adnani, M., El Fazziki, A., Amenzou, N., Raïbi, F., El Mandour, A., Ibouh, H., Le Dantec, V., Habets, F., Trambly, Y., Mougnot, B., Leblanc, M., El Faïz, M., Drapeau, L., Coudert, B., Hagolle, O., Filali, N., Belagiz, S., Marchane, A., Szczypta, C., Tourni, J., Diarra, A., Agouade, G., Hajhouji, Y., Nassah, H., Bigeard, G., Chirouze, J., Boukharri, 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 (19–20), 4879–4917. Oct.

Julien, Y., Sobrino, J.A., 2009. The yearly land cover dynamics (YLCD) method: an analysis of global vegetation from NDVI and LST parameters. *Remote Sens. Environ.* 113 (2), 329–334. Feb.

Karnieli, A., Agam, N., Pinker, R.T., Anderson, M., Imhoff, M.L., Gutman, G.G., Panov, N., Goldberg, A., 2010. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: merits and limitations. *J. Clim.* 23 (3), 618–633. Feb.

Kim, J., Hogue, T.S., 2012. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50 (2), 446–460. Feb.

Kogan, F.N., 2001. Operational space technology for global vegetation assessment. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 82 (9), 1949–1964.

- Kustas, W., Anderson, M., 2009. Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling. *Agric. For. Meteorol.* 149 (12), 2071–2081. Dec.
- Kustas, W.P., Daughtry, C.S., 1990. Estimation of the soil heat flux/net radiation ratio from spectral data. *Agric. For. Meteorol.* 49 (3), 205–223. Feb.
- Kustas, W.P., Rango, A., Uijlenhoet, R., 1994. A simple energy budget algorithm for the snowmelt runoff model. *Water Resour. Res.* 30 (5), 1515–1527.
- Lagouarde, J.P., Kerr, Y.H., Brunet, Y., 1995. An experimental study of angular effects on surface temperature for various plant canopies and bare soils. *Agric. For. Meteorol.* 77 (3–4), 167–190.
- Leblon, B., 2005. Monitoring forest fire danger with remote sensing. *Nat. Hazards* 35 (3), 343–359.
- Liu, Y., Hiyama, T., Yamaguchi, Y., 2006. Scaling of land surface temperature using satellite data: a case examination on ASTER and MODIS products over a heterogeneous terrain area. *Remote Sens. Environ.* 105 (2), 115–128. Nov.
- Liu, Y., Noumi, Y., Yamaguchi, Y., 2009. Discrepancy between ASTER- and MODIS-derived land surface temperatures: terrain effects. *Sensors* 9 (2), 1054–1066.
- Long, D., Singh, V.P., 2012. A two-source trapezoid model for evapotranspiration (TTME) from satellite imagery. *Remote Sens. Environ.* 121, 370–388. Jun.
- Malbêteau, Y., Merlin, O., Molero, B., Rüdiger, C., Bacon, S., 2016. DisPATCH as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements: application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 45, 221–234. Mar.
- Marti, R., Gascoin, S., Houet, T., Laffly, D., René, P., 2014. Evaluation du modèle numérique d'élévation d'une petite glacier de montagne généré à partir d'images stéréoscopiques Pléiades. cas du glacier d'Ossoue, Pyrénées françaises. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* 208, 57–62.
- Mattar, C., Franch, B., Sobrino, J.A., Corbari, C., Jiménez-Muñoz, J.C., Olivera-Guerra, L., Skokovic, D., Soria, G., Oltra-Carrió, R., Julien, Y., Mancini, M., 2014. Impacts of the broadband albedo on actual evapotranspiration estimated by S-SEBI model over an agricultural area. *Remote Sens. Environ.* 147, 23–42.
- Menenti, M., Bastiaanssen, W., van Eick, D., Abd el Karim, M., 1989. Linear relationships between surface reflectance and temperature and their application to map actual evaporation of groundwater. *Adv. Space Res.* 9 (1), 165–176. Jan.
- Merlin, O., 2013. An original interpretation of the wet edge of the surface temperature albedo space to estimate crop evapotranspiration (SEB-15), and its validation over an irrigated area in northwestern Mexico. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 17 (9), 3623–3637.
- Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J.P., Kerr, Y., 2010. An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data. *Remote Sensing of Environment* 114 (10), 2305–2316. Oct.
- Merlin, O., Chehbouni, A., 2004. Different approaches in estimating heat flux using dual angle observations of radiative surface temperature. *Int. J. Remote Sens.* 25 (1), 275–289. Jan.
- Merlin, O., Chehbouni, A., Kerr, Y., Njoku, E., Entekhabi, D., 2005. A combined modeling and multispectral/multiresolution remote sensing approach for disaggregation of surface soil moisture: application to SMOS configuration. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 43 (9), 2036–2050. Sep.
- Merlin, O., Duchemin, B., Hagolle, O., Jacob, F., Coudert, B., Chehbouni, G., Dedieu, G., Garatuza, J., Kerr, Y., 2010. Disaggregation of MODIS surface temperature over an agricultural area using a time series of Formosat-2 images. *Remote Sens. Environ.* 114 (11), 2500–2512. Nov.
- Merlin, O., Rudiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J.P., Kerr, Y.H., 2012. Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50 (5), 1556–1571. May.
- Merlin, O., Walker, J., Chehbouni, A., Kerr, Y., 2008. Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sens. Environ.* 112 (10), 3935–3946. Oct.
- Meybeck, M., Green, P., Vörösmarty, C., 2001. A new typology for mountains and other relief classes. *Mt. Res. Dev.* 21 (1), 34–45.
- Meyer, D., 2011. ASTER global digital elevation model version 2. Summary of validation results. *Japan Space Systems* 7.
- Minnis, P., Khaiyer, M.M., 2000. Anisotropy of land surface skin temperature derived from satellite data. *J. Appl. Meteorol.* 39 (7), 1117–1129.
- Moran, M.S., Clarke, T.R., Inoue, Y., Vidal, A., 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Nemani, R.R., Running, S.W., 1989. Estimation of regional surface resistance to evapotranspiration from NDVI and thermal-IR AVHRR data. [Normalized Difference Vegetation Index]. J. Appl. Meteorol.* 28, 276–284.
- Norman, J.M., Divakarla, M., Goel, N.S., 1995. Algorithms for extracting information from remote thermal-IR observations of the earth's surface. *Remote Sens. Environ.* 51 (1), 157–168.
- Kääb, Nuth, C., 2011. Co-registration and bias corrections of satellite elevation data sets for quantifying glacier thickness change. *Cryosphere* 5 (1), 271–290.
- Olivera-Guerra, L., Mattar, C., Galleguillos, M., 2014. Estimation of real evapotranspiration and its variation in Mediterranean landscapes of central-southern Chile. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 28 (1), 160–169.
- Prata, A.J., Caselles, V., Coll, C., Sobrino, J.A., Ottle, C., 1995. Thermal remote sensing of land surface temperature from satellites: current status and future prospects. *Remote Sens. Rev.* 12 (3–4), 175–224.
- Proy, C., Tanre, D., Deschamps, P., 1989. Evaluation of topographic effects in remotely sensed data. *Remote Sens. Rev.* 30 (1), 21–32.
- Rasmussen, M.O., Pinheiro, A.C., Proud, S.R., Sandholt, I., 2010. Modeling angular dependences in land surface temperatures from the SEVIRI instrument onboard the geostationary meteosat second generation satellites. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 48 (8), 3123–3133.
- Raz-Yaseef, N., Rotenberg, E., Yakir, D., 2010. Effects of spatial variations in soil evaporation caused by tree shading on water flux partitioning in a semi-arid pine forest. *Agric. For. Meteorol.* 150 (3), 454–462.
- Reeder, D.H., 2002. Topographic Correction of Satellite Images: Theory and Application.
- Rigon, R., Bertoldi, G., Over, T.M., 2006. GEOTop: a distributed hydrological model with coupled water and energy budgets. *J. Hydrometeorol.* 7 (3), 371–388.
- Rubio, E., Caselles, V., Coll, C., Valour, E., Sospedra, F., 2003. Thermal infrared emissivities of natural surfaces: improvements on the experimental set-up and new measurements. *Int. J. Remote Sens.* 24 (24), 5379–5390. Jan.
- Sandholt, I., Rasmussen, K., Andersen, J., 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sens. Environ.* 79 (2–3), 213–224. Feb.
- Sepulcre-Cantó, G., Zarco-Tejada, P.J., Sobrino, J.A., Berni, J.A.J., Jiménez-Muñoz, J.C., Gastellu-Etchegorry, J.P., 2009. Discriminating irrigated and rainfed olive orchards with thermal ASTER imagery and DART 3D simulation. *Agric. For. Meteorol.* 149 (6–7), 962–975.
- Shreve, F., 1924. Soil temperature as influenced by altitude and slope exposure. *Ecology* 5 (2), 128–136. Apr.
- Sobrino, J.A., Franch, B., Mattar, C., Jiménez-Muñoz, J., Corbari, C., 2012. A method to estimate soil moisture from airborne hyperspectral scanner (AHS) and ASTER data: application to SEN2FLEX and SEN3EXP campaigns. *Remote Sens. Environ.* 117, 415–428.
- Sobrino, J.A., Cuenca, J., 1999. Angular variation of thermal infrared emissivity for some natural surfaces from experimental measurements. *Appl. Opt.* 38 (18), 3931–3936.
- Sobrino, J.A., Franch, B., Mattar, C., Gastellu-Etchegorry, J.P., Jiménez-Muñoz, J.C., Grau, E., 2011. Evaluation of the DART 3D model in the thermal domain using satellite/airborne imagery and ground-based measurements. *Int. J. Remote Sens.* 32 (22), 7453–7477. Nov.
- Stefan, V., Merlin, O., Er-Raki, S., Escorihuela, M.-J., Khabba, S., 2015. Consistency between in situ, model-derived and high-resolution-image-based soil temperature endmembers: towards a robust data-based model for multi-resolution monitoring of crop evapotranspiration. *Remote Sens.* 7 (8), 10444–10479. Aug.
- Susong, D., Marks, D., Garen, D., 1999. Methods for developing time-series climate surfaces to drive topographically distributed energy- and water-balance models. *Hydrol. Process.* 13, 2003–2021. May 1998.
- Voogt, J., Oke, T., 2003. Thermal remote sensing of urban climates. *Remote Sens. Environ.* 86 (3), 370–384.
- Wan, Z., Wang, P., Li, X., 2004. Using MODIS land surface temperature and normalized difference vegetation index products for monitoring drought in the southern Great Plains, USA. *Int. J. Remote Sens.* 25 (1), 61–72. Jan.
- Widowski, J.-L., Robustelli, M., Disney, M., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lavergne, T., Lewis, P., North, P., Pinty, B., Thompson, R., Verstraete, M., 2008. The RAMI on-line model checker (ROMC): a web-based benchmarking facility for canopy reflectance models. *Remote Sens. Environ.* 112 (3), 1144–1150. Mar.
- Widowski, J.L., Taberner, M., Pinty, B., Bruniquel-Pinel, V., Disney, M., Fernandes, R., Gastellu-Etchegorry, J.P., Gobron, N., Kuusk, A., Lavergne, T., Leblanc, S., Lewis, P.E., Martin, E., Mottus, M., North, P.R.J., Qin, W., Robustelli, M., Rochdi, N., Ruiloba, R., Soler, C., Thompson, R., Verhoef, W., Verstraete, M.M., Xie, D., 2007. Third radiation transfer model intercomparison (RAMI) exercise: documenting progress in canopy reflectance models. *J. Geophys. Res. Atmos.* 112 (9), 1–28.
- Wu, P., Shen, H., Zhang, L., Göttsche, F.-M., 2015. Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature. *Remote Sens. Environ.* 156, 169–181.
- Yang, K., Koike, T., Ishikawa, H., Kim, J., Li, X., Liu, H., Liu, S., Ma, Y., Wang, J., 2008. Turbulent flux transfer over bare-soil surfaces: characteristics and parameterization. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 47 (1), 276–290. Jan.
- Zhang, R., Tian, J., Su, H., Sun, X., Chen, S., Xia, J., 2008. Two improvements of an operational two-layer model for terrestrial surface heat flux retrieval. *Sensors* 8 (10), 6165–6187. Oct.
- Zhang, W., Gao, Y., 2011. Topographic correction algorithm for remotely sensed data accounting for indirect irradiance. *Int. J. Remote Sens.* 32 (7), 1807–1824.

5.5 Supplément : Application aux données LANDSAT

Grâce aux travaux de Tardy et al. (2016) pour estimer les LST à partir des données infra-rouges thermiques Landsat, nous avons pu appliquer cette nouvelle méthode de correction à 4 images supplémentaires de LST dérivées de Landsat. Cette étude est réalisée sur la même zone que précédemment pour les dates du 30 Avril, 25 mai et 12 Aout 2014 à partir des images de Landsat 7 et du 05 septembre 2014 avec une image de Landsat 8. Ces travaux additionnels permettent de montrer que la méthode est générique, et peut donc être appliquée sur différentes sources de LST. Elle permet aussi de tester la robustesse de la méthode avec 4 nouveaux cas d'études. La table 5.1 compare les observations et simulations des LST avec les mesures *in situ*. On constate clairement que les résultats sont similaires d'un point de vue du coefficient de corrélation et RMSE. Cependant les biais sont contrastés comme pour l'étude avec ASTER. La figure 5.6 présente les images de LST observée par landsat, simulée et corrigée pour la date du 05 septembre 2014. Comme pour le cas ASTER, nous observons distinctement les pentes exposées au soleil (plus chaudes) et les pentes à l'ombre (plus froides). La performance du modèle est également évaluée en comparant les images observées et simulées. Le coefficient de corrélation moyen est de 0.86 et un RMSE moyen de 3°C. La cohérence des statistiques confirme le caractère générique et la robustesse de l'approche.

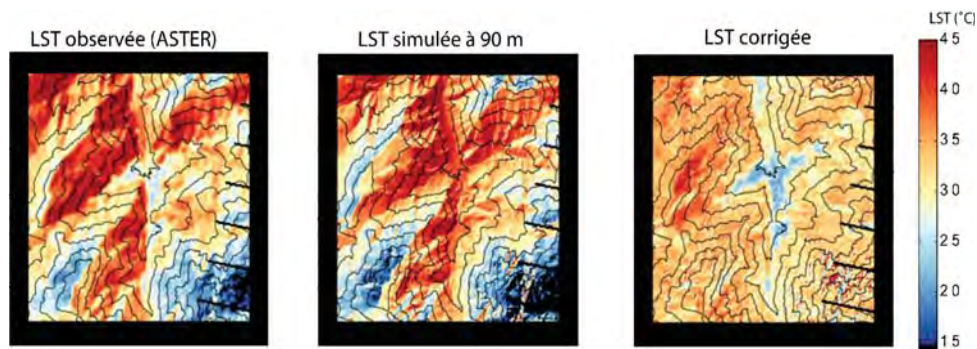


FIGURE 5.6 – Images de la LST observée par Landsat, simulée à 90 m et corrigée des effets topographiques le 05 septembre 2014. Les lignes noires représentent les lignes d'altitude entre 1800 et 3600 m avec un incrément de 200 m.

L'inversion du taux de décroissance de température de l'air a permis de retrouver des valeurs du même ordre de grandeur que celles inversées avec ASTER avec des gradients de 3 à 10.4°C/km. Dans des conditions moyennes, le gradient est estimé à environ 6.4°C/km, cependant il est variable selon l'humidité de l'air. Sur les images corrigées, les anomalies négatives de LST en bas de la vallée correspondent à la végétation (Fig. 5.6). La comparaison visuelle entre les images observées et corrigées démontre que les effets topographiques ont été réduits d'après la figure 5.7. La réduction du coefficient présenté dans le tableau 5.2 confirme la bonne efficacité de la méthode. Ces analyses quantitatives et qualitatives confortent les résultats obtenus avec les données ASTER, et nous encourageant pour de futures applications puisque les données Landsat sont gratuites et disponibles depuis 1999 avec Landsat 7.

TABLE 5.1 – Statistiques spatiales de la comparaison entre les LST landsat et LST simulées avec les température du sol issue des capteurs ibuttons. Le coefficient de corrélation (R), le biais moyen (B) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSD) sont exposés. σ est l'écart type des valeurs.

Date	LST (σ)	R (-)	B ($^{\circ}\text{C}$)	RMSD ($^{\circ}\text{C}$)
30/04/2014	Landsat 7 (7.31)	0.67	-0.35	4.48
	modèle 90 m (4.20)	0.74	2.40	5.01
25/06/2014	Landsat 7 (6.05)	0.67	-3.37	7.53
	modèle 90 m (4.11)	0.66	-1.98	6.58
12/08/2014	Landsat 7 (5.39)	0.76	0.35	5.85
	modèle 90 m (3.67)	0.75	1.88	6.00
05/09/2014	Landsat 8 (6.22)	0.73	-0.47	5.15
	modèle 90 m (4.74)	0.73	1.23	5.29

TABLE 5.2 – Coefficient de corrélation (R) entre l'éclairement (Rg) et la LST avant et après correction sur les 4 images Landsat.

	R between Rg and LST			
	30/04/2014	25/06/2014	12/08/2014	05/09/2014
before correction	0.79	0.74	0.72	0.72
after correction	0.19	0.17	-0.06	-0.09

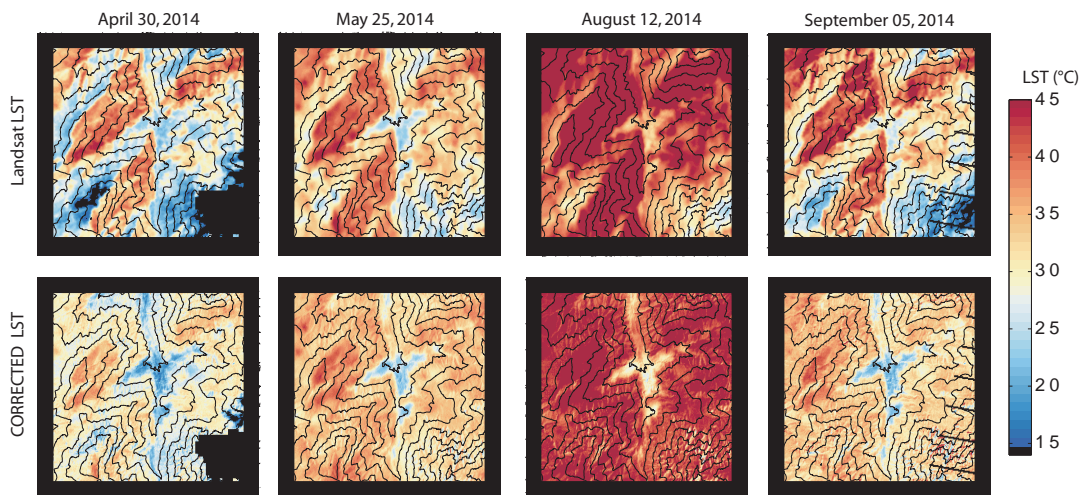


FIGURE 5.7 – Images de la LST observée par Landsat avant (haut) et après (bas) correction des effets topographiques sur 4 dates. Les lignes noires représentent les lignes de niveau d'altitude entre 1800 and 3600 m avec un incrément de 200 m.

5.6 Synthèse et Conclusion

Ce chapitre décrit une méthode physique pour corriger les images de température de surface (LST) issues de la télédétection des effets topographiques induits par les variations du rayonnement solaire et de la température de l'air en milieu montagneux. Cette méthode est une première approche afin d'étendre l'applicabilité des méthodes basées sur les LST aux vallées et pentes de montagne. En effet, peu d'études ont été réalisées dans ces milieux à cause de la grande complexité de ces régions. Cependant elles représentent 20% des surfaces émergées. Dans ce contexte, nous avons proposé dans le cadre de cette thèse et du projet ANR-MIXMOD-E de représenter explicitement et à des résolutions multiples les effets de l'altitude et de l'éclairement sur la LST. L'idée est de modéliser la LST en fonction de l'altitude et de l'exposition solaire de chaque pixel infrarouge thermique. Pour cette première étape, nous avons utilisé :

1. Un MNT à la résolution de l'observation
2. Le modèle 3D DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) pour simuler le rayonnement solaire avec les effets d'environnement
3. La fraction de végétation issue de Landsat
4. Les données météorologiques d'une station de mesure
5. Un modèle de bilan d'énergie double source (sol/végétation)
6. Une image LST observée par satellite

La méthode de correction est basée sur une méthode de projection qui permet de corriger les effets topographiques sur les LST en dissociant les effets de la variabilité liée à l'altitude et à l'éclairement de celle liée aux autres paramètres de surface intégrées dans la LST. Cette approche originale de modélisation et de correction topographique a été testée sur la vallée d'Imlil dans le Haut Atlas marocain à partir de deux sources (Landsat et ASTER) de données infrarouges thermiques. Cette méthode est multi-résolution car elle peut être facilement mise en œuvre avec un MNT à des résolutions variées, de l'ordre de 8 m pour le MNT Pleiades, 30 m pour SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) et 1 km pour le GTOPO30 (utilisé par le processeur de DisPATCH). De plus la méthode physique permet d'inverser le taux de décroissance (avec l'altitude) de la température de l'air à partir des données LST et DART. Les résultats de la modélisation topographique sont plus précis que ceux issus d'une approche basée sur des régressions multi-linéaires.

Des améliorations sont possibles, notamment en ajoutant les données météorologiques spatialisées (le vent et humidité relative de l'air). L'albedo et l'émissivité ont également un rôle important dans l'estimation de la LST par le bilan d'énergie. L'intégration des données spatialisées des propriétés radiatives de surface permettrait de mieux contraindre le modèle. Une limitation importante est le temps de calcul sur des grandes zones du rayonnement solaire à partir de DART. Une première idée pourrait être de diviser les grandes scènes en plusieurs tuiles. Parmi les applications possibles nous envisageons à moyen terme d'utiliser la LST corrigée en entrée des modèles de l'évapotranspiration et des méthodes de désagrégation (e.g. DisPATCH).

Chapitre 6

Conclusion générale

Sommaire

6.1	Résumé des travaux	118
6.2	Limites des méthodes et Discussion	119
6.3	Perspectives d'application	120
6.3.1	Vers la correction et désagrégation des données de précipitations	120
6.3.2	Vers l'estimation des apports d'eau par l'irrigation	121
6.3.3	Synergie multi-capteur pour l'étude du cycle de l'eau	122

Ces travaux sur le **suivi des ressources en eau par une approche combinant la télédétection multi-capteur et la modélisation phénoménologique** ont pour objectif d'améliorer la représentation spatio-temporelle des processus hydrologiques de surface à partir des modèles physiques adaptés aux informations disponibles dont la télédétection multi-capteur/multi-résolution. Lors de cette thèse, nous avons poursuivi les développements méthodologiques (désagrégation, assimilation, modèles de bilan d'énergie) autour de l'estimation de l'humidité de surface (SSM) avec une résolution spatio-temporelle adaptée à la gestion des ressources en eau dans les régions semi-arides (plaines et montagnes). Nous avons proposé des approches originales pour assurer la continuité temporelle des données satellitaires et étendre le domaine d'applicabilité aux régions vallonnées .

6.1 Résumé des travaux

La première partie de cette thèse a été consacrée à **la validation du produit d'humidité désagrégé à 1 km** par l'algorithme DisPATCh (Disaggregation based on Physical and Theoretical Scale Change) sur le bassin du Murrumbidgee en Australie. DisPATCh a été appliqué sur les produits de niveau 3 (à 25 km de résolution spatiale) SMOS et AMSR-E de Juin 2010 à Mai 2011. Nous avons démontré que DisPATCh est plus efficace durant les mois d'été, car le modèle d'évaporation (SEE) est mieux contraint dans ces conditions. Logiquement, les meilleurs résultats ont été obtenus dans la zone semi aride de Yanco plutôt que la zone tempérée à l'est du bassin. L'intercomparaison montre également que l'algorithme DisPATCh est transférable à d'autres produits de SSM. De plus, cette étude comparative est encourageante pour la création d'une longue série de SSM à 1 km de résolution spatiale. Nous avons également montré que la méthode de DisPATCh permet de résoudre le problème de représentativité spatiale entre les observations issues de la télédétection micro-onde (>40 km) et les mesures in situ (quelques mètres) pour la validation des produits à basse résolution.

La deuxième partie de cette thèse a été dédiée à **l'amélioration du produits DisPATCh pour assurer la continuité temporelle** des données SSM à 1 km. Les données désagrégées sont issues d'une combinaison des observations SMOS ou AMSR-E et MODIS. Le produit désagrégé a une résolution temporelle irrégulière et limitée par 1) la présence de trous dans les images MODIS (associés aux nuages) et 2) le fait que la résolution temporelle des données micro-ondes (3 jours pour SMOS) soit plus faible que celle de MODIS. Nous avons développé une approche pour interpoler physiquement les données SSM en assimilant les données DisPATCh dans un modèle de type "force-restore" forcé par les données météorologiques, dont les précipitations. Nous avons appliqué cette méthode sur les régions semi-arides du Tensift-Haouz au Maroc et de Yanco en Australie en 2014. Cette méthode est originale car elle combine un système variationnel (2D-VAR) pour analyser l'humidité du sol en zone racinaire comme une variable tampon nécessaire pour "*absorber*" les possibles erreurs des données météorologiques et une approche séquentielle (filtre de Kalman simplifié) pour estimer l'humidité du sol en surface. Les résultats montrent que le couplage désagrégation/assimilation de SSM est un outil efficace pour estimer les SSM avec une résolution journalière, et même si les données météorologiques ne sont pas disponibles à haute résolution spatiale. Ce schéma d'assimilation améliore également les données de DisPATCh. Cette étude a permis d'estimer la SSM avec une résolution spatio-temporelle adéquate aux processus hydrologiques.

La troisième et dernière partie de cette thèse a été consacrée à l'**extension du domaine applicabilité des méthodes (dont DisPATCh) basées sur la température de surface (LST)** aux régions montagneuses. Nous avons développé une méthode originale à base physique pour corriger les images de LST des effets topographiques induit par les variations d'éclairement solaire et d'altitude. Ces deux effets ont d'abord été quantifiés à partir d'un modèle de bilan d'énergie double source (sol/végétation) forcé par : 1) le rayonnement solaire issu du modèle 3D DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) et 2) le taux de décroissance de température de l'air avec l'altitude. La méthode de correction, à proprement parler, est basée sur une méthode de projection qui permet de dissocier les effets de la variabilité liée à l'altitude et à l'éclairement de celle liée aux autres paramètres de surface intégrées dans la LST observée. Cette méthode a été appliquée sur des images ASTER, Landsat -7 et -8 sur une zone de 6 km par 6 km dans la vallée d'Imlil du Haut-Atlas marocain. Une fois les images corrigées, nous observons clairement 1) une réduction significative de ces deux effets sur les images de LST et 2) les anomalies en fond de vallée qui correspondent aux cultures plus humides (irriguées) que les pentes de sol nu environnantes. Cette étude a constitué une première étape importante dans le but de mettre en place une approche de modélisation des flux hydriques dans les vallées et pentes de montagnes.

6.2 Limites des méthodes et Discussion

Les méthodes développées dans le cadre de cette thèse sont tout de même limitées par leurs hypothèses. Il est donc utile d'identifier les domaines d'applicabilité afin, d'une part de permettre que ces méthodes soient appliquées dans les cas adéquats et d'autre part de dégager des pistes d'amélioration dans le but d'étendre ces domaines.

- La méthode de désagrégation est fortement contrainte par le modèle d'évaporation du sol. Ce modèle se base sur les températures extrêmes dans le polygone LST/fv (fraction de végétation) pour estimer l'efficacité évaporative du sol (SEE) qui est ensuite reliée à la SSM au sein d'une équation de changement d'échelle (voir Chapitre 3). La nature contextuelle du modèle est un inconvénient pour appliquer DisPATCh sur des zones tempérés ou très arides où les variabilités de SSM sont souvent faibles et donc limitent la construction du modèle de SEE. Nous avons constaté cette limitation en montrant que DisPATCh était plus efficace en été et dans les zones semi-arides irriguées (ou SSM est très hétérogènes dans un pixel issue de la télédétection micro-onde). Des travaux sont en cours pour "dé-contextualiser" le modèle de SEE en utilisant une formulation de la résistance aérodynamique forcée par les données météorologiques (Stefan et al., 2015, 2016).
- La méthode d'assimilation est contrainte par la disponibilité et la précision des données météorologiques. En effet, une des principales difficultés lorsque l'on souhaite interpoler les SSM est l'estimation des pluies à l'échelle de leurs variabilités spatiales, notamment en Méditerranée où les précipitations convectives sont fréquentes. De plus, les erreurs sur ces données ne sont pas connues dans la plupart des cas. Même si la méthode d'assimilation développée dans cette thèse permet d'atténuer cette lacune, une description fiable des précipitations permettrait de mieux calibrer un modèle de type *force restore* et par conséquent d'estimer avec plus de précision l'infiltration de l'eau dans le sol. Nous avons donc utilisé l'humidité en zone racinaire comme une variable tampon pour absorber les erreurs des données météorologiques. Cependant, il serait intéressant d'utiliser les estimations de l'humidité en zone racinaire obtenue à partir de la télédétection et de la modélisation de la transpiration. L'idée serait de séparer à haute résolution spatiale l'évaporation du sol et la

transpiration des plantes à partir des données de température de surface et de DisPATCH (Thèse de Bouchra Ait Hssaine).

- La méthode de correction des effets topographiques est également limitée par la disponibilité des données météorologiques spatialisées (vitesse du vent, humidité relative de l'air et température de l'air) dans ces milieux très hétérogènes. De ce fait et parce qu'il n'existe pas de référence "*terrain*", il est difficile d'estimer les incertitudes de la méthode de correction, et il sera donc important de réfléchir à des approches indirectes de validation. Les LST corrigées issues de la méthode de correction sont encore imparfaites et celles-ci contiendront toujours une information moins fiable que les "*vraies*" observations (comme en plaine). Je pense néanmoins qu'il est très utile de continuer à développer et améliorer ce genre de méthodes en milieux montagneux car elles permettent de nouvelles applications pour le suivi des ressources en eau dans ces milieux où les données disponibles dans l'infrarouge thermique sont très peu utilisées.

6.3 Perspectives d'application

6.3.1 Vers la correction et désagrégation des données de précipitations

La plupart des produits de précipitation utilisés par la communauté scientifique sont multi-sources, c'est à dire qu'ils sont issus d'une combinaison de différents capteurs dans les longueurs d'ondes de l'infrarouge et des micro-ondes, des réseaux de mesures in situ et des modèles atmosphériques. De nombreux algorithmes ont été construits par les différents centres météorologiques. Cependant, la mise à disposition et la fiabilité des données journalières sont relativement variables d'un produit à l'autre. Les algorithmes les plus fiables, TRMM3B42, PERSIANN, CMORPH ou ERA-interim, proposent des produits avec une résolution spatiale souvent d'une dizaine de kilomètres. Cette résolution est trop grossière dans les régions semi-arides spécialement en Méditerranée où les précipitations convectives et localisées sont fréquentes. L'estimation de la pluie est donc une des principales difficultés lorsque l'on souhaite spatialiser le forçage atmosphérique à l'échelle de sa variabilité spatiale. Récemment, les données d'humidité du sol et de précipitation disponibles globalement à partir de la télédétection ont permis d'étudier le couplage humidité du sol - précipitation (Pellarin et al., 2008; Crow et al., 2009; Taylor et al., 2012). La synergie proposée dans le chapitre 4 laisse donc apparaître de nouvelles pistes de recherche pour l'estimation des précipitations à haute résolution spatiale.

Dans les zones semi-arides (Afrique du Nord, Australie, entre d'autres...), la qualité des résultats de la désagrégation permet d'envisager différentes applications à l'échelle régionale. Dans ces régions du monde, le rôle de l'humidité du sol est plus prépondérant encore que sur les zones tempérées du fait du fort rayonnement solaire qui augmente l'intensité des rétroactions entre la surface et l'atmosphère. Récemment, des études ont montré un lien direct entre la distribution spatiale de l'humidité du sol et le déclenchement des systèmes convectifs dans les régions semi-arides (Taylor et al., 2012; Guillod et al., 2015). L'apport des données d'humidité du sol à haute résolution spatio-temporelle est donc intéressant pour étudier ces rétroactions à plus fine échelle.

De plus, les travaux récents de Brocca et al. (2013, 2014) et Pellarin et al. (2008, 2013), sur les corrections des précipitations à partir de l'humidité du sol issue des données micro-ondes, nous montrent le potentiel de cette synergie dans des modèles dynamiques simples. Ces méthodes pourraient être utilisées à haute résolution pour corriger les erreurs et améliorer la résolution spatiale des estimations de pluie atteignant le sol en assimilant les données de DisPATCh.

Depuis 2006 plusieurs campagnes instrumentales d'environ un mois ont eu lieu en Australie (NAFE, AACES, SMAPEX) associant mesures d'humidité *in situ* et radiométrie aéroportée en bande L. Durant plusieurs campagnes de mesures, des précipitations ont eu lieu avec par exemple de violents orages localisés au-dessus du bassin versant du Goulburn lors de la première campagne en 2006. Ces orages ont été suivis par quinze jours secs puis d'autres pluies violentes et enfin une dernière quinzaine sans précipitation. En 2015, lors de la campagne SMAPex 4, des événements pluvieux ont également eu lieu au nord de la région de Yanco autour du 10 et 19 Mai 2015. Cette base de données, sous exploitée jusqu'à présent, serait idéale pour évaluer la désagrégation des pluies.

6.3.2 Vers l'estimation des apports d'eau par l'irrigation

A l'échelle régionale, l'agriculture a un impact sur les échanges d'eau et d'énergie à cause : d'une part du changement d'occupation des sols (de forêt à terrain cultivé par exemple) et d'autre part à travers l'irrigation. L'irrigation affecte le cycle de l'eau en réduisant le débit des fleuves, augmentant l'évaporation (des sols), et en augmentant la transpiration (des plantes). Par exemple, de Rosnay (2003) a montré que l'irrigation en Inde augmentait de presque 10% le flux de chaleur latente. Un tel changement dans les échanges eau-énergie modifie le comportement climatique à l'échelle régionale mais aussi à l'échelle globale (Chase et al., 2003).

Nous avons montré dans le chapitre 4 que l'utilisation conjointe de la modélisation des flux d'eau adaptée aux observations disponibles (multi-capteurs) est une première approche pour observer les périodes et les zones d'irrigation. Par exemple sur la région de Yanco, nous observons clairement qu'une irrigation a eu lieu sur une grande partie du périmètre irrigué entre le 30 et le 31 octobre 2014 (Fig. 6.1). L'approche développée a l'avantage de prendre en compte les possibles apports d'eau par l'irrigation. Cependant, l'estimation quantitative de ces apports est dépendante de la disponibilité des observations DisPATCh. De plus, il est difficile d'évaluer cet apport à cause du manque de données *in situ* de cette variable. Une perspective à court terme serait de valider les résultats obtenues à 1 km sur les deux zones déjà étudiées avec l'aide des agences de gestion de l'eau. Les données d'humidité de surface issues des campagnes de SMAPex sur le périmètre irrigué seront également des atouts pour la validation.

Cependant la résolution spatiale à 1 km est encore grossière pour des applications à l'échelle de la parcelle. Dans le cadre du projet REC, une méthode est en cours de développement pour utiliser les données du radar de sentinel 1-A et 1-B et les données dans l'infrarouge thermique de Landsat-8 pour désagréger les données SMOS et SMAP vers une résolution spatiale de 100 m tout les 3 jours (thèse de Abdelhakim Amazirh). L'ensemble de ces futures améliorations (estimation de l'humidité en zone racinaire, désagrégation vers une résolution spatiale cible de 100 m et "dé-contextualisation" du modèle de SEE) devraient permettre une estimation plus fine et plus précise des apports d'eau par l'irrigation et donc une meilleure gestion spatialisée de l'utilisation de l'eau.

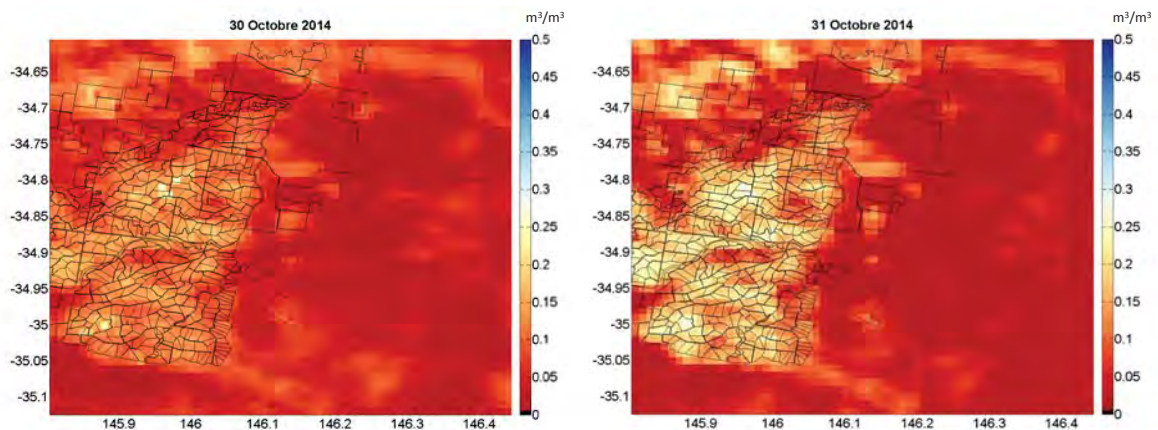


FIGURE 6.1 – Cartes d’humidité du sol en surface du 30 et 31 octobre 2014 montrant un apport d’eau entre ces deux dates sur le périmètre irrigué.

6.3.3 Synergie multi-capteur pour l’étude du cycle de l’eau

L’agence spatiale européenne (ESA) développe actuellement une nouvelle série de satellites appelés Sentinel, afin de répondre aux besoins du programme Global Monitoring for Environment and Security (renommé Copernicus) en matière de données d’observation de la Terre. Les missions Sentinel sont détaillées en suivant :

- **Sentinel-1** embarque un radar à synthèse d’ouverture en bande C fournissant des images de 20 mètres de résolution, qui grâce à son capteur, peut fonctionner par temps couvert ou de nuit. Sentinel-1A a été lancé le 3 avril 2014 et Sentinel-1B le 25 avril 2016. À eux deux, toute la surface de la terre sera couverte et chaque point distinct de la terre sera aperçu au minimum une fois tous les six jours.
- **Sentinel-2** embarque un imageur dans le domaine du visible au moyen infrarouge avec une résolution de 10 m à 60 m pour l’observation des surfaces continentales (occupation des sols, végétation, fleuves, etc.). Sentinel-2 sera également utile pour la mise en place de services de traitement d’urgence pour les événements extrêmes. Le premier satellite Sentinel-2A a été lancé le 23 juin 2015 et Sentinel-2B sera lancé en 2017. À eux deux, ils permettront des observations de l’ensemble des terres émergées tous les cinq jours.
- **Sentinel-3** embarque un radar altimètre et un radiomètre infrarouge thermique à double visée pour l’étude de la surface terrestre. Le radar SRAL (Sar Radar Altimeter) fonctionne par tout temps et permet notamment de déterminer les hauteurs des fleuves et des grands lacs. Les mesures effectuées ont une répétitivité de 27 jours pour une intertrace à l’équateur de 52 km. Le radiomètre SLSTR (Sea and Land Surface Temperature Radiometer) regarde sous (au nadir) et à l’arrière du satellite : la même zone est ainsi observée sous deux angles ce qui permet de corriger les effets perturbateurs de l’atmosphère. La température de surface sera alors estimée avec une résolution de 1 km tous les jours. Le premier satellite Sentinel-3A a été lancé le 16 février 2016 et Sentinel-3B est prévu en 2017.

Avec les nouvelles constellations de Sentinel, les données dans les domaines du visible, du proche infrarouge, dans l'infrarouge thermique et dans le domaine des micro-ondes en bande C sont et seront donc disponibles avec une résolution spatio-temporelle sans précédent. Cette nouvelle opportunité de télédétection multi-capteur est donc riche en information puisque de nombreuses variables biophysiques peuvent être extraites de ces nouveaux capteurs avec une quantité et une qualité des informations sur les surfaces croissante. De plus, de nouveaux concepts d'observation sont développés comme l'interférométrie radar (concept du projet de mission Surface Water and Ocean Topography, SWOT) et la télédétection de la fluorescence passive (mission FLEX récemment sélectionnée par l'ESA pour être la 8^{ème} mission d'exploration de la Terre).

Le lancement du satellite SWOT est envisagé pour 2019 au travers d'un partenariat entre le CNES et la NASA. Le principal objectif de SWOT est de satisfaire les besoins des communautés hydrologiques et océanographiques sur une mission satellitaire unique. Il fournira des cartes globales de hauteur d'eau à une résolution spatio-temporelle encore jamais atteinte en altimétrie. Son principal avantage réside dans l'utilisation d'un interféromètre en bande Ka qui permet d'obtenir de larges fauchées au sol (environ 120 km). Il sera donc possible de réaliser un inventaire complet des étendues d'eau continentales d'une surface d'environ 250 m² (lacs naturels, réservoirs, zones humides) ainsi que des rivières de largeur supérieure à 100 m (avec un but ultime de 50 m). Le satellite devrait permettre une couverture quasi globale en 4 jours.

En attendant, les variations de volume d'eau de surface ont pu être estimées à partir de la synergie entre altimétrie radar et imagerie satellitaire. Des études ont été menées à basse résolution spatiale dans les grands bassins tropicaux de l'Amazonie (Papa et al., 2013), du Gange-Brahmapoutre (Papa et al., 2015), l'Orénoque (Frappart et al., 2014) entre autres. Ces travaux ont mis en évidence la complémentarité entre altimétrie radar et imagerie satellitaire (multispectral ou radar). Des comparaisons entre volumes stockés pendant la crue et volume écoulé ont permis d'estimer de manière approximative les temps de résidence de l'eau dans les différents sous-bassins. Comme perspective de nos travaux de thèse, l'idée serait d'estimer ces variations en combinant les données d'humidité de surface à haute résolution (DisPATCh) et les données issues des altimètres (SWOT, sentinel-3, Jason -2 et -3 etc ..) en se basant sur les méthodes développées à basse résolution. L'évolution spatio-temporelle des volumes d'eau de surface à haute résolution pourrait permettre la compréhension du bilan hydrologique et des redistributions de l'eau à l'échelle du bassin versant. De plus, l'assimilation de mesures altimétriques et des données d'humidité de surface à haute résolution dans des modèles hydrodynamiques pourrait permettre une modélisation plus fines des zones d'inondation et du débits des bassins fluviaux.

Ces nouvelles données enrichissent ou enrichiront le panel des informations issues de la télédétection. Avec un jeu de variables nouvellement accessibles par télédétection multi-capteur, la modélisation phénoménologique est un outil utile pour spatialiser à fine échelle et haute résolution temporelle l'ensemble des flux dans le sol (infiltration), à l'interface surface/atmosphère (évapotranspiration et précipitation) et de surface (ruissellement et écoulement de surface). C'est à dire que la complémentarité existante entre les différents instruments (altimètres, satellites imageurs, mission de gravimétrie spatiale) et les modèles hydrologiques pourraient contribuer à améliorer notre compréhension du cycle de l'eau continentale.

Bibliographie

- Abrams, M., 2000. The Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) : Data products for the high spatial resolution imager on NASA's Terra platform. *International Journal of Remote Sensing* 21 (5), 847–859.
- Anderson, M., may 1997. A Two-Source Time-Integrated Model for Estimating Surface Fluxes Using Thermal Infrared Remote Sensing. *Remote Sensing of Environment* 60 (2), 195–216.
- Anderson, M. C., Norman, J. M., Kustas, W., Houborg, R., Starks, P., Agam, N., dec 2008. A thermal-based remote sensing technique for routine mapping of land-surface carbon, water and energy fluxes from field to regional scales. *Remote Sensing of Environment* 112 (12), 4227–4241.
- Balsamo, G., Bouyssel, F., Noilhan, J., 2004. A simplified bi-dimensional variational analysis of soil moisture from screen-level observations in a mesoscale numerical weather-prediction model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 130, 895–915.
- Bastiaanssen, W., Menenti, M., Feddes, R., Holtslag, A., 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. *Journal of Hydrology* 212-213, 198–212.
- Beven, K. J., Cloke, H. L., 2012. Comment on "hyperresolution global land surface modeling : Meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water" by Eric F. Wood et al. *Water Resources Research* 48 (1), 2–4.
- Biancamaria, S., Lettenmaier, D. P., Pavelsky, T. M., mar 2016. The SWOT Mission and Its Capabilities for Land Hydrology. *Surveys in Geophysics* 37 (2), 307–337.
- Bierkens, M. F. P., jul 2015. Global hydrology 2015 : State, trends, and directions. *Water Resources Research* 51 (7), 4923–4947.
- Birkett, C. M., 1995. The contribution of TOPEX/POSEIDON to the global monitoring of climatically sensitive lakes. *Journal of Geophysical Research* 100 (C12), 25179.
- Birkett, C. M., 2002. Surface water dynamics in the Amazon Basin : Application of satellite radar altimetry. *Journal of Geophysical Research* 107 (D20), 8059.
- Boulet, G., Chehbouni, A., Gentine, P., Duchemin, B., Ezzahar, J., Hadria, R., 2007. Monitoring water stress using time series of observed to unstressed surface temperature difference. *Agricultural and Forest Meteorology* 146 (3-4), 159–172.
- Bouyssel, F., Cassé, V., Pailleux, J., sep 1999. Variational surface analysis from screen level atmospheric parameters. *Tellus, Series A : Dynamic Meteorology and Oceanography* 51 (4), 453–468.
- Bristow, K. L., jan 1987. On solving the surface energy balance equation for surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology* 39 (1), 49–54.

- 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. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 119 (9), 5128–5141.
- Brocca, L., Moramarco, T., Melone, F., Wagner, W., mar 2013. A new method for rainfall estimation through soil moisture observations. *Geophysical Research Letters* 40 (5), 853–858.
- Brunsell, N. a., Gillies, R. R., dec 2003. Length Scale Analysis of Surface Energy Fluxes Derived from Remote Sensing. *Journal of Hydrometeorology* 4 (6), 1212–1219.
- Budyko, M. I., 1956. Heat balance of the Earth's surface. *Gidrometeoizdat, Leningrad*.
- Cai, X., Rosegrant, M. W., jun 2002. Global Water Demand and Supply Projections. *Water International* 27 (2), 159–169.
- Callies, U., Rhodin, A., Eppel, D. P., 1998. A case study on variational soil moisture analysis from atmospheric observations. *Journal of Hydrology* 212-213 (1-4), 95–108.
- Carlson, T., aug 2007. An Overview of the "Triangle Method" for Estimating Surface Evapotranspiration and Soil Moisture from Satellite Imagery. *Sensors* 7 (8), 1612–1629.
- Carlson, T. N., Gillies, R. R., Perry, E. M., 1994. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Reviews* 9 (1-2), 161–173.
- Chase, T. N., Knaff, J. A., Pielke, S. A., Kalnay, E., 2003. Changes in global monsoon circulations since 1950. *Natural Hazards* 29 (2), 229–254.
- Chauhan, N. S., Miller, S., Ardanuy, P., 2003. Spaceborne soil moisture estimation at high resolution : a microwave-optical/IR synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing* 24 (22), 4599–4622.
- Chaurasia, S., Tung, D. T., Thapliyal, P. K., Joshi, P. C., dec 2011. Assessment of the AMSR-E soil moisture product over India. *International Journal of Remote Sensing* 32 (23), 7955–7970.
- Chaves, M. M., Maroco, J. P., Pereira, J. S., jan 2003. Understanding plant responses to drought — from genes to the whole plant. *Functional Plant Biology* 30 (3), 239.
- Crow, W. T., Huffman, G. J., Bindlish, R., Jackson, T. J., 2009. Improving Satellite-Based Rainfall Accumulation Estimates Using Spaceborne Surface Soil Moisture Retrievals. *Journal of Hydrometeorology* 10 (1), 199–212.
- de Rosnay, P., 2003. Integrated parameterization of irrigation in the land surface model ORCHIDEE. Validation over Indian Peninsula. *Geophysical Research Letters* 30 (19), 1–4.
- Deardorff, J. W., nov 1977. A Parameterization of Ground-Surface Moisture Content for Use in Atmospheric Prediction Models. *Journal of Applied Meteorology* 16 (11), 1182–1185.
- Dingman, S. L., 1994. *Physical Hydrology* Prentice Hall. Inc., New Jersey 7458.
- Draper, C. S., Walker, J. P., Steinle, P. J., de Jeu, R. A., Holmes, T. R., apr 2009. An evaluation of AMSR-E derived soil moisture over Australia. *Remote Sensing of Environment* 113 (4), 703–710.

- Eagleson, P. S., aug 1986. The emergence of global-scale hydrology. *Water Resources Research* 22 (9S), 6S–14S.
- Eckmann, T. C., Roberts, D. A., Still, C. J., 2008. Using multiple endmember spectral mixture analysis to retrieve subpixel fire properties from MODIS. *Remote Sensing of Environment* 112 (10), 3773–3783.
- Entekhabi, D., 1995. Recent advances in land-atmosphere interaction research. *Reviews of Geophysics* 33 (95), 995.
- Entekhabi, D., Nakamura, H., Njoku, E. G., mar 1994. Solving the inverse problem for soil moisture and temperature profiles by sequential assimilation of multifrequency remotely sensed observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 32 (2), 438–448.
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., Entin, J. K., Goodman, S. D., Jackson, T. J., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J. R., Koster, R. D., Martin, N., McDonald, K. C., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J. C., Spencer, M. W., Thurman, S. W., Tsang, L., Van Zyl, J., 2010. The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission. *Proceedings of the IEEE* 98 (5), 704–716.
- Famiglietti, J. S., Wood, E. F., nov 1994. Multiscale modeling of spatially variable water and energy balance processes. *Water Resources Research* 30 (11), 3061–3078.
- Fischer, R. A., Hagan, R. M., jul 1965. Plant Water Relations, Irrigation Management and Crop Yield. *Experimental Agriculture* 1 (03), 161.
- Frappart, F., Papa, F., Malbeteau, Y., León, J., Ramillien, G., Prigent, C., Seoane, L., Seyler, F., Calmant, S., dec 2014. Surface Freshwater Storage Variations in the Orinoco Floodplains Using Multi-Satellite Observations. *Remote Sensing* 7 (1), 89–110.
- Frappart, F., Papa, F., Mariieu, V., Malbeteau, Y., Jordy, F., Calmant, S., Durand, F., Bala, S., sep 2015. Preliminary Assessment of SARAL/AltiKa Observations over the Ganges-Brahmaputra and Irrawaddy Rivers. *Marine Geodesy* 38 (sup1), 568–580.
- Gao, X., Pal, J. S., Giorgi, F., 2006. Projected changes in mean and extreme precipitation over the Mediterranean region from a high resolution double nested RCM simulation. *Geophysical Research Letters* 33 (3), L03706.
- Gao, X., Wu, P., Zhao, X., Wang, J., Shi, Y., mar 2014. Effects of land use on soil moisture variations in a semi-arid catchment : implications for land and agricultural water management. *Land Degradation & Development* 25 (2), 163–172.
- Gastellu-Etchegorry, J. P., Demarez, V., Pinel, V., Zagolski, F., 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment* 58 (November 1995), 131–156.
- Giannakopoulos, C., Le Sager, P., Bindi, M., Moriondo, M., Kostopoulou, E., Goodess, C., aug 2009. Climatic changes and associated impacts in the Mediterranean resulting from a 2 °C global warming. *Global and Planetary Change* 68 (3), 209–224.
- Gibelin, A.-L., Calvet, J.-C., Roujean, J.-L., Jarlan, L., Los, S. O., 2006. Ability of the land surface model ISBA-A-gs to simulate leaf area index at the global scale : Comparison with satellites products. *Journal of Geophysical Research* 111 (D18), D18102.

- Gillespie, A., Rokugawa, S., Matsunaga, T., Steven Cothorn, J., Hook, S., Kahle, A. B., 1998. A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 36 (4), 1113–1126.
- Gillies, R. R., Carlson, T. N., apr 1995. Thermal Remote Sensing of Surface Soil Water Content with Partial Vegetation Cover for Incorporation into Climate Models. *Journal of Applied Meteorology* 34 (4), 745–756.
- Giorgi, F., 2006. Climate change hot-spots. *Geophysical Research Letters* 33 (8), L08707.
- Gruhler, C., de Rosnay, P., Hasenauer, S., Holmes, T., de Jeu, R., Kerr, Y., Mougin, E., Njoku, E., Timouk, F., Wagner, W., Zribi, M., aug 2009. Soil moisture active and passive microwave products : intercomparison and evaluation over a Sahelian site. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 6 (4), 5303–5339.
- Gruhler, C., de Rosnay, P., Kerr, Y., Mougin, E., Ceschia, E., Calvet, J.-C., Richaume, P., 2008. Evaluation of AMSR-E soil moisture product based on ground measurements over temperate and semi-arid regions. *Geophysical Research Letters* 35 (10), L10405.
- Guillod, B. P., Orłowsky, B., Miralles, D. G., Teuling, A. J., Seneviratne, S. I., mar 2015. Reconciling spatial and temporal soil moisture effects on afternoon rainfall. *Nature Communications* 6, 6443.
- Güntner, A., 2002. Large-scale hydrological modelling in the semi-arid North-East of Brazil. No. 77.
- Hall, F. G., Huemmrich, K. F., Goetz, S. J., Sellers, P. J., Nickeson, J. E., 1992. Satellite remote sensing of surface energy balance : Success, failures, and unresolved issues in FIFE. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 97 (D17), 19061–19089.
- Hansen, J., Ruedy, R., Sato, M., Lo, K., 2010. Global surface temperature change. *Rev. Geophys.* 48 (4), RG4004.
- Hernandez, M., Miller, S. N., Goodrich, D. C., Goff, B. F., Kepner, W. G., Edmonds, C. M., Jones, K. B., 2000. Modeling Runoff Response to Land Cover and Rainfall Spatial Variability in Semi-Arid Watersheds. *Environmental Monitoring and Assessment* 64 (1), 285–298.
- Hillel, D., 1998. *Environmental Soil Physics. Fundamentals, Applications, and Environmental Considerations.* Academic press.
- Holden, Z. A., Klene, A. E., F. Keefe, R., G. Moisen, G., oct 2013. Design and evaluation of an inexpensive radiation shield for monitoring surface air temperatures. *Agricultural and Forest Meteorology* 180, 281–286.
- Hou, A. Y., Kakar, R. K., Neeck, S., Azarbarzin, A. A., Kummerow, C. D., Kojima, M., Oki, R., Nakamura, K., Iguchi, T., may 2014. The Global Precipitation Measurement Mission. *Bulletin of the American Meteorological Society* 95 (5), 701–722.
- Hubbart, J., Link, T., Campbell, C., Cobos, D., 2005. Evaluation of a low-cost temperature measurement system for environmental applications. *Hydrological Processes* 19 (7), 1517–1523.

- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Nelkin, E. J., Wolff, D. B., Adler, R. F., Gu, G., Hong, Y., Bowman, K. P., Stocker, E. F., feb 2007. The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) : Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales. *Journal of Hydrometeorology* 8 (1), 38–55.
- Idso, S. B., Jackson, R. D., Reginato, R. J., Kimball, B. A., Nakayama, F. S., feb 1975. The Dependence of Bare Soil Albedo on Soil Water Content. *Journal of Applied Meteorology* 14 (1), 109–113.
- Jackson, T., Moran, M., O'Neill, P., feb 2008. Introduction to Soil Moisture Experiments 2004 (SMEX04) Special Issue. *Remote Sensing of Environment* 112 (2), 301–303.
- Jarlan, L., Balsamo, G., Lafont, S., Beljaars, A., Calvet, J. C., Mougin, E., dec 2008. Analysis of leaf area index in the ECMWF land surface model and impact on latent heat and carbon fluxes : Application to West Africa. *Journal of Geophysical Research* 113 (D24), D24117.
- Jarlan, L., Boulet, G., 2014. Data assimilation for the monitoring of continental surfaces. *Remote Sensing Imagery*, 283–319.
- Jarlan, L., Khabba, S., Er-Raki, S., Le Page, M., Hanich, L., Fakir, Y., Merlin, O., Mangiarotti, S., Gascoin, S., Ezzahar, J., Kharrou, M., 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., Amenouz, N., Raïbi, F., El Mandour, A., Ibouh, H., Le Dantec, V., Habets, F., Trambly, Y., Mougnot, 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., oct 2015. Remote Sensing of Water Resources in Semi-Arid Mediterranean Areas : the joint international laboratory TREMA. *International Journal of Remote Sensing* 36 (19-20), 4879–4917.
- Jiang, L., Islam, S., 2003. An intercomparison of regional latent heat flux estimation using remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing* 24 (11), 2221–2236.
- Kerr, Y., Njoku, E., may 1990. A semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 28 (3), 384–393.
- 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 Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39 (8), 1729–1735.
- Kim, J., Hogue, T. S., feb 2012. Improving Spatial Soil Moisture Representation Through Integration of AMSR-E and MODIS Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50 (2), 446–460.
- Kim, S., Liu, Y., Johnson, F. M., Parinussa, R. M., Sharma, A., may 2015. A global comparison of alternate AMSR2 soil moisture products : Why do they differ ? *Remote Sensing of Environment* 161, 43–62.
- Kogan, F. N., 2001. Operational space technology for global vegetation assessment. *Bulletin of the American Meteorological Society* 82 (9), 1949–1964.

- Kustas, W., Anderson, M., dec 2009. Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling. *Agricultural and Forest Meteorology* 149 (12), 2071–2081.
- Larson, K. M., Braun, J. J., Small, E. E., Zavorotny, V. U., Gutmann, E. D., Bilich, A. L., 2010. GPS multipath and its relation to near-surface soil moisture content. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 3 (1), 91–99.
- Li, F., Jackson, T. J., Kustas, P., Schmugge, T. J., French, A. N., Cosh, H., Bindlish, R., 2004. Deriving land surface temperature from Landsat 5 and 7 during Smacex/Smex. *Remote Sensing of Environment* 92 (4), 521 – 534.
- Liu, Y., Hiyama, T., Yamaguchi, Y., nov 2006. Scaling of land surface temperature using satellite data : A case examination on ASTER and MODIS products over a heterogeneous terrain area. *Remote Sensing of Environment* 105 (2), 115–128.
- Malbêteau, Y., Merlin, O., Gascoin, S., Gastellu, J. P., Olivera, L., Mattar, C., Khabba, S., 2016a. Correcting land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas : a case study over the Imlil valley (Morocco) using ASTER data. *Remote Sensing of Environment*.
- Malbêteau, Y., Merlin, O., Molero, B., Rüdiger, C., Bacon, S., mar 2016b. DisPATCh as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements : Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 45, 221–234.
- Manabe, S., 1969. Climate and the Ocean Circulation : I. The Atmospheric Circulation and the Hydrology of the Earth's Surface. *Monthly Weather Review* 97 (11), 739–774.
- Massuel, S., Perrin, J., Wajid, M., Mascré, C., Dewandel, B., jan 2009. A Simple, Low-Cost Method to Monitor Duration of Ground Water Pumping. *Ground Water* 47 (1), 141–145.
- Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J. P., Kerr, Y., oct 2010. An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data. *Remote Sensing of Environment* 114 (10), 2305–2316.
- Merlin, O., Chehbouni, A., Boulet, G., Kerr, Y., dec 2006. Assimilation of Disaggregated Microwave Soil Moisture into a Hydrologic Model Using Coarse-Scale Meteorological Data. *Journal of Hydrometeorology* 7 (6), 1308–1322.
- Merlin, O., Chehbouni, A., Walker, J. P., Panciera, R., Kerr, Y. H., mar 2008a. A Simple Method to Disaggregate Passive Microwave-Based Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46 (3), 786–796.
- Merlin, O., Chehbouni, A. G., Kerr, Y. H., Njoku, E. G., Entekhabi, D., sep 2005. A combined modeling and multispectral/multiresolution remote sensing approach for disaggregation of surface soil moisture : application to SMOS configuration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43 (9), 2036–2050.
- Merlin, O., Escorihuela, M. J., Mayoral, M. A., Hagolle, O., Al Bitar, A., Kerr, Y., 2013. Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture : An evaluation study at 3km and 100m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment* 130, 25–38.

- Merlin, O., Malbêteau, Y., Notfi, Y., Bacon, S., Khabba, S., Jarlan, L., mar 2015. Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods : Application to DISPATCH Data in Central Morocco. *Remote Sensing* 7 (4), 3783–3807.
- Merlin, O., Rudiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J. P., Kerr, Y. H., may 2012. Disaggregation of SMOS Soil Moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50 (5), 1556–1571.
- Merlin, O., Stefan, V. G., Amazirh, A., Chanzy, A., Ceschia, E., Er-Raki, S., Gentine, P., Tallec, T., Ezzahar, J., Bircher, S., Beringer, J., Khabba, S., may 2016. Modeling soil evaporation efficiency in a range of soil and atmospheric conditions using a meta-analysis approach. *Water Resources Research* 52 (5), 3663–3684.
- Merlin, O., Walker, J., Chehbouni, A., Kerr, Y., 2008b. Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sensing of Environment* 112 (10), 3935–3946.
- Merlin, O., Walker, J. P., Kalma, J. D., Kim, E. J., Hacker, J., Panciera, R., Young, R., Summrell, G., Hornbuckle, J., Hafeez, M., Jackson, T., nov 2008c. The NAFE'06 data set : Towards soil moisture retrieval at intermediate resolution. *Advances in Water Resources* 31 (11), 1444–1455.
- Moisselin, J.-M., Schneider, M., Canellas, C., jan 2002. Les changements climatiques en France au XX^e siècle. Etude des longues séries homogénéisées de données de température et de précipitations. *La Météorologie* 8 (38), 45.
- Molero, B., Merlin, O., Malbêteau, Y., Al Bitar, A., Cabot, F., Stefan, V., Kerr, Y., Bacon, S., Cosh, M. H., Bindlish, R., Jackson, T. J., 2016. SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution : Processor overview and first validation results. *Remote Sensing of Environment* 180, 361–376.
- Montaldo, N., Albertson, J. D., dec 2001. On the Use of the Force–Restore SVAT Model Formulation for Stratified Soils. *Journal of Hydrometeorology* 2 (6), 571–578.
- Moran, M. S., Clarke, T. R., Inoue, Y., Vidal, A., 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment* 49 (3), 246–263.
- Narvekar, P. S., Entekhabi, D., Kim, S.-b., Njoku, E. G., jun 2015. Soil Moisture Retrieval Using L-Band Radar Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53 (6), 3492–3506.
- Njoku, E., Christensen, E., Cofield, R., apr 1980. The Seasat scanning multichannel microwave radiometer (SMMR) : Antenna pattern corrections - Development and implementation. *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 5 (2), 125–137.
- Njoku, E. G., Jackson, T. J., Lakshmi, V., Chan, T. K., Nghiem, S. V., 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41 (2), 215–229.
- Noilhan, J., Mahfouf, J.-F., jun 1996. The ISBA land surface parameterisation scheme. *Global and Planetary Change* 13 (1-4), 145–159.

- Noilhan, J., Planton, S., mar 1989. A Simple Parameterization of Land Surface Processes for Meteorological Models. *Monthly Weather Review* 117 (3), 536–549.
- Or, D., Lehmann, P., Shahraeeni, E., Shokri, N., 2013. Advances in Soil Evaporation Physics—A Review. *Vadose Zone Journal* 12 (4).
- Owe, M., de Jeu, R., Walker, J., 2001. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39 (8), 1643–1654.
- Panciera, R., Walker, J. P., Jackson, T. J., Gray, D. A., Tanase, M. A., Ryu, D., Monerris, A., Yardley, H., Rudiger, C., Wu, X., Gao, Y., Hacker, J. M., jan 2014. The Soil Moisture Active Passive Experiments (SMAPEX) : Toward Soil Moisture Retrieval From the SMAP Mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52 (1), 490–507.
- Papa, F., Frappart, F., Guntner, A., Prigent, C., Aires, F., Getirana, A. C. V., Maurer, R., 2013. Surface freshwater storage and variability in the Amazon basin from multi-satellite observations, 1993-2007. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* 118 (21), 11951–11965.
- Papa, F., Frappart, F., Malbeteau, Y., Shamsudduha, M., Vuruputur, V., Sekhar, M., Ramillien, G., Prigent, C., Aires, F., Pandey, R. K., Bala, S., Calmant, S., sep 2015. Satellite-derived surface and sub-surface water storage in the Ganges–Brahmaputra River Basin. *Journal of Hydrology : Regional Studies* 4, 15–35.
- Peischl, S., Walker, J. P., Rüdiger, C., Ye, N., Kerr, Y. H., Kim, E., Bandara, R., Allahmoradi, M., jun 2012. The AACES field experiments : SMOS calibration and validation across the Murrumbidgee River catchment. *Hydrology and Earth System Sciences* 16 (6), 1697–1708.
- Pellarin, T., Ali, A., Chopin, F., Jobard, I., Bergès, J.-C., jan 2008. Using spaceborne surface soil moisture to constrain satellite precipitation estimates over West Africa. *Geophysical Research Letters* 35 (2), L02813.
- Pellarin, T., Louvet, S., Gruhier, C., Quantin, G., Legout, C., sep 2013. A simple and effective method for correcting soil moisture and precipitation estimates using AMSR-E measurements. *Remote Sensing of Environment* 136, 28–36.
- Pereira, L. S., Oweis, T., Zairi, A., dec 2002. Irrigation management under water scarcity. *Agricultural Water Management* 57 (3), 175–206.
- Peres, L. F., DaCamara, C. C., 2004. Land surface temperature and emissivity estimation based on the two-temperature method : sensitivity analysis using simulated MSG / SEVIRI data. *Remote Sensing of Environment* 91 (3-4), 377–389.
- Petropoulos, G., Carlson, T., Wooster, M., Islam, S., apr 2009. A review of Ts/VI remote sensing based methods for the retrieval of land surface energy fluxes and soil surface moisture. *Progress in Physical Geography* 33 (2), 224–250.
- Piles, M., Camps, A., Vall-llossera, M., Corbella, I., Panciera, R., Rudiger, C., Kerr, Y. H., Walker, J., sep 2011. Downscaling SMOS-Derived Soil Moisture Using MODIS Visible/Infrared Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 49 (9), 3156–3166.
- Piles, M., Petropoulos, G. P., Sánchez, N., González-Zamora, Á., Ireland, G., 2016. Towards improved spatio-temporal resolution soil moisture retrievals from the synergy of SMOS and MSG SEVIRI spaceborne observations. *Remote Sensing of Environment* 180, 403–417.

- Piles, M., Sanchez, N., Vall-llossera, M., Camps, A., Martinez-Fernandez, J., Martinez, J., Gonzalez-Gambau, V., sep 2014. A Downscaling Approach for SMOS Land Observations : Evaluation of High-Resolution Soil Moisture Maps Over the Iberian Peninsula. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7 (9), 3845–3857.
- Pilgrim, D. H., Chapman, T. G., Doran, D. G., aug 1988. Problems of rainfall-runoff modelling in arid and semiarid regions. *Hydrological Sciences Journal* 33 (4), 379–400.
- Piñol, J., Lledo, M. J., Escarré, A., apr 1991. Hydrological balance of two Mediterranean forested catchments (Prades, northeast Spain). *Hydrological Sciences Journal* 36 (2), 95–107.
- Postel, S., jan 1992. Last oasis, facing water scarcity. Pergamon.
- Prata, A. J., Caselles, V., Coll, C., Sobrino, J. A., Oettle, C., 1995. Thermal remote sensing of land surface temperature from satellites : Current status and future prospects. *Remote Sensing Reviews* 12 (3-4), 175–224.
- Quereda Sala, J., Gil Olcina, A., Perez Cuevas, A., Olcina Cantos, J., Rico Amoros, A., Montón Chiva, E., 2000. Climatic Warming in the Spanish Mediterranean : Natural Trend or Urban Effect. *Climatic Change* 46 (4), 473–483.
- Raz-Yaseef, N., Rotenberg, E., Yakir, D., 2010. Effects of spatial variations in soil evaporation caused by tree shading on water flux partitioning in a semi-arid pine forest. *Agricultural and Forest Meteorology* 150 (3), 454–462.
- Rhodin, A., Kucharski, F., Callies, U., Eppel, D. P., Wergen, W., oct 1999. Variational analysis of effective soil moisture from screen-level atmospheric parameters : Application to a short-range weather forecast model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 125 (559), 2427–2448.
- Robock, A., Vinnikov, K. Y., Srinivasan, G., Entin, J. K., Hollinger, S. E., Speranskaya, N. A., Liu, S., Namkhai, A., 2000. The global soil moisture data bank. *Bulletin-American Meteorological Society* 81 (6), 1281–1300.
- Rodriguez-Iturbe, I., jan 2000. Ecohydrology : A hydrologic perspective of climate-soil-vegetation dynamics. *Water Resources Research* 36 (1), 3–9.
- Roussel, N., Frappart, F., Ramillien, G., Darrozes, J., Baup, F., Lestarquit, L., Ha, M. C., 2016. Detection of Soil Moisture Variations Using GPS and GLONASS SNR Data for Elevation Angles Ranging From 2° to 70°. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* PP (99), 1–14.
- Rüdiger, C., Calvet, J.-C., Gruhier, C., Holmes, T. R. H., de Jeu, R. a. M., Wagner, W., apr 2009. An Intercomparison of ERS-Scat and AMSR-E Soil Moisture Observations with Model Simulations over France. *Journal of Hydrometeorology* 10 (2), 431–447.
- Rudiger, C., Su, C.-H., Ryu, D., Wagner, W., 2016. Disaggregation of Low-Resolution L-Band Radiometry Using C-Band Radar Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 1–5.
- Sabater, J. M., Jarlan, L., Calvet, J.-C., Bouyssel, F., De Rosnay, P., 2007. From Near-Surface to Root-Zone Soil Moisture Using Different Assimilation Techniques. *Journal of Hydrometeorology* 8 (2), 194–206.

- Sánchez-Ruiz, S., Piles, M., Sánchez, N., Martínez-Fernández, J., Vall-llossera, M., Camps, A., 2014. Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *Journal of Hydrology* 516, 273–283.
- Sandholt, I., Rasmussen, K., Andersen, J., feb 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment* 79 (2-3), 213–224.
- Sauer, T., Havlík, P., Schneider, U. A., Schmid, E., Kindermann, G., Obersteiner, M., jun 2010. Agriculture and resource availability in a changing world : The role of irrigation. *Water Resources Research* 46 (6), n/a–n/a.
- Schmetz, J., Pili, P., Tjemkes, S., Just, D., Kerkmann, J., Rota, S., Ratier, A., 2002. Supplement to an introduction to Meteosat Second Generation (MSG) SEVIRI calibration. *Bulletin of the American Meteorological Society* 83 (7), 992.
- Schmugge, T., Wang, J., Asrar, G., 1988. Results from the Push Broom Microwave Radiometer flights over the Konza Prairie in 1985. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 26 (5), 590–596.
- Schmugge, T. J., jul 1983. Remote Sensing of Soil Moisture : Recent Advances. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-21 (3), 336–344.
- Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I., Orlowsky, B., Teuling, A. J., 2010. Earth-Science Reviews Investigating soil moisture – climate interactions in a changing climate : A review. *Earth Science Reviews* 99 (3-4), 125–161.
- Shiklomanov, I. A., 2000. Appraisal and assessment of world water resources. *Water international* 25 (1), 11–32.
- Shreve, F., 1924. Soil Temperature as Influenced by Altitude and Slope Exposure. *Ecology* 5 (2), 128–136.
- Siebert, S., Döll, P., Hoogeveen, J., Faures, J.-M., Frenken, K., Feick, S., aug 2005. Development and validation of the global map of irrigation areas. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 2 (4), 1299–1327.
- Sivapalan, M., Blöschl, G., Zhang, L., Vertessy, R., aug 2003. Downward approach to hydrological prediction. *Hydrological Processes* 17 (11), 2101–2111.
- Somot, S., Sevault, F., Déqué, M., Crépon, M., sep 2008. 21st century climate change scenario for the Mediterranean using a coupled atmosphere–ocean regional climate model. *Global and Planetary Change* 63 (2-3), 112–126.
- Stefan, V., Merlin, O., Er-Raki, S., Escorihuela, M.-j., Khabba, S., 2015. Consistency between In Situ, Model-Derived and High-Resolution-Image-Based Soil Temperature Endmembers : Towards a Robust Data-Based Model for Multi-Resolution Monitoring of Crop Evapotranspiration. *Remote Sensing* 7 (8), 10444–10479.
- Stefan, V., Merlin, O., Molero, B., Ait-Hssaine, B., Escorihuela, M., Quintana-segui, P., Er-Raki, S., 2016. Improving the physics and robustness of an evaporation-based disaggregation method of SMOS soil moisture data. *Remote Sensing of Environment*.

- Tapley, B. D., Bettadpur, S., Ries, J. C., Thompson, P. F., Watkins, M. M., 2004. GRACE Measurements of Mass Variability in the Earth System. *Science* 305 (5683), 503–505.
- Tardy, B., Rivalland, V., Huc, M., Hagolle, O., Marcq, S., Boulet, G., 2016. A Software Tool for Atmospheric Correction and Surface Temperature Estimation of Landsat Infrared Thermal Data. *Remote Sensing* 8 (9), 696.
- Taylor, C. M., Jeu, D., Richard, a. M., Guichard, F., Harris, P. P., Dorigo, W. a., sep 2012. Afternoon rain more likely over drier soils. *Nature* 489 (7416), 423–426.
- Townshend, J., Justice, C., Skole, D., Malingreau, J.-P., Cihlar, J., Teillet, P., Sadowski, F., Ruttenberg, S., nov 1994. The 1 km resolution global data set : needs of the International Geosphere Biosphere Programme†. *International Journal of Remote Sensing* 15 (17), 3417–3441.
- Ulbrich, U., May, W., Li, L., Lionello, P., Pinto, J., Somot, S., 2006. Chapter 8 The Mediterranean climate change under global warming. In : *Developments in Earth and Environmental Sciences*. Vol. 4. pp. 399–415.
- Voogt, J., Oke, T., 2003. Thermal remote sensing of urban climates. *Remote Sensing of Environment* 86 (3), 370–384.
- Walker, J. P., Willgoose, G. R., Kalma, J. D., jun 2001. One-dimensional soil moisture profile retrieval by assimilation of near-surface observations : a comparison of retrieval algorithms. *Advances in Water Resources* 24 (6), 631–650.
- Walker, J. P., Willgoose, G. R., Kalma, J. D., 2004. In situ measurement of soil moisture : a comparison of techniques. *Journal of Hydrology* 293 (1), 85–99.
- Wan, Z., 2008. New refinements and validation of the MODIS Land-Surface Temperature / Emissivity products. *Remote sensing of Environment* 112 (1), 59–74.
- Wichelns, D., Oster, J., nov 2006. Sustainable irrigation is necessary and achievable, but direct costs and environmental impacts can be substantial. *Agricultural Water Management* 86 (1-2), 114–127.
- Wisser, D., Frohling, S., Douglas, E. M., Fekete, B. M., Vörösmarty, C. J., Schumann, A. H., dec 2008. Global irrigation water demand : Variability and uncertainties arising from agricultural and climate data sets. *Geophysical Research Letters* 35 (24), L24408.
- Wood, E. F., Roundy, J. K., Troy, T. J., van Beek, L. P. H., Bierkens, M. F. P., Blyth, E., de Roo, A., Döll, P., Ek, M., Famiglietti, J., Gochis, D., van de Giesen, N., Houser, P., Jaffé, P. R., Kollet, S., Lehner, B., Lettenmaier, D. P., Peters-Lidard, C., Sivapalan, M., Sheffield, J., Wade, A., Whitehead, P., may 2011. Hyperresolution global land surface modeling : Meeting a grand challenge for monitoring Earth’s terrestrial water. *Water Resources Research* 47 (5), W05301.
- Xoplaki, E., González-Rouco, J. F., Luterbacher, J., Wanner, H., 2003. Mediterranean summer air temperature variability and its connection to the large-scale atmospheric circulation and SSTs. *Climate Dynamics* 20 (7), 723–739.
- Young, D. T., Chapman, L., Muller, C. L., Cai, X.-M., Grimmond, C. S. B., apr 2014. A Low-Cost Wireless Temperature Sensor : Evaluation for Use in Environmental Monitoring Applications. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* 31 (4), 938–944.

-
- Zhan, X., Miller, S., Chauhan, N., Di, L., Ardanuy, P., 2002. Soil moisture visible/infrared radiometer suite algorithm theoretical basis document. Vol. Tech. Rep. Raytheon Syst. Company, Lanham, MD.
- Zreda, M., Desilets, D., Ferré, T. P. A., Scott, R. L., 2008. Measuring soil moisture content non-invasively at intermediate spatial scale using cosmic-ray neutrons. *Geophysical Research Letters* 35 (21).

Table des figures

1.1	Anomalie des températures Jan-Dec 2015 par rapport à moyenne 1981-2010. Source : NOAA	3
1.2	Crue de l'oued Rheraya (au premier plan) en Mai 2016 dans le Haut Atlas. Source : Malbêteau Y.	5
1.3	Humidité du sol au centre du système agronomique. Source : agriculturesnetwork.org	6
1.4	Étalement de l'eau d'une irrigation gravitaire sur une parcelle de blé sur un secteur irrigué près de Marrakech avec une station météorologique en arrière plan. Source : Michel Le Page	7
1.5	Liste des capteurs micro-ondes permettant d'estimer l'humidité du sol jusqu'à aujourd'hui.	12
1.6	La température de surface comme variable intégratrice des états de surface. . . .	13
1.7	Les différentes échelles d'observation pour le suivi hydrologique	17
1.8	Synergie entre la température de surface, l'humidité du sol et les précipitations .	19
2.1	Carte du Monde montrant les zones arides et semi arides. Source : FAO	21
2.2	Carte du Monde montrant la vulnérabilité du Bassin Méditerranéen selon l'index "Climate Change Vulnerability 2013". Source : Journal <i>Le Monde Planète</i> du 27.09.2013	22
2.3	Montagne de l'Atlas vue des plaines. Source : Malbêteau Y.	23
2.4	Carte de l'observatoire du Tensift-Haouz. Inspirée de Jarlan et al. (2015)	25
2.5	Bassin du Murrumbidgee, la zone de Yanco et la répartition des stations Oznet. .	27
2.6	Theta Probe : instrument permettant de calculer l'humidité du sol à partir des mesures de la constante diélectrique du sol.	28
2.7	Exemple d'application à Lamasquère de mesure d'humidité du sol à partir des signaux GNSS. Source : Roussel et al. (2016)	29
3.1	Méthode de partition de la LST entre la température du sol et la température de la végétation, suivant la position du point observé dans l'espace à deux dimensions LST-fraction de végétation (Moran et al., 1994). Exemple sur la zone irriguée d'Urgell en Espagne à 90 m de résolution. Source : HDR Merlin O. (2016).	34
3.2	Représentation schématique de l'algorithme DisPATCh, inspirée de Merlin et al. (2012).	36
3.3	Article : SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution (Molero et al., 2016), voir Annexe A	38
3.4	Représentation schématique des entrées et sorties de la chaîne DisPATCh 1 km pour le mode sm1k3d (utilisant 3 jours de LST MODIS)	39
3.5	Représentation schématique des entrées et sorties de la chaîne DisPATCh 1 km pour le mode sm1k1d (utilisant uniquement les LST MODIS le jour du passage SMOS)	40

3.6	Article : Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods (Merlin et al., 2015), voir Annexe B	41
3.7	À gauche, la SSM issue des produits niveau 3 SMOS et DisPATCh 1 km pour la date du 22 novembre 2010. Les zones où les données DisPATCh ne sont pas disponibles (e.g. nuages), sont masquées en noir sur les deux images. À droite, les graphes de comparaison de l'humidité du sol <i>in situ</i> avec les cas sans (gauche) et avec (droite) désagrégation et pour les passages ascendant (haut) et descendant (bas) collectées sur la zone de Yanco en été 2010-2011.	42
3.8	À gauche, la SSM issue des produits niveau 3 AMSR-E et DisPATCh 1 km pour la date du 22 novembre 2010. Les zones où les données DisPATCh ne sont pas disponibles (e.g. nuages), sont masquées en noir sur les deux images. À droite, les graphes de comparaison de l'humidité du sol <i>in situ</i> avec les cas sans (gauche) et avec (droite) désagrégation et pour les passages ascendant (haut) et descendant (bas) collectées sur la zone de Yanco en été 2010-2011.	43
4.1	Les deux types d'assimilation : Séquentielle et variationnelle, d'après Jarlan and Boulet (2014)	64
4.2	Séries temporelles de l'humidité du sol pour DisPATCh (rond noir) avec les barres erreurs représentant l'écart type de DisPATCh, pour le couplage DisPATCh/assimilation (points rouges), pour la zone racinaire (points verts) et les mesures <i>in situ</i> de surface (ligne noire) à la station de Sidi Rahal au Maroc. Les barres bleus représentent les précipitations journalières.	66
4.3	Cartes des SSM désagrégées et assimilées sur le bassin du Tensift-Haouz, montrant la progression d'un événement pluvieux autour du 10 et 11 Mars 2014.	67
4.4	Cartes des SSM désagrégées et assimilées sur la zone de Yanco, montrant la progression d'un événement pluvieux autour du 14 Février 2014.	69
5.1	Images de la LST observée par ASTER, simulée à 90 m, simulée à 8 m et corrigée des effets topographiques (éclairage, altitude) le 05 septembre 2014. Les lignes noires représentent les courbes de niveau entre 1800 et 3600 m avec un incrément de 200 m.	93
5.2	Localisation des thermomètres dans la vallée d'Imlil.	94
5.3	Comparaison des thermochrons ibuttons avec les températures de fosse sur le site de Lamasquère, France	94
5.4	Variations temporelles de la température mesurée par les thermochrons ibuttons sur un versant exposé au soleil (rouge) et à l'ombre (bleu) pour une même altitude (2450 m) entre le 19 Mai et le 08 Juin 2014.	96
5.5	Variations temporelles des maxima et minima journalières de la température mesurée par les thermochrons ibuttons sur un versant exposé au soleil (rouge), à l'ombre (bleu) pour une même altitude (2450 m) et sur un versant à l'ombre à 1800 m d'altitude (noir).	96
5.6	Images de la LST observée par Landsat, simulée à 90 m et corrigée des effets topographiques le 05 septembre 2014. Les lignes noires représentent les lignes d'altitude entre 1800 et 3600 m avec un incrément de 200 m.	113
5.7	Images de la LST observée par Landsat avant (haut) et après (bas) correction des effets topographiques sur 4 dates. Les lignes noires représentent les lignes de niveau d'altitude entre 1800 and 3600 m avec un incrément de 200 m.	114
6.1	Cartes d'humidité du sol en surface du 30 et 31 octobre 2014 montrant un apport d'eau entre ces deux dates sur le périmètre irrigué.	122

Annexe A

SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution

Citation :

1. Molero B., O. Merlin, **Y. Malbêteau**, A. Al Bitar, F. Cabot, V. Stefan, S. Bacon, Y. Kerr, R. Bindlish, T.J. Jackson, (2016) New SMOS disaggregated soil moisture product at 1km resolution : processor overview and first validation results, Remote Sensing of Environment. [doi:10.1016/j.rse.2016.02.045](https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.045)



Contents lists available at ScienceDirect

Remote Sensing of Environment

journal homepage: www.elsevier.com/locate/rse

SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: Processor overview and first validation results



B. Molero ^{a,*}, O. Merlin ^{a,b}, Y. Malbêteau ^a, A. Al Bitar ^a, F. Cabot ^a, V. Stefan ^a, Y. Kerr ^a, S. Bacon ^a, M.H. Cosh ^c, R. Bindlish ^c, T.J. Jackson ^c

^a Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, Toulouse, France

^b Université Cadi Ayyad, Marrakech, Morocco

^c USDA ARS Hydrology and Remote Sensing Laboratory, USA

ARTICLE INFO

Article history:

Received 30 July 2015

Received in revised form 12 February 2016

Accepted 19 February 2016

Available online 23 March 2016

Keywords:

Disaggregation

Soil moisture

Processor

SMOS

CATDS

Level 4

ABSTRACT

The SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) mission provides surface soil moisture (SM) maps at a mean resolution of ~50 km. However, agricultural applications (irrigation, crop monitoring) and some hydrological applications (floods and modeling of small basins) require higher resolution SM information. In order to overcome this spatial mismatch, a disaggregation algorithm called Disaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH) combines higher-resolution data from optical/thermal sensors with the SM retrieved from microwave sensors like SMOS, producing higher-resolution SM as the output. A DISPATCH-based processor has been implemented for the whole globe (emerged lands) in the Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS), the French data processing center for SMOS Level 3 products. This new CATDS Level-4 Disaggregation processor (C4DIS) generates SM maps at 1 km resolution. This paper provides an overview of the C4DIS architecture, algorithms and output products. Differences with the original DISPATCH prototype are explained and major processing parameters are presented. The C4DIS SM product is compared against L3 and *in situ* SM data during a one year period over the Murrumbidgee catchment and the Yanco area (Australia), and during a four and a half year period over the Little Washita and the Walnut Gulch watersheds (USA). The four validation areas represent highly contrasting climate regions with different landscape properties. According to this analysis, the C4DIS SM product improves the spatio-temporal correlation with *in situ* measurements in the semi-arid regions with substantial SM spatial variability mainly driven by precipitation and irrigation. In sub-humid regions like the Little Washita watershed, the performance of the algorithm is poor except for summer, as result of the weak moisture–evaporation coupling. Disaggregated products do not succeed to have an additional benefit in the Walnut Gulch watershed, which is also semi-arid but with well-drained soils that are likely to cancel the spatial contrast needed by DISPATCH. Although further validation studies are still needed to better assess the performance of DISPATCH in a range of surface and atmospheric conditions, the new C4DIS product is expected to provide satisfying results over regions having medium to high SM spatial variability.

© 2016 Elsevier Inc. All rights reserved.

1. Introduction

Soil moisture (SM) is an essential component of the water cycle that impacts infiltration, runoff and evaporation processes. In addition, it modulates the energy exchange as well as the carbon exchange at the land surface (Daly & Porporato, 2005). SM has influence over a range of spatial scales: the climatic (Douville, 2004; Laio, Porporato, Ridolfi, & Rodríguez-Fernández, 2002), the meteorological (Dirmeyer, 2000; Drusch, 2007), the hydrological (Chen, Crow, Starks, & Moriasi, 2011; Draper, Reichle, De Lannoy, & Liu, 2012), the parcel and the local scale (Guéris & Duke, 2000).

Current satellite missions provide surface SM observations at large scales on a global basis. Passive microwave L-band observations are widely used for surface SM retrievals, but in practice they constrain the resolution of the retrievals to 30–60 km (Kerr & Njoku, 1990; Njoku & Entekhabi, 1996; Schmugge, 1998) with current technology. The Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) mission, launched in November 2009, incorporates an interferometric radiometer at L-band (1.4 GHz) and provides SM with a resolution of 30–55 km and a sensing depth of 3–5 cm (Kerr et al., 2001, 2010). SMOS Level 2 (L2) and Level 3 (L3) SM products have been validated extensively on a regular basis since the beginning of the mission (Al Bitar et al., 2012; Delwart et al., 2008) and they have been assessed as suitable for hydro-climate applications (Lievens et al., 2015; Wanders, Bierkens, de Jong, de Roo, & Karssen, 2014). However, most hydro-agricultural applications need SM measurements of sub-kilometer spatial resolution with a still

* Corresponding author.

E-mail address: beatriz.molero@cesbio.cnes.fr (B. Molero).

representative temporal coverage (Walker & Houser, 2004). We should strive to provide a high resolution (HR) SM product that would enhance the knowledge of the hydrological processes at local scale.

Different satellite-based approaches have been proposed to retrieve SM. One of the most popular is the use of active sensors like the synthetic aperture radars (SAR) (ERS, ALOS, Sentinel 1) or scatterometers (ASCAT). These instruments provide observations with a variety of spatial and time resolutions but they are influenced to a great extent by the scattering produced by vegetation structure and surface roughness, among other factors. Unlike active sensors, passive instruments are much less sensitive to scattering but provide surface SM estimations at coarse resolutions (>40 km). C- and X-band radiometers like AMSR-E and WindSat have shown good results (Mladenova et al., 2011), but because of the frequency used, their sensing depth is shallow (~1 cm) and vegetation becomes rapidly opaque. In contrast, L-band radiometer acquisitions from SMOS provide SM estimations for a much wider range of vegetation conditions, with a sensing depth of around 5 cm and a revisit time of ~3 days. However, the spatial resolution provided is also coarse (35–55 km) as mentioned previously. The main strategies to work around this issue while maintaining the benefits of L-band consist of merging the L-band acquisitions with HR ancillary data, namely radar and optical observations.

Over the past decade, various methods have been proposed to combine active and passive sensors to produce HR SM (Das, Entekhabi, & Njoku, 2011; Narayan, Lakshmi, & Jackson, 2006; Zhan, Houser, Walker, & Crow, 2006). The NASA Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission, launched in 2015, intended to combine L-band brightness temperatures (TB) and HR L-band radar backscatter data (Entekhabi, Njoku, O'Neill, Kellogg, Crow, Edelstein, et al., 2010). Despite the radar failure in July 2015, related previous studies showed that SM could have been delivered at 9 km and even 3 km resolution (Das et al., 2014).

Optical sensors (visible/near-infrared/thermal-infrared) can achieve finer spatial resolutions. However, the quality of their observations is critically compromised by the presence of clouds. Examples of optical sensors include the Landsat instruments and the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer (ASTER), with data at ~100 m resolution, and the MODerate resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), with data at ~1 km resolution. Such data include soil temperature and vegetation cover information, which are variables linked to soil water content (Fang et al., 2013). The relationship between land surface temperature (LST) and normalized difference vegetation index (NDVI) was first formalized in the 90s with the triangle (Carlson, 2007; Carlson, Gillies, & Perry, 1994) and the trapezoid (Moran, Clarke, Inoue, & Vidal, 1994) approaches.

Most of the methods for deriving HR SM from the synergy between optical and microwave observations are based on the triangle/trapezoid approaches. Chauhan, Miller, and Ardanuy (2003) stated that the relationship between LST, NDVI and SM can be formulated as a regression formula specific to the region and climatic conditions. Later, Piles et al. (2011) included SMOS TBs in the equation, which reduced the bias but slightly degraded the spatio-temporal correlation between the obtained HR SM and the *in situ* measurements. These empirical methods need local calibration of the regression coefficients at low resolution (LR) before applying them to the HR ancillary data. On the contrary, semi-physical methods replace the polynomial function by physically-based models that use evaporation as a proxy variable for SM variability. Merlin, Walker, Chehbouni, and Kerr (2008) linked the SM to the soil evaporative efficiency (SEE), defined as the ratio of actual to potential soil evaporation. Kim and Hogue (2012) established a linear relationship between the soil evaporative fraction of Jiang and Islam (2003) and SM. Both approaches improved the satellite SM spatial variability and showed better correspondence with ground measurements in the area of study (SMEX04).

The semi-physical methods have three important advantages with respect to the purely empirical methods: (i) the mean SM is preserved across the merging process (which justifies calling it 'disaggregation'

or 'downscaling'), (ii) a physical link is established for HR between SM and the evaporation/evapotranspiration rate and (iii) no local calibration or fit is needed. These are key factors in developing a robust and global operational algorithm for HR SM.

Recent studies by Merlin et al. (2012); Merlin et al. (2013) have improved the evaporation rate calculation and the evaporation-SM link of Merlin et al. (2008). The DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH) algorithm estimates SEE at high-resolution from soil temperature and vegetation data for modeling the spatial variations inside the microwave SM observation. In Merlin et al. (2012), DISPATCH included corrections for the microwave sensor weighting function and grid oversampling and provided an estimate of the uncertainty in the output disaggregated data. Later, Merlin et al. (2013) demonstrated that the linear approximation of the SEE—SM link model is suitable for kilometer scales and included soil temperature corrections for elevation effects. Both studies were conducted under semi-arid conditions, in a 500 × 100 km study area within the Murrumbidgee river catchment, in southeastern Australia, and in a 60 × 60 km study area east of Lleida in Catalunya, Spain. They showed that DISPATCH improves the spatio-temporal correlation with *in situ* measurements, but that the accuracy of disaggregated products is highly dependant on the SM-evaporation coupling. The downscaled resolution of 1 km (Merlin, Al Bitar, Walker, & Kerr, 2009; Merlin et al., 2013) and the combination of satellite data from different time stamps in DISPATCH (Malbêteau, Merlin, Molero, Rüdiger, & Bacon, 2016; Merlin et al., 2012) have been considered as a good trade-off between spatial representativeness and overall accuracy, given the current status of the algorithm.

Recently, a new Level-4 (L4) processor (C4DIS) based on DISPATCH has been implemented in the Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS), the French ground segment for SMOS Level-3 and Level-4 data. The aim is to disaggregate the SMOS CATDS Level-3 (L3) 1-day SM maps to produce maps of SM at 1 km resolution for any part of the globe on an operational basis. The ancillary temperature and vegetation data are retrieved from the MODIS mission.

This paper seeks (i) to provide an overview of the C4DIS architecture, processing algorithms, output products, strengths and weaknesses and (ii) to derive the first conclusions on the performance of the C4DIS product depending on the climatic and landscape conditions. To do so, we evaluate the C4DIS product against *in situ* data from the Murrumbidgee catchment and two additional contrasting networks. Former versions of DISPATCH have so far been evaluated mostly in semi-arid conditions (Malbêteau et al., 2016; Merlin et al., 2012, 2013). The Murrumbidgee network belongs to these previous studies, and it is included here to serve as a reference for the current version of DISPATCH and the C4DIS processor and for the other validation areas. The two other *in situ* networks considered in this study are located in the Little Washita watershed in Oklahoma, USA, which exhibits sub-humid conditions, and the Walnut Gulch watershed in Arizona, USA, which exhibits semi-arid to arid conditions. Their relief, soil properties and land use differ from the Murrumbidgee's. The L4 disaggregated SM product is evaluated using *in situ* 0–5 cm and *in situ* 0–8 cm measurements taken at the same time as SMOS overpasses (around 6 am, 6 pm) during the period 01/06/2010 to 31/05/2011 for the Australian network and 01/06/2010 to 31/12/2014 for the USA networks. These networks have been providing ground SM data in a continuous basis and have contributed to the validation of different satellite missions, SMOS among them (Cosh, Jackson, Bindlish, & Prueger, 2004; Jackson et al., 2010, 2012; Leroux et al., 2013; Peischl et al., 2012).

It is important to note that the DISPATCH algorithm will continue to evolve. Validation activities on the Level-4 processor C4DIS will provide valuable information for the improvement of the algorithm and processing chain. This current study is conducted on the products of the first version of the C4DIS processor.

2. Input data collection

2.1. In situ measurements

Three validation networks were selected for this work, the Murrumbidgee Soil Moisture Monitoring Network (MB) in Australia (Smith et al., 2012) and two different USDA (United States Department of Agriculture) networks: Little Washita (LW) in Oklahoma (Cosh, Jackson, Starks, & Heathman, 2006) and Walnut Gulch (WG) in Arizona (Cosh, Jackson, Moran, & Bindlish, 2008). They exhibit contrasted types of climate, soil properties, land use and spatial extension.

The MB network covers a large extension (82,000 km²) in southern New South Wales. Its climate ranges from semi-arid in the west (average annual precipitation of 300 mm), to humid in the east (annual precipitation of 1900 mm at the Snowy Mountains). The MB has been studied in previous DISPATCH campaigns (Malbêteau et al., 2016; Merlin et al., 2012). It is included here for different reasons: it permits to confront results with previous versions of the algorithm, it contains within the Yanco area, which gathers the nominal landscape and climatic conditions for DISPATCH (flat, semi-arid with low vegetation), and it shows a variety of climate, soil and land use cases that can reveal the usefulness of disaggregation.

The MB consists in 38 validation stations: 18 of them provide SM integrated over the first 8 cm of soil (Campbell Scientific water content reflectometers) and the rest provide SM integrated over the first 5 cm of soil (Stevens Hydra Probe). The stations are situated in four areas: 7 stations in the limits of the catchment near to regional centers; 5 stations in Adelong Creek (145 km²), a grazing area with steep slopes; 13 stations in Kyeamba creek (600 km²), a catchment with gentle slopes and grazing and dairy land use; and finally, 13 stations in the Yanco region (3000 km²).

Yanco soils are mainly silty-loam. The climate is semi-arid with an average annual rainfall of about 400 mm, with most of the precipitation occurring in winter and spring. The land use is divided into irrigation and dry land cropping and pastures. This area has been extensively monitored since 2001 (Smith et al., 2012) and has been used in a variety of satellite validation campaigns (Mladenova et al., 2011; Panciera et al., 2014; Peischl et al., 2012).

The USDA networks have been operating since 2002 and they have been used in the validation of Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth Observing System (AMSR-E) products (Jackson et al., 2010), Aquarius (Bindlish, 2015), ASCAT (Leroux et al., 2013) and SMOS products (Jackson et al., 2012). The probes are installed at a depth of 5 cm, with an effective measurement depth between 3 and 7 cm (Stevens Hydra Probe).

LW is located in southwest Oklahoma and covers an area of about 610 km². The climate is sub-humid with an average annual rainfall of 750 mm. Summers are hot and relatively dry while winters are short and temperate. Autumn and spring are when most of the precipitation occurs (Allen & Naney, 1991). The land use is mainly rangeland and crops that include winter wheat and some corn and grasses. Soils include a wide range of textures, with large regions of sands, loams and clays. The topography is moderately rolling with few hills.

WG occupies an area of 148 km² in southeastern Arizona. The climate is semi-arid, with an average annual rainfall of 324 mm, lower than in the Yanco region. Most of the rains occur in the form of small scale high-intensity thunderstorms during the summer months as part of the North American Monsoon System (Cosh et al., 2008). Soils are mainly sands and gravel with good drainage. Desert shrubs and short grasses dominate the landscape. The topography is considered as rolling with significant rock cover. Although the climate class of WG is defined semi-arid as the Yanco area, the contrasting landscape and precipitation conditions make WG an interesting validation area (Table 1).

It is important to outline that the area extent covered by the networks is different so it may have an impact on the validation process: the MB comprises multiple SMOS pixels through sparse stations and more dense localized sites, the Yanco region covers approximately one SMOS pixel, and the LW and WG cover around 1/4 and 1/16 of the surface of one SMOS pixel. This does not affect the C4DIS processor, which handles input larger surfaces, but it may affect the validation process since the smaller networks may not be representative of the ~40 km surface.

2.2. SMOS soil moisture data

The SMOS satellite was launched in November 2009. SMOS has global coverage with a revisit period of 3 days at the equator, with all together in the same line, if possible overpass at 6:00 am and descending (D) overpass 6:00 pm local solar time. The SMOS instrument is a passive 2D interferometer operating at L band (1.4 GHz) (Kerr et al., 2001, 2010). The spatial resolution ranges from 35 to 55 km, depending on the incident angle. The goal is to retrieve SM (first 5 cm) with a target accuracy of 0.04 m³/m³ (Kerr et al., 2012).

The C4DIS processor disaggregates the SM provided by the SMOS Level-3 1-day global SM product (MIR CLF31A/D). In this paper, the version 2.72 (in 220 reprocessing mode RE02) product is used. Level-3 (L3) products are presented in NetCDF format on the EASE (Equal Area Scalable Earth) grid, with a grid spacing of ~25 × 25 km.

The L3 SM products are directly computed from the SMOS Level-1 products at the CATDS. The core of the algorithm for retrieving SM from brightness temperatures is derived from the L2 retrieval algorithm (Kerr et al., 2012; Wigneron et al., 2007). In both processing chains, SM is derived from the combination of multiangular observations. While the L2 chain considers only the multiangular observations of the same day and orbit (ascending/descending), the L3 chain uses several overpasses (3 at most) over a 7-day window. This results in more coverage and robustness for the L3 products (Al-Yaari et al., 2014). Details on the L3 processing algorithm can be found in the Algorithm Theoretical Baseline Document (Kerr et al., 2013) and in the L3 data product description (Kerr et al., 2014).

2.3. MODIS temperature and vegetation data

The C4DIS processor uses three ancillary products at 1 km resolution. Two of them are derived from MODIS acquisitions: LST and NDVI. These are necessary elements for the SEE calculation inside DISPATCH.

Table 1
Main characteristics of validation areas.

	Murrumbidgee	Yanco	LW	WG
Extension	82,000 km ²	3000 km ²	610 km ²	148 km ²
Climate	Semi-arid (west) to humid (east)	Semi-arid	Sub-humid	Semi-arid to arid
Annual precipitation	300–1900 mm	400 mm	750 mm	324 mm
Main precipitation periods	Relatively constant at the basin scale	Winter, spring	Autumn, spring	Summer (intense, localized)
Soils	Clayey (west) to sandy (east)	Silty-loam	Sands, loams and clays	Sands and gravel
Topography	Diverse, mountains in the east	Flat	Moderate rolling	Rolling

The LST datasets are extracted from in the same line, if possible MODIS/Terra LST and emissivity daily L3 global 1-km grid products (MOD11A1) and version-5 MODIS/Aqua LST and emissivity daily L3 global 1-km grid products (MYD11A1). The NDVI dataset is extracted from the version-5 MODIS/Terra vegetation indices 16-day Level-3 global 1-km grid product (MOD13A2).

The MODIS products are retrieved from the NASA Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC). They are presented in sinusoidal projection at 1 km resolution (Solano, Didan, Jacobson, & Huete, 2010; Wan, 1999, 2006). The disaggregation approach requires the NDVI dataset acquired within the last 15 days and the LST datasets of the day before, the same day and the day after. The MODIS products are available between 1 and 9 days after the acquisition day.

2.4. Digital elevation model

The C4DIS processor requires elevation information, which is extracted from the GTOPO30 Digital Elevation Model (DEM) product available in the WGS84 sphere at 30-arc sec resolution. The GTOPO30 product is distributed by the U.S. Geological Survey's EROS Data Center (USGS, <https://ita.cr.usgs.gov/GTOPO30/>).

3. The CATDS level-4 disaggregation (C4DIS) processor

The CATDS Level-4 (L4) Disaggregation (C4DIS) processor is the first operational version of the DISPATCH algorithm. The C4DIS processor selects the best algorithm and parameter configuration according to past DISPATCH studies and the latest research (Merlin, Al Bitar, Walker, & Kerr, 2010; Merlin, Chehbouni, Boulet, & Kerr, 2006; Merlin et al., 2009; Merlin, Rüdiger, Richaume, Al Bitar, Mialon, Walker and Kerr, 2010; Merlin et al., 2012; Merlin et al., 2013). It also makes possible to obtain disaggregated SM on a global and daily basis (under the assumption of no cloud-covered scenes and availability of input data). The C4DIS products have been marked as 'scientific' products because the algorithm is still evolving: their access will be granted on demand for specific areas of the world. In this and the following sections, we describe both the DISPATCH prototype and the C4DIS processor.

3.1. DISPATCH algorithm

DISPATCH relies on a SEE term to model the spatial variability over the low-resolution (LR) SMOS pixel. The first step is to account for the SEE term at HR, described as a linear function of soil temperature:

$$SEE_{HR} = (T_{s,max} - T_{s,HR}) / (T_{s,max} - T_{s,min}) \quad (1)$$

Soil ($T_{s,HR}$) and vegetation ($T_{v,HR}$) temperatures are derived from LST and NDVI datasets as in Merlin et al. (2012), where the surface temperature is partitioned into its soil and vegetation components according to the trapezoid method of Moran et al. (1994). Soil temperature is calculated as follows:

$$T_{s,HR} = (T_{MODIS} - f_{v,HR} T_{v,HR}) / (1 - f_{v,HR}) \quad (2)$$

with T_{MODIS} being the MODIS LST and f_v the MODIS-derived fractional vegetation cover. Here, the fractional vegetation cover is calculated as:

$$f_{v,HR} = (NDVI_{MODIS} - NDVI_s) / (NDVI_v - NDVI_s) \quad (3)$$

with $NDVI_{MODIS}$ being the MODIS NDVI, $NDVI_s$ the NDVI for bare soil (set to 0.15), and $NDVI_v$ the NDVI for full-cover vegetation (set to 0.90).

The vegetation temperature $T_{v,HR}$ is calculated according to the "hourglass" approach (Moran et al., 1994), as a function of the position of the HR pixel in the LST- f_v space, and the soil ($T_{s,min}$, $T_{s,max}$) and vegetation ($T_{v,min}$, $T_{v,max}$) temperature end-members (Merlin et al., 2012).

Given the minimum and maximum LST values of the scene $T_{MODIS,min}$ and $T_{MODIS,max}$, and the f_v values associated to the same pixels, $f_{v,Tmin}$ and $f_{v,Tmax}$, the following approximations hold (Merlin et al., 2013):

- I). $T_{v,min} = T_{MODIS,min}$
- II). When the vegetation portion is low at $T_{MODIS,min}$ ($f_{v,Tmin} < 0.5$), then $T_{s,min} = T_{MODIS,min}$
- III). When the vegetation portion is considerable at $T_{MODIS,min}$ ($f_{v,Tmin} \geq 0.5$), then $T_{s,min}$ is set to the minimum value of the $T_{s,HR}$ derived from Eq. (2), with $T_{v,HR} = T_{v,min}$ and $f_{v,HR} < 0.5$
- IV). When the vegetation portion is low at $T_{MODIS,max}$ ($f_{v,Tmax} < 0.5$), then $T_{s,max} = T_{MODIS,max}$ and $T_{v,max}$ is set to the maximum value of the $T_{v,HR}$ derived from Eq. (2), with $T_{s,HR} = T_{s,max}$ and $f_{v,HR} \geq 0.5$
- V). When the vegetation portion is considerable at $T_{MODIS,max}$ ($f_{v,Tmax} \geq 0.5$), then $T_{v,max} = T_{MODIS,max}$ and $T_{s,max}$ is set to the maximum value of the $T_{s,HR}$ derived from Eq. (2), with $T_{v,HR} = T_{v,max}$ and $f_{v,HR} < 0.5$

Note that LST has been preliminary corrected for elevation effects (decrease of air temperature with altitude) by using the DEM information at HR (Merlin et al., 2013):

$$T_{MODIS} = T_{MODIS-ori} + \gamma(H_{HR} - H_{LR}) \quad (4)$$

with T_{MODIS} being the topography-corrected LST used in the previous equations, $T_{MODIS-ori}$ the original MODIS LST, γ ($^{\circ}C m^{-1}$) the mean lapse rate (set to $0.006 ^{\circ}C m^{-1}$), H_{HR} the altitude of the MODIS pixel and H_{LR} the mean altitude within the LR pixel.

In a second step, the semi-empirical linear model of Budyko (1956) and Manabe (1969) is used to link the surface SM (0–5 cm) and the SEE terms. According to Merlin et al. (2013), the linear model is a good approximation for kilometer scales so the SEE for each HR pixel can be written as:

$$SEE_{HR} = SM_{HR} / SM_p \quad (5)$$

where SM_p is a parameter estimated at LR at each execution from daily SM and SEE observations as follows:

$$SM_p = SM_{LR} / SEE_{LR} \quad (6)$$

with SM_{LR} the radiometer-sensed SM and SEE_{LR} the average of the SEE_{HR} values inside the LR pixel.

The disaggregation is finished by applying a first order Taylor series to the SM-SEE model at each HR pixel (downscaling relationship). The corresponding disaggregated SM is:

$$SM_{HR} = SM_{LR} + SM'(SEE_{LR}) \times (SEE_{HR} - SEE_{LR}) \quad (7)$$

with $SM'(SEE_{LR})$ the partial derivative of SM relative to SEE at LR (SM_p).

3.2. DISPATCH operational implementation

Following the methodology introduced in Merlin et al. (2012), C4DIS executes DISPATCH on a set of possible combinations of input datasets, producing multiple HR outputs that are averaged together into a single final disaggregated SM field (SM_{HR}). The rationale behind this is to account for the uncertainty of the approach and to reduce independent random errors (Malbêteau et al., 2016; Merlin et al., 2012). The input ensemble is formed by 4 downsampled instances of the original L3 SM dataset and up to 6 LST datasets corresponding to 3 consecutive days of MODIS acquisitions (Aqua and Terra overpasses). This means that each SM_{HR} output comes from the composition of up to 24 DISPATCH outputs (up to 24 input SM-LST possible pairs).

SMOS original datasets are downsampled in order to work at the radiometer resolution. SMOS L3 products are provided on a 25 km grid, which can be up to half of the original SMOS resolution (35–50 km).

The four SM datasets are derived from the original SM map by sampling the data at 50 km and are assumed to be independent. This is not totally true, since grid cells depend on the surrounding cells from a radiometric perspective, but helps to potentially reduce (and provide an estimate of) random errors in the SM_{HR} data. Regarding the selection of 6 MODIS LST datasets from 3 consecutive days, it is assumed that SM fields are spatially stable for periods of at least 1 day around the SMOS overpass time. This 3-day derived product with daily estimated SM_p is referred as the 'sm1k3d' product in Malbêteau et al. (2016) and is the one built by the C4DIS processor. The 3-day product has much better temporal coverage than its 1-day counterpart ('sm1k1d'), but the uncertainty associated to the methodology is expected to be higher since the temporal stability assumption can be often violated by precipitation and irrigation events.

There is no dedicated dataset in the C4DIS product that specifies explicitly whether the 3-days stability condition is respected or not. In the future, this will be achievable with the use of ancillary precipitation information, for example. Meanwhile, in addition to the SM_{HR} dataset, two more datasets are produced as indicators of the aggregation of the DISPATCH ensemble: the STD dataset, which is the standard deviation of the up to 24 disaggregated SM fields, and the COUNT dataset, which is the size of the ensemble. The aggregation is conducted if at least 3 SM fields are generated, so the COUNT values range from 3 to 24. In this paper, we study the STD and the COUNT datasets as potential sources of information for a future quality control flag (Section 5.5).

Finally, the current version of DISPATCH filters out any LST pixel values that have associated QC flags different from 0 and 17, which correspond to maximum LST quality (error < 1 K) and maximum emissivity error of 0.01 and 0.02 respectively (Solano et al., 2010; Wan, 2006). Areas with more than 1/3 of their surface covered by clouds are also discarded. Differences between the operational and the prototype versions of DISPATCH are summarized in Table 2.

3.3. Pre-processor

The C4DIS pre-processor prepares the input ensemble that is required by DISPATCH. The pre-processor uses the MODIS sinusoidal tiling system as the execution reference, meaning that the processor is executed for the SMOS and ancillary data contained within each MODIS tile bounds. More information about the grid can be found in http://modis-land.gsfc.nasa.gov/MODLAND_grid.html. The SMOS and ancillary data inside the tile bounds are selected and re-projected to an equal-spaced lat-lon WGS84 grid. Considering that ancillary products are presented in different datums and grids, the choice of the WGS84 projection minimizes the total number of resampling operations.

The pre-processor is divided into modules for file format transformation, dataset extraction, re-projection and re-gridding. As explained in the previous section, DISPATCH requires 4 subsampled instances of

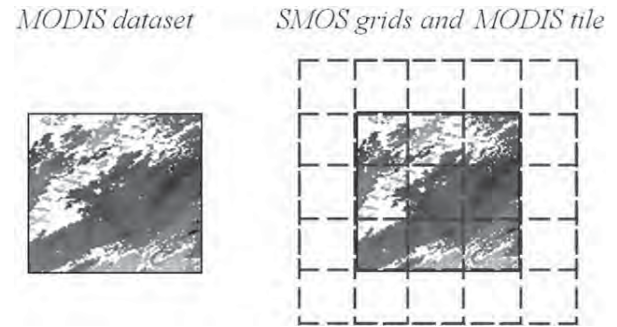


Fig. 1. Simplistic representation of the relation between the SMOS subsampled grids (at 0.4°) and the re-projected ancillary data at 0.01°. The extent of the re-projected ancillary image (LST, NDVI, etc.) matches the intersection of the four SMOS grids. The disaggregation is only applied in this overlapping zone.

SMOS data and up to 6 LST datasets. As a consequence, the re-projection and re-gridding are sensible operations that deserve being explained in detail.

The pre-processor outputs are re-projected to the same WGS84 projection, but resampled to different resolutions: SMOS subsampled rasters are provided on 0.4° grids while ancillary raster data are provided on a 0.01° grid. The SMOS 0.4° grids are derived from an original global grid at 0.2° by sliding a 0.4° window over it, so that the pixel centers are coincident. Based on this, the SM values become representative of the double of the original grid resolution 0.2°, which approximately matches the average SMOS resolution. The disaggregation is only performed in the intersection area between the 4 SMOS grids and the ancillary data grid (Fig. 1).

3.4. Post-processor

The C4DIS post-processor transforms the DISPATCH outputs into the CATDS format. It includes two significant transformations that impact the disaggregated data. First, in the case that DISPATCH generates negative SM values (which is mathematically possible), the post-processor clips them to 0 to respect physical meaning. Second, since the outputs of DISPATCH are presented in local time and day, the post-processor assigns to them the corresponding UTC time and day to keep consistency with other SMOS products.

3.5. Assumptions and applicability domains of the algorithm

The application requirements of the C4DIS processor are directly inherited from DISPATCH. The following considerations must be taken into account:

Table 2
Main differences between the DISPATCH operational implementation in the C4DIS processor and the previous prototype versions.

	C4DIS processor	Merlin et al. (2013)	Merlin et al. (2012)
SEE model	Linear (Budyko, 1956; Manabe, 1969)	Linear (Budyko, 1956; Manabe, 1969)	Non-linear (Noilhan & Planton, 1989)
Calculation of T_v	"Hourglass" approach (Moran et al., 1994)	"Hourglass" approach (Moran et al., 1994)	"Hourglass" approach (Moran et al., 1994)
Calculation of temperature end-members ($T_{s,min}$, $T_{s,max}$, $T_{v,min}$, $T_{v,max}$)	Estimated by a simpler approach based on the combination of LST and f_v	Estimated by a simpler approach based on the combination of LST and f_v	Estimated by plotting MODIS LST against MODIS albedo and NDVI within the LR pixel (Merlin, Duchemin, et al., 2010)
Input SM data	SMOS L3 SM	SMOS L2 SM	SMOS L2 SM
Input LST data	"sm1k3d" mode (3 × 2 input LST datasets)	"sm1k1d" mode (1 × 2 input LST datasets)	"sm1k3d" mode (3 × 2 input LST datasets)
Input DEM data	GTOPO30	GTOPO30	Not implemented
LST filtering	Yes, QC flags 0 and 17	Yes, QC flags 0 and 17	No
Cloud-free threshold	0.67	0.90	0.90
Sea-free threshold	0.90	0.90	Not implemented

- *Cloud free conditions*: soil temperature can only be retrieved from optical sensors if clouds are not present. C4DIS products show data gaps associated with clouds.
- *Low vegetation cover*: The LST-NDVI trapezoid describes a zone of values where no useful disaggregated data can be produced since LST is mainly controlled by vegetation transpiration, with no sensitivity to surface SM (Merlin et al., 2013). Sites with partial fractional vegetation cover at the 1 km resolution are desired.
- *Moisture-driven evapotranspiration*: the disaggregation relies on the dependence established between LST, evapotranspiration and SM. Some climates exhibit low dependency between those variables. Typically, climates characterized as energy-limited, like humid climates, exhibit a weaker moisture-evaporation coupling.
- *Medium to high spatial variability*: the MODIS-derived SEE is computed with a polygon method that relies on LST and reflectance end-members (Moran et al., 1994). In the current version, DISPATCH is contextual and thus heterogeneous scenes with meaningful dry-wet contrast are needed in order to ensure good end-members accuracy (Merlin, Al Bitar, Walker and Kerr, 2010). Note that LST end-members could be estimated using available meteorological data (Moran et al., 1994) independently from the surface (wet/dry) conditions observed at the 1 km resolution within the LR pixel (Stefan, Merlin, Er-Raki, Escorihuela, & Khabba, 2015).
- *Accuracy of the SM_p parameter*: the SM_p parameter is calculated at LR scale by using a linear relationship that has been studied as suitable for kilometer scales (Merlin et al., 2013). It is based on the assumption that the sub-pixel variability of SM_p at HR is negligible. Soil characteristics (texture, porosity, etc.) may impact the relationship between SEE and SM and thus SM_p . Hence, the current versions of C4DIS and DISPATCH should perform better in areas with homogeneous soil characteristics where the intra-pixel spatial SM variability is mainly due to forcing agents, namely precipitation and irrigation.
- *Mismatch of overpass times*: the C4DIS processor uses MODIS LST datasets at 6 different timestamps. This is based on the assumption that the SM pattern is maintained over a period of 3 days, with no rain events occurring in between.
- *Mismatch of sensing depths*: SMOS L-band SM estimations are representative of the soil first 5 cm content, while MODIS temperature acquisitions are representative of the soil skin layer. DISPATCH assumes that the soil skin temperature is correlated with the soil evaporation process occurring in the 0–5 cm of soil (Merlin, Al Bitar, Walker and Kerr, 2010).

3.6. Global product description

- *Coverage, grid and resolution*. C4DIS products are presented in a regular lat-lon grid at 0.01° resolution. The projection is divided in a tiled grid that follows the MODIS sinusoidal tiling system, meaning that the C4DIS tiles are centered at MODIS tiles and follow the same name convention in (h,v) coordinates. Due to reprojection, the tiles present different size. C4DIS products can be generated for all emerged lands (tiles with more than 50% of land), but since they are tagged as 'scientific' products, the tiles of interest have to be delivered on demand. For this study, the following tiles have been produced: (29,12) and (30,12) for the validation over the MB, (09,05) for LW and (08,05) for WG. Fig. 2 and Fig. 3 show annual averages of C4DIS products for the selected tiles. The extension and border of the tiles are easily distinguishable.
- *Availability and timeliness*. The delivering of C4DIS products is determined by the availability and timeliness of the input datasets. The limiting dataset is the MODIS MOD13A2 product (NDVI), which is valid for a period of 15 days starting at its date of acquisition (DoA) but can be delivered some days later. In consequence, C4DIS products for dates DoA to DoA + 15 are produced at date

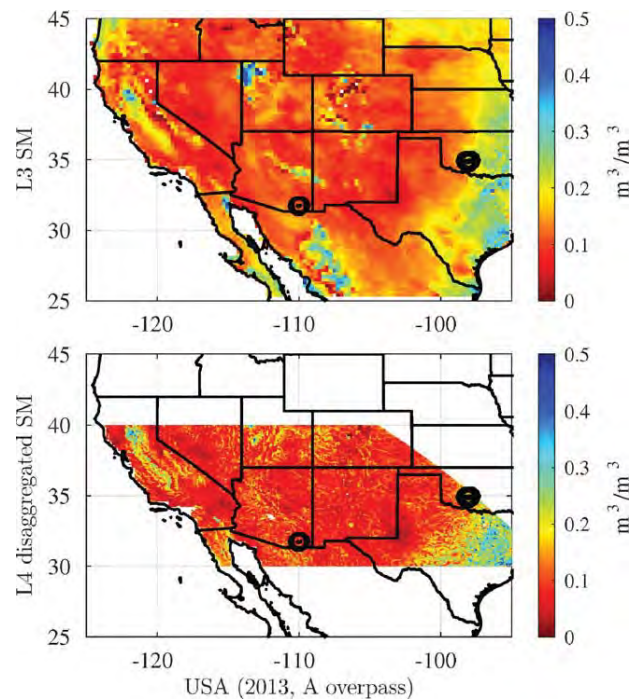


Fig. 2. Year averages of SMOS L3 and L4 disaggregated products (ascending orbit) for part of the USA and for the period 06/2013 to 05/2014. The L4 figure includes only the tiles (08,05) and (09,05), joined together. The black circles correspond, from left to right, to the location of Walnut Gulch and Little Washita validation networks.

DoA + 25. In other words, each 16 days the C4DIS products for acquisition dates between 25 to 10 days before are delivered.

- *Datasets and quality control*. We cannot provide a full-proof quality flag given the current status of the processor and the algorithm. Nevertheless, the output COUNT and STD datasets can help to assess the quality of the SM_HR dataset. Combining these datasets with additional ancillary data like precipitation or MODIS/SMOS quality flags, may help to build a quality control dataset in the future.

As introduced in Section 3.2, the COUNT field determines the number of SM–LST combinations used by DISPATCH to produce one output. Low COUNT values indicate missing input data as result of diverse reasons: SMOS RFI contamination, MODIS cloudy scenes, failures in the SMOS/MODIS acquisitions delivering, etc. SM_HR fields generated when low COUNT values are present do not profit from the reduction in independent random errors as result of averaging. The STD field contains the per-pixel standard deviation of the up to 24 disaggregated datasets with respect to the averaged output SM_HR. Low values of STD are desirable since they reveal temporal persistency of both temperature and moisture variables. High values may indicate external forcing agents (precipitation and irrigation) within the 3-days window.

4. Analysis methodology

Our analysis involves two main approaches: qualitative assessment of disaggregated SM maps and statistical evaluation. The statistical evaluation consists on comparing the L3 SMOS product (LR) and the L4 product (HR) against the *in situ* SM by using standard statistical metrics (e.g. correlation, bias, etc.). This can be accomplished in the spatial or in the time domain. We base the statistical evaluation on the assumption that the 1 km pixel is more representative of the *in situ* measurement than the whole LR pixel.

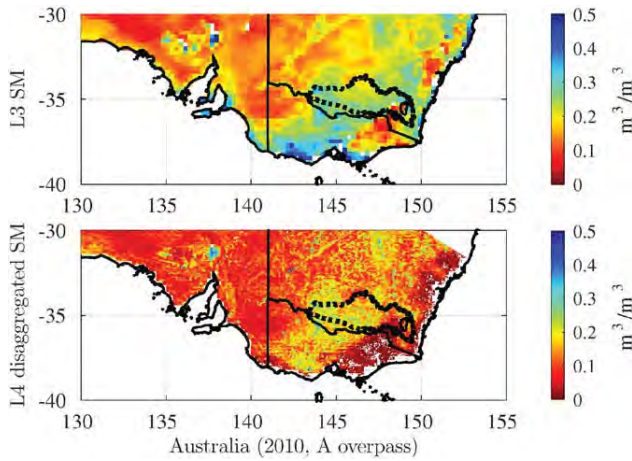


Fig. 3. Year averages of SMOS L3 and L4 disaggregated products (ascending orbit) for part of Australia and for the period 06/2010 to 05/2011. The L4 figure includes part of the tiles (29,12) and (30,12), joined together. The dotted line depicts the boundary of the Murrumbidgee catchment. The presence of clouds affects the L4 and not the L3 products, preventing the first one to show lower average values of SM.

In order to assess the relative spatial performance of both L3 and L4 products at HR, we directly compare the station measurements to the satellite retrievals, without aggregating them at LR. In the subsequent sections, MB refers to the whole Murrumbidgee network, including Yanco area. Yanco only refers to the 12 stations contained in this region.

4.1. Data preparation

We filter L3 and L4 SM time series for radio frequency interference (RFI) by removing pixels having more than 10% RFI probability. The RFI information is extracted from the same CLF31A/D product and accounts for the percentage of brightness temperatures acquisitions affected by RFI presence (Kerr et al., 2013; Oliva et al., 2012). In addition, regarding the *in situ* data, we only keep the SM values at the SMOS overpass times. Finally, we filter the three SM time series (*in situ*, L3 and L4) for common dates with valid SM values ($>0.0 \text{ m}^3/\text{m}^3$).

4.2. Analysis of the temporal and spatial variability of the *in situ* SM

As expected for any data disaggregation approach, the application of DISPATCH is relevant when the SM spatial variability at the downsampled resolution is larger than the output uncertainty. Since the current version of DISPATCH relies on the spatial contrast of LST and SM of the scene, a preliminary study on the spatial SM variability of the validation areas is desired. In homogeneous SM landscapes, the output uncertainty is likely to be greater than the spatial gain provided at HR by disaggregation.

Similarly, it is desirable that the evaluation include *in situ* time series spanning the full range of SM conditions and seasonal changes. In other words, the temporal standard deviation (σ) should be large enough so that all the states of the SM variable are represented and no selection bias is present. Additionally, stations exhibiting very different temporal σ may suggest landscape spatial heterogeneity: soil characteristics like texture, vegetation and topography affect the dry-down process, generating different extreme values in time.

Based upon the considerations discussed above, the evaluation of the performance of the C4DIS products should include a preliminary assessment of the spatial and temporal SM variability of the validation networks. The performance of DISPATCH outputs over MB and Yanco has been identified as rather satisfactory in recent studies (Malbêteau et al., 2016; Merlin et al., 2012), which makes them good references for spatial and temporal σ .

4.3. Classical metrics

Given the spatial mismatch between *in situ* and satellite estimations and the spatial scarcity of ground stations, most classical satellite validation campaigns only evaluate the temporal dimension, by means of metrics like correlation (R), root mean square error (RMSE) and bias (B) (Albergel et al., 2012; Albergel, Brocca, Wagner, de Rosnay, & Calvet, 2013; Entekhabi, Reichle, Koster, & Crow, 2010; Al Bitar et al., 2012). In this study, we use similar temporal analysis but we also include an evaluation in the spatial domain since disaggregation techniques aim at producing better spatial representation. The spatial statistical analysis consists of computing the metrics between the satellite and *in situ* values for each day, then, deriving the average of each metric for the whole period. We deliberately establish a minimum of 5 points per day to compute the metrics.

Herein, instead of the RMSE, we use as error metric the standard deviation of the error (Eq. (8)) (Mood, Graybill, & Boes, 1974; Salkind, 2010), which is a non-biased estimation of the error and so it is not compromised by the bias in the mean and amplitude of the time series that affects the RMSE. The relationship between both metrics is written in Eqs. (9) and (10). Since we already use multiple terms to refer to different standard deviation measures and datasets in this paper (σ , STD), we will refer to this metric as unbiased-RMSE or ubRMSE (Entekhabi, Reichle, et al., 2010). Given that the 1 km pixels are in general heterogeneous and that the ground data also present measurement uncertainties, the term 'error' has been replaced by 'difference' in these metrics, i.e. RMSD and ubRMSD.

$$\text{ubRMSD} = \sqrt{E\left\{\left[(SM_{\text{satellite}} - E\{SM_{\text{satellite}}\}) - (SM_{\text{in situ}} - E\{SM_{\text{in situ}}\})\right]^2\right\}} \quad (8)$$

$$\text{RMSD} = \sqrt{E\left\{(SM_{\text{satellite}} - SM_{\text{in situ}})^2\right\}} \quad (9)$$

$$\text{ubRMSD} = \sqrt{(\text{RMSD}^2 - B^2)} \quad (10)$$

where $E\{\cdot\}$ is the expectation operator, $SM_{\text{satellite}}$ and $SM_{\text{in situ}}$ the satellite and the *in situ* SM time series.

We include one additional metric to assess the efficiency gained in spatial representativeness: the slope (S) of the regression line between *in situ* and satellite estimates:

$$S = R \cdot \sigma_{\text{satellite}} / \sigma_{\text{in situ}} \quad (11)$$

with $\sigma_{\text{satellite}}$ and $\sigma_{\text{in situ}}$ being the standard deviations of satellite and *in situ* SM, respectively. The S metric can help to understand how much better the SM redistribution is represented after the disaggregation process. Whereas aggregation systematically decreases the $\sigma_{\text{satellite}}$, disaggregation specifically aims to improve the spatial representation of satellite SM by increasing the $\sigma_{\text{satellite}}$ at the level of $\sigma_{\text{in situ}}$, while keeping a significant R . Mathematically speaking, R is the slope of the standardized regression line, and S is scaled by the σ values of both data ensembles (Rodgers & Nicewander, 1988). Since the $\sigma_{\text{in situ}}$ is fixed, S is more sensitive than R to changes in $\sigma_{\text{satellite}}$. In summary, an increase in random uncertainties (larger ubRMSD, smaller R) in disaggregated SM might be acceptable if S is closer to 1. Note that the random uncertainties in satellite SM can be significantly reduced via the techniques of data assimilation in land surface models, but the systematic errors associated with the mismatch between data resolution and model application scale are more difficult to take into account at HR (Merlin et al., 2006).

Finally, the metrics here (S , R , ubRMSD, B) assume that a linear relationship exists between the two datasets compared. This means that they cannot replace the visual assessment of the data. In the general case, both SMOS L3 and disaggregated SM may exhibit non-linear behavior with respect to *in situ* SM.

Table 3
List of performance metrics used in this study, from (Merlin et al., 2015).

Gain(S)	G_{EFFI}
Gain(R)	G_{ACCU}
Gain(B)	G_{ROBU}
Gain(ubRMSD)....	G_{ubRMSD}

4.4. Relative performance metrics

Comparing the improvement/degradation in statistics for different cases of study (networks, filtering, time period, etc.) may be difficult: we propose as solution to calculate their relative gains as introduced in Merlin et al. (2015). Briefly, the gain is a measure of the improvement in the statistics obtained for the L4-*in situ* pair with respect to the L3-*in situ* pair. The gain can range from -1 to 1, where positive values indicate disaggregated data having better correspondence with *in situ* than LR data. In this study, we keep the nomenclature of Merlin et al. (2015) and we add a new gain term for the ubRMSD (see Table 3). The gains are calculated as in Eq. (12) for in S and R metrics, and as in Eq. (13) for B and ubRMSD.

$$G_X = -(|1 - X_{L4}| - |1 - X_{L3}|) / (|1 - X_{L4}| + |1 - X_{L3}|) \tag{12}$$

$$G_X = -(|X_{L4}| - |X_{L3}|) / (|X_{L4}| + |X_{L3}|) \tag{13}$$

where X designates the metric (S, R, B, ubRMSD), X_{L4} the value of the metric when disaggregated SM is compared against *in situ*, and X_{L3} the value of the metric when L3 SM is compared against *in situ*.

5. Results and discussion

This study seeks to provide a first assessment on the applicability of the DISPATCH-based processor under different climatic and landscape conditions. It also attempts to provide statistical guidelines on the *a priori* suitability of a geographical area for the production of meaningful C4DIS fields. The analysis spans the 01/06/2010 to 31/05/2011 period for the MB network and Yanco area and the 01/06/2010 to 31/12/2014 period for the LW and WG networks. The SMOS data collected during the commissioning phase (until 31/05/2010) is discarded.

5.1. Preliminary analysis

In order to predict the performance of the processor, we conduct a statistical analysis on the *in situ* SM data. We derive conclusions about their temporal and spatial variabilities by looking at their distribution of SM values and their distribution of 'spatial σ ' and 'temporal σ '. The 'spatial σ ' (upper row in Fig. 4) is the standard deviation of the SM distribution on each day. The 'temporal σ ' (middle row) is the standard deviation of the SM series of each station.

As stated in Section 4.2, we consider the *in situ* SM distribution characteristics of MB and Yanco networks as reference in the present study. The spatial σ plot shows narrower distributions for LW and WG, and the mean value is much lower for the latter (0.03 m^3/m^3). This means that the spatial variability at LW and WG seen at the satellite overpass times is lower than in the reference cases, so we expect poorer performances in the spatial domain.

In the temporal domain (middle row of Fig. 4), the mean variability of LW and WG networks is lower than that of the Australian cases.

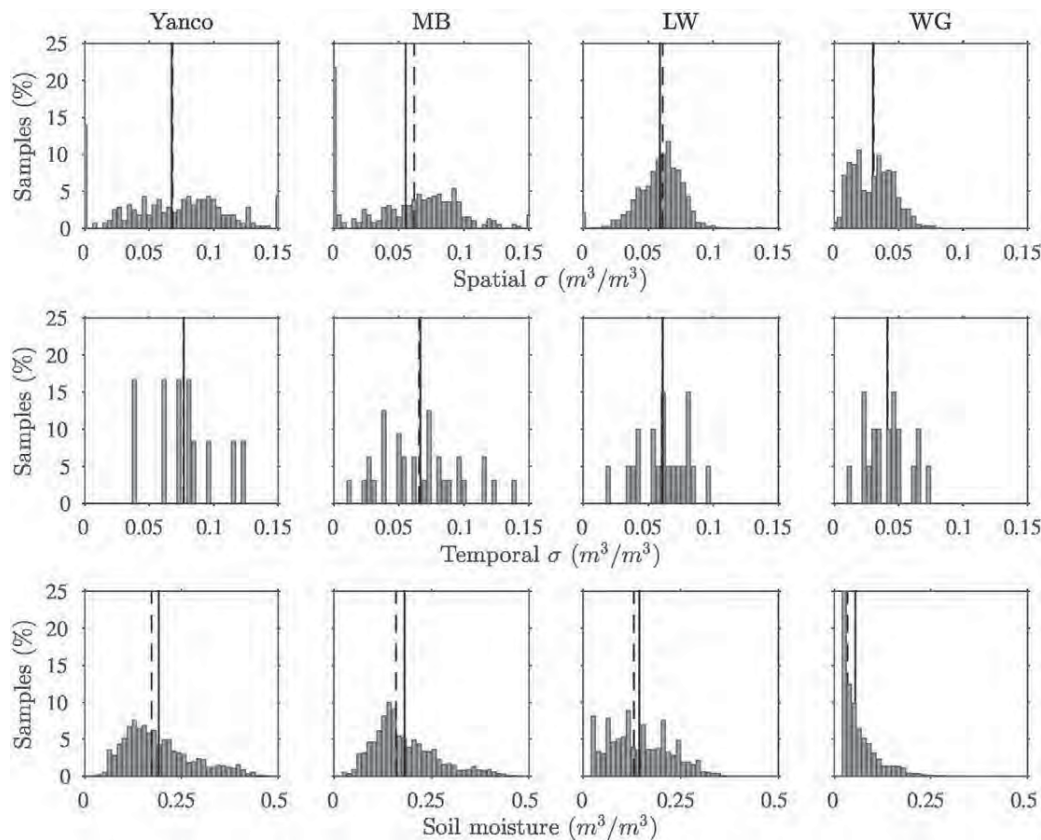


Fig. 4. Distribution of spatial and temporal standard deviations and SM values for the *in situ* samples of Yanco, MB, LW and WG (1st to 4th columns respectively) at the SMOS overpass times. Number of bins of the histograms is 40. The median of the distributions is depicted in dashed line and the mean in solid line. The WG soil moisture maximum percentage is not shown (right-down graph) for readability and it reaches 47% of the samples.

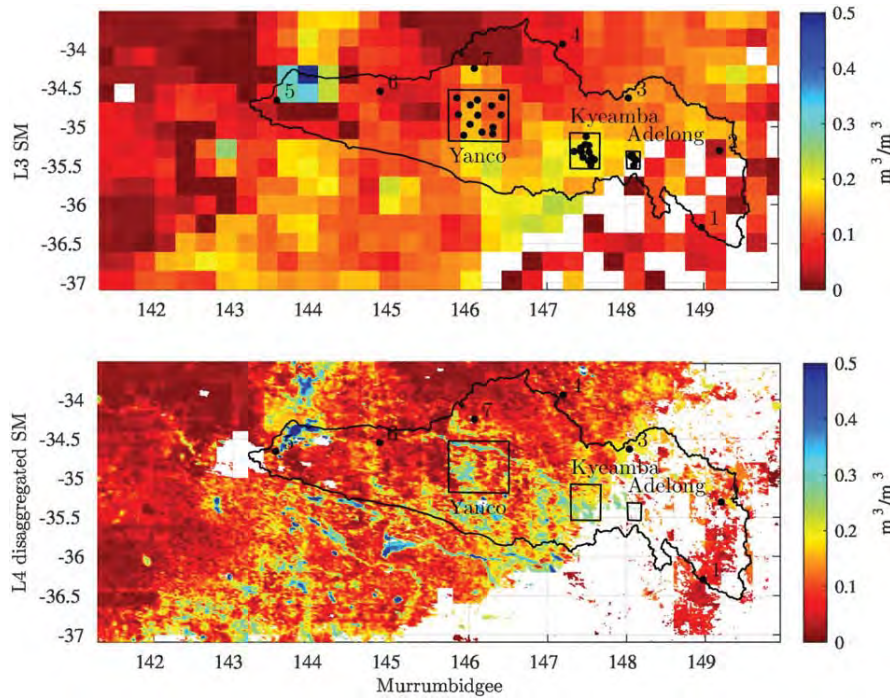


Fig. 5. Maps of L3 SM (CLF31D) and L4 disaggregated SM for MB watershed on 22/11/2010 for the SMOS descending overpass.

The SM distribution of WG (lower-right figure) shows a very strong peak near zero that accounts for almost the half of the samples. Under these conditions, we expect WG to be the network with worst temporal performance of C4DIS products, while LW should behave similarly to MB and Yanco. It is important to mention that LW and WG only represent a portion of a SMOS pixel and the *in situ* samples only concern some HR pixels in space, so the distributions depicted here serve only as approximation.

5.2. Qualitative examples

The qualitative inspection of disaggregated SM maps for MB, Yanco, LW and WG, shows that the L4 product is able to reveal spatial entities like small and sparse water bodies.

Figs. 5 and 6 contain sample outputs of the C4DIS processor on cloud-free days for the four areas. In the MB picture (Fig. 5), the Murrumbidgee river is revealed thanks to disaggregation, while the south-eastern region is empty due to clouds and the SMOS non-retrieved pixels over the mountains. In Fig. 6, disaggregation does not help reveal the Little Washita river course but it does with the surrounding lakes. The processor fails to display any spatial pattern inside the WG watershed. These maps are in agreement with the evaluation in the previous section.

Yanco maps are a good example of the usefulness and relevance of the C4DIS products when the algorithm assumptions are met. Fig. 7 shows the Yanco area with the limits of the Coleambally Irrigation Area (CIA) units superimposed. At a first glance, the L4 SM map reveals the farms that are actually irrigated, while original SM map do not.

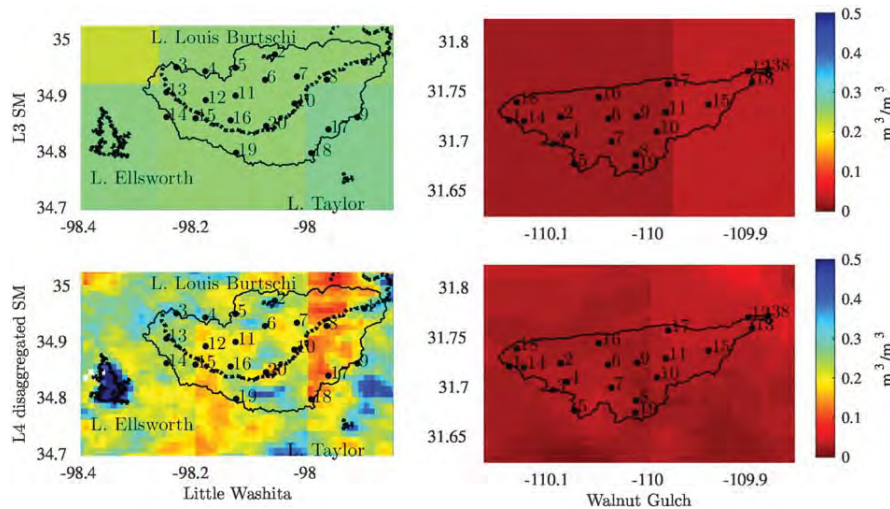


Fig. 6. Maps of L3 SM (CLF31A) and L4 disaggregated SM for LW (left column) and WG (right column) watersheds on 02/05/2011 and 01/05/2011 respectively. Solid black contours correspond to watershed boundaries. In the left column, the bold dotted line in the middle of the watershed correspond to the Little Washita river and the bold dotted contours to surrounding lakes.

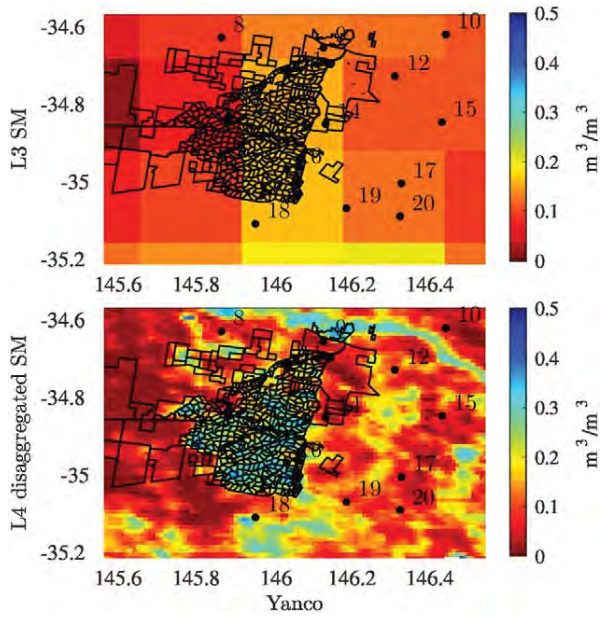


Fig. 7. Maps of L3 SM (CLF31D) and L4 disaggregated SM for Yanco area on 22/11/2010. Black lines represent the contours of Coleambally irrigated farms.

Finally, we show in Fig. 8 a series of C4DIS disaggregated outputs between the 4th and the 18th day of 2011. We can identify in detail the areas affected by the floods that affected the states of New South Wales and Victoria on those days. Likewise, we see how the dry-down process is faster in some small areas than in others (west of Yanco).

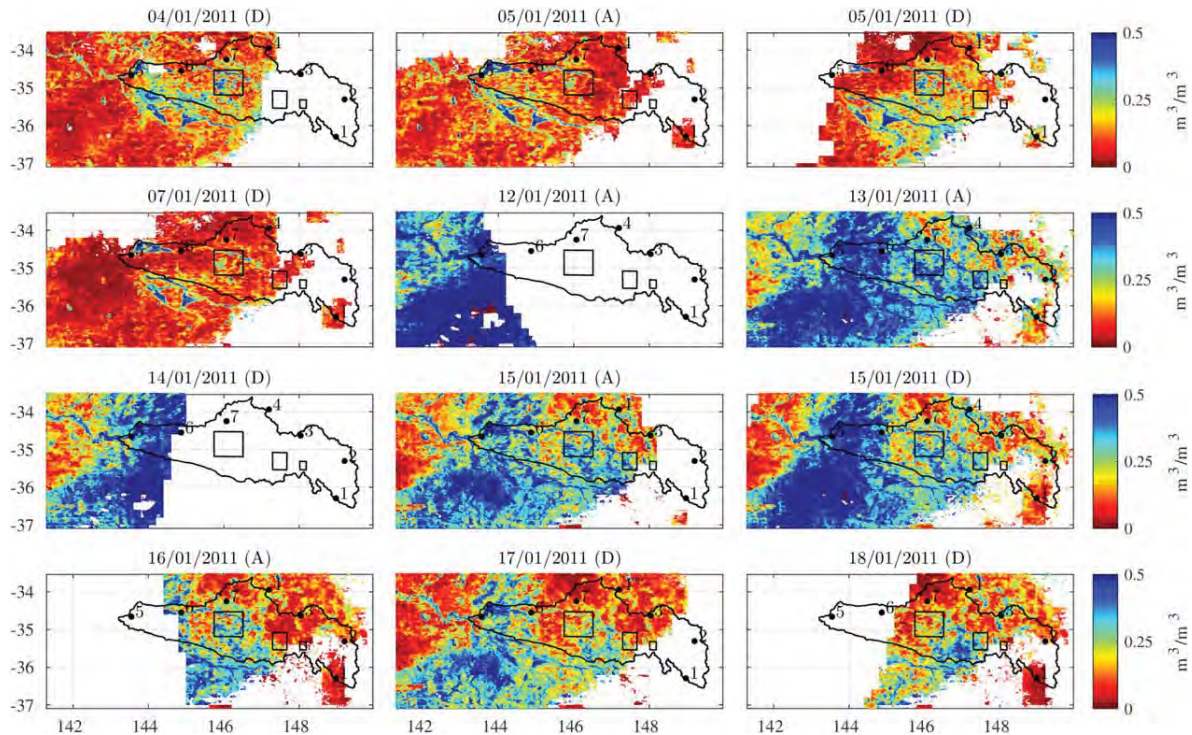


Fig. 8. Maps of L4 disaggregated SM for MB on the first days of January 2011, showing the progression of floods that affected New South Wales and Victoria states. The title of each image contains the date and the SMOS overpass ('A' for ascending, 'D' for descending).

5.3. Spatial evaluation

In this section, the L4 and L3 SM products are compared at HR on a daily basis against the *in situ* measurements.

Table 4 shows daily statistics averaged over the periods of analysis. When comparing the statistics obtained for L3 and L4 products in MB and Yanco networks, it is noted an important enhancement of the S and the R values, ranging between 0.24–0.32 and 0.09–0.17, respectively. Results are consistent with the conditions of the area, especially those of Yanco (semi-arid climate with SM spatial heterogeneity dominated by irrigation). Spatial B is maintained while ubRMSD increases (around 0.02 m³/m³) which can be explained by the added uncertainty when combining data from different sources.

LW and WG statistics are much poorer than MB ones: R and S never exceed 0.11. The reasons for that can be found in both the algorithm and the conditions of the validation area. First, the L3 statistics (R and S) are much worse in the American than in the Australian networks, which may entail uncertainty present in the LR product that is propagated to the L4 product. Second, according to the preliminary statistical analysis (Section 5.1), the spatial σ distribution of WG is narrower and span over lower values than those of the Australian networks. The spatial variability cannot explain however the poor statistics of LW, since here the mean spatial σ is similar to the Australian ones (0.07 m³/m³ for Yanco, 0.06 m³/m³ for MB and LW). Another important aspect to take into consideration is the mismatch between the validation extent and the SMOS resolution. LW and WG cover only part of the surface of one SMOS pixel (~ 1/4 and ~ 1/12 of its equivalent surface, respectively), so the distribution of spatial σ may not be representative of the surface perceived by DISPATCH. All this suggests that a qualitative analysis of the area is strongly recommended.

The LW watershed has rolling relief and a variety of soil textures and vegetation types, which are not considered in the soil temperature equations of DISPATCH. Moreover, its extension is around 4 times smaller than the Yanco area: we can think that a higher heterogeneity within the 1 km pixel would hamper R and S statistics as

Table 4

Spatial statistics of Yanco and MB for the period 01/06/2010 to 31/05/2011 and of LW and WG for the period 01/06/2010 to 31/12/2014. 'L3' refers to the comparison between L3 SM and *in situ* SM and 'L4' refers to the comparison of L4 disaggregated SM and *in situ* SM. 'A' stands for ascending orbit and 'D' for descending orbit. All the values are expressed in m^3/m^3 , except for R and Number of days, which are unitless.

		Yanco		MB		LW		WG	
		L3	L4	L3	L4	L3	L4	L3	L4
S	A	0.064	0.309	0.086	0.403	0.003	0.047	0.004	0.110
	D	0.080	0.378	0.195	0.430	0.031	0.046	0.017	0.111
R	A	0.201	0.316	0.156	0.288	0.030	0.064	0.015	0.102
	D	0.194	0.363	0.251	0.335	0.115	0.057	0.042	0.111
B	A	0.018	0.021	0.031	0.035	0.023	0.016	0.031	0.026
	D	0.006	0.011	0.016	0.020	0.023	0.012	0.029	0.026
ubRMSD	A	0.072	0.094	0.082	0.103	0.063	0.076	0.030	0.037
	D	0.077	0.091	0.080	0.100	0.062	0.076	0.033	0.040
Nb	A	74		100		573		552	
Days	D	66		95		557		545	

well. Most importantly, LW climate is defined as sub-humid, so we can expect the link moisture-evaporation to be weak. Concerning WG, the soils are of fast infiltration (sands and gravels), which reduces the apparent SM spatial contrast at the satellite overpass times, a necessary condition for an accurate computation of the DISPATCH Smp parameter.

The comparison of the results here with previous versions of the algorithm can shed light on the pertinence of the choices made in the algorithm since Merlin et al., 2012. Regarding the most recent study, similar spatial statistics for MB and Yanco can be found in Malbêteau et al., 2016, which proves that the performance of the processor is coherent with that of the prototype algorithm. The remaining differences are originated by two factors. First, in our aim to assess the qualities of the entire C4DIS processor, we use as LR SM reference the original SMOS CLF31A/D product, while Malbêteau et al., 2016 employed a reprojected form of the same product used by DISPATCH, which was a reasonable choice from the algorithm point of view. Second, the C4DIS post-processor clips to zero the negative values produced by DISPATCH, a module that was not still implemented at the time of Malbêteau et al., 2016.

Another two former validation campaigns of DISPATCH showed better correspondence with *in situ* measurements, but they were accomplished for specific areas with known high-evaporative demand and for no more than a dozen of dates. For the Murrumbidgee catchment and AACES-I campaign (Merlin et al., 2012), and the Catalunya campaign (Merlin et al., 2013), summer 2010 and 2011 respectively, the correlation values were close to the double of those obtained for MB in this study. However, the AACES-based study also reported negative values for those dates with very dry homogeneous SM scenes. This

confirms our hypothesis for WG, were the large number of 'flat' SM scenes is probably behind the unsatisfactory statistics. In the same article of 2012, the AACES-II results (winter), allowed to presume that the weak evaporation-SM coupling was behind negative R values. Our statistics for LW seem to confirm this point, but since the mean R is higher, it suggests that the algorithm might be useful for some periods of the year.

5.4. Temporal evaluation

For the temporal analysis, we consider the same period and datasets as in Section 5.3. We compute statistics on the concatenation of all the SM series within a network. Table 5 displays temporal statistics for the four validation networks. Regarding Yanco and MB, the S metric is better for the HR SM product (between 0.12 and 0.18 higher), which is consistent with the spatial evaluation results. R is slightly degraded in Yanco while maintained in MB. This, and the increase in ubRMSD, can be explained by the temporal uncertainty induced by the processor when considering as inputs observations acquired in different days and times. These results are consistent with previous validation studies of DISPATCH: Merlin et al., 2013 showed that the temporal S could increase between 0.15 to 0.25 after disaggregation, while R being maintained or increased and ubRMSE increased.

In the case of LW, the disaggregated SM (L4) has a slightly better S when compared to *in situ* SM than does L3 SM for both orbits (improvement of +0.06 for A orbit and of +0.03 for D orbit). The same evaluation holds for WG (improvement of +0.05 and of +0.08 for A and D orbits respectively). Like in the Yanco case, disaggregation slightly degrades R and ubRMSD for both SMOS orbits, showing again the increase of random uncertainties attributed to the models and data used by DISPATCH.

Table 5

Temporal statistics of Yanco and for the period 01/06/2010 to 31/05/2011, and of LW and WG for the period 01/06/2010 to 31/12/2014. 'L3' refers to the comparison between L3 SM and *in situ* SM and 'L4' refers to the comparison of L4 disaggregated SM and *in situ* SM. In the second column, 'A' stands for ascending orbit and 'D' for descending orbit. All the values are expressed in m^3/m^3 , except for R and Number of points, which are unitless, and RFI percentage, which is in %.

		Yanco		MB		LW		WG	
		L3	L4	L3	L4	L3	L4	L3	L4
S	A	0.368	0.489	0.363	0.538	0.406	0.463	0.490	0.544
	D	0.333	0.465	0.383	0.542	0.415	0.441	0.381	0.458
R	A	0.432	0.370	0.321	0.377	0.468	0.434	0.468	0.436
	D	0.369	0.356	0.361	0.368	0.460	0.410	0.352	0.366
B	A	0.019	0.023	0.033	0.027	0.023	0.017	0.031	0.026
	D	0.004	0.014	0.020	0.019	0.025	0.014	0.030	0.026
ubRMSD	A	0.090	0.120	0.105	0.118	0.078	0.088	0.044	0.051
	D	0.095	0.118	0.095	0.118	0.077	0.088	0.052	0.056
RFI perc.	A	0.000	–	0.248	–	1.893	–	1.958	–
	D	0.000	–	0.000	–	1.893	–	1.562	–
Nb points	A		754		754		1429		9027
	D		723		723		1409		9337

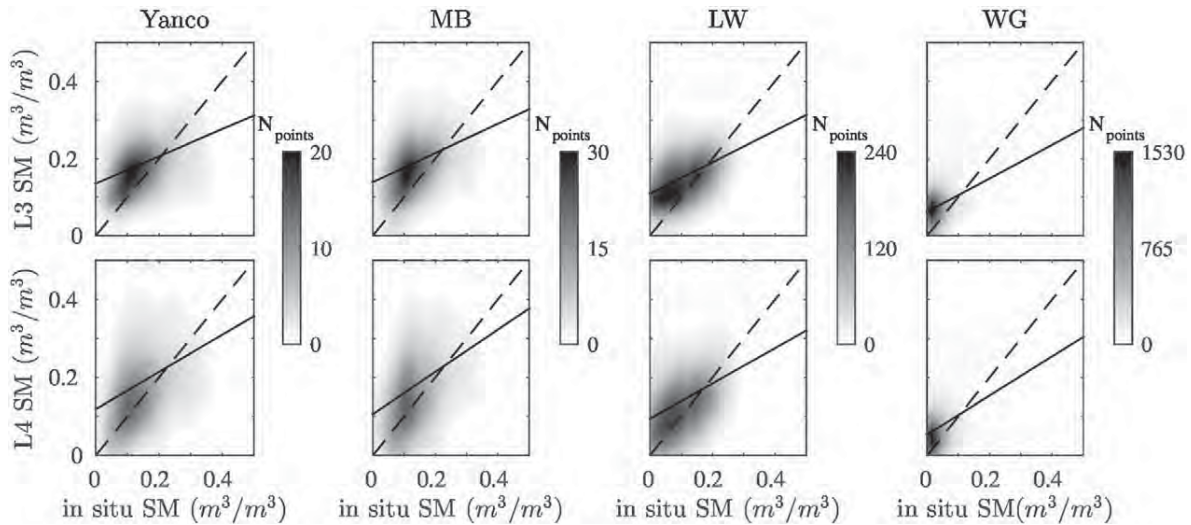


Fig. 9. Scatterplots of original L3 SM (1st row) and L4 disaggregated SM (2nd row) versus *in situ* measurements for both A and D orbits. The samples here correspond to the periods 06/2011 to 05/2011 for MB and Yanco, and 06/2010 to 12/2014 for LW and WG. Dashed line represents the 1:1 slope and the solid line corresponds to the linear regression line (S statistic).

According to our preliminary analysis on *in situ* temporal σ and SM samples, WG should at least behave differently with respect to the other networks (much narrower distribution of SM values, skewed to the dry section of the range and lower σ variability). However, no significant differences are found in the temporal statistics.

Differences can be appreciated more easily through qualitative inspection of scatter plots (Fig. 9). In Yanco and MB plots, the increase in ubRMSD is observed in the more dispersed cloud of points, although the distribution appears slightly closer and more symmetric around the 1:1 line. In the case of LW, we can see that for drier SM conditions ($<0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$), disaggregated values are closer to *in situ* values and become equally distributed around the 1:1 line. Since LW climate is sub-humid, evapotranspiration processes are mainly energy-driven; however, we can expect them to be moisture-driven during periods with lower water availability and higher temperatures like summer. This is confirmed in Fig. 10, which shows the scatter plot for LW summers. Regarding WG, the scatter plots show no major differences between L3 and L4 data. This is consistent with the very low spatial and temporal *in situ* σ : DISPATCH is operating at the limit of its nominal range at 1 km resolution and the amount of information obtained is not more important than the uncertainty introduced. It outlines also the importance of qualitative assessments: although LW and WG show similar global spatial and temporal statistics, C4DIS disaggregated fields, which are not of interest in WG, are valuable in the case of LW summers.

5.5. Analysis of the STD and COUNT datasets

As introduced in Section 3.6, the STD and COUNT datasets can help derive conclusions on the quality of the SM_{HR} values. In this section, we evaluate spatial and temporal statistics on SM samples with different corresponding STD and COUNT values. We first select the samples with values falling inside a given STD or COUNT range of values; then, we compute statistics on the *in situ*, L3 and L4 values for those samples. This analysis is conducted on MB and Yanco networks as USDA networks still show low statistics after filtering for STD and COUNT values. Herein, we use the gain metrics introduced in Section 4.4, which will simplify the task of comparison between bins of STD and COUNT.

Table 6 shows spatial statistics for MB and Yanco divided in 3 ranges of STD ($<0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.03\text{--}0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $>0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$). Note that the total number of days analyzed drops drastically when STD or COUNT

filtering is applied to spatial metrics. This is as expected since for a given time stamp, the samples have STD and COUNT values that belong to different bins and we need at least 5 samples in the same bin to compute statistics. C4DIS SM dataset exhibits the lowest correlation (S and R) and the highest error (ubRMSD) with *in situ* when most of the pixels have high STD ($>0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$). This seems plausible since large ubRMSD values can be produced by forcing events (rain, irrigation) in the 3-days window of DISPATCH, so the final SM_{HR} values would contain high uncertainty. We cannot generalize any behavior in performances for the medium and lower STD ranges ($<0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$) since MB and Yanco show different trends. If we consider only Yanco, which is a much more homogeneous area in terms of climate and landscape properties, we can conclude that, regardless of the bias, the rest of spatial metrics are better as STD gets lower. Whether this is applicable to other homogeneous areas or not need to be the subject of additional studies.

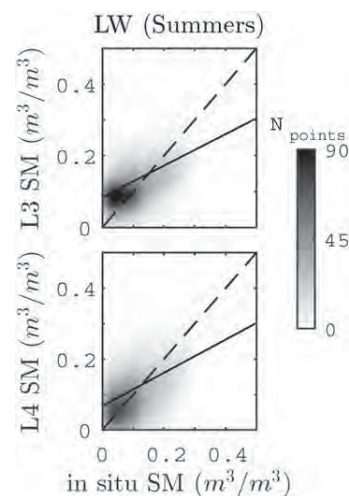


Fig. 10. Scatterplot of L3 SM (1st row) and L4 disaggregated SM (2nd row) against *in situ* SM samples for LW network for summer periods (June, July and August months of years 2010 to 2014). Dashed line represents the 1:1 slope and the solid line corresponds to the linear regression line (S statistic).

Table 6

Spatial statistics as a function of the values of the STD dataset for MB and Yanco areas from 01/06/2010 to 31/05/2011. Best statistics are outlined and in italics. Last line of Yanco table (in bold) should not be considered because it refers to only one day of statistics.

STD	Yanco					MB				
	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{days}	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{days}
<0.03	<i>0.27</i>	<i>0.24</i>	−0.22	<i>0.05</i>	11	0.15	<i>0.11</i>	−0.12	<i>−0.04</i>	45
0.03–0.07	0.13	0.06	−0.11	−0.10	39	<i>0.17</i>	0.05	−0.03	−0.07	108
>0.7	−0.47	−0.12	−0.42	−0.57	1	−0.02	−0.09	<i>0.05</i>	−0.28	16

Table 7

Spatial statistics as a function of the COUNT dataset for MB and Yanco areas from 01/06/2010 to 31/05/2011. Best statistics are outlined and in italics.

COUNT	Yanco					MB				
	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{days}	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{days}
1–8	0.16	0.08	−0.16	−0.16	69	0.16	0.07	<i>−0.05</i>	−0.11	143
9–16	0.12	0.16	−0.15	−0.07	22	0.14	−0.01	<i>−0.12</i>	−0.15	51
17–24	<i>0.44</i>	<i>0.29</i>	<i>−0.08</i>	<i>0.06</i>	11	<i>0.35</i>	<i>0.15</i>	−0.24	<i>−0.04</i>	13

Spatial statistics are also filtered for COUNT values (Table 7). In this respect, statistics are better for large values of COUNT (17–24 datasets). However, the number of days used in this computation is low in the same line, if possible so the results may not be accurate.

Regarding the temporal domain, Yanco shows a deterioration of the metrics as STD increases (Table 8), which is consistent with the preliminary *in situ* spatial analysis and would be mainly due to the uncertainty added when precipitation or irrigation take place in the 3-days window of DISPATCH. Such trend is not revealed in the MB data (same table), and conclusions are difficult to be derived given the high heterogeneity within the network.

Concerning the COUNT dataset, Table 9 clearly shows that temporal statistics improve as COUNT increases. This seems to confirm that the methodology of averaging of the disaggregated ensemble helps to reduce random uncertainties in the temporal domain.

6. Conclusions

The C4DIS processor is the new SMOS L4 processor of the French ground segment CATDS, which provides global maps of disaggregated

SM at 1 km resolution. The C4DIS processor is the operational version of the DISPATCH prototype (Merlin et al., 2012, 2013). DISPATCH disaggregates LR SM observations using HR soil temperature data. It models the physical link between soil temperature, evaporation and moisture with a semi-empirical SEE model and a first-order Taylor series expansion around the SM observation. The soil temperature is derived from the combination of LST, NDVI and elevation information. The C4DIS processor uses the SM dataset of the SMOS 1-day L3 CLF31A/D product from CATDS, the LST dataset of the MODIS MOD11A1 and MYD11A1 products from LP DAAC services, the NDVI dataset from the MOD13A2 product from LP DAAC services, and the elevation dataset from the GTOPO30 product from the USGS Eros Data Center.

In this study, the C4DIS products were evaluated for four different geographical areas: the Murrumbidgee validation network and the Yanco area for the period 06/2010 to 05/2011, and the Little Washita and Walnut Gulch networks for the period 01/2010 to 12/2014. The objective was to provide a first assessment of the processor under different climatic and land conditions. The performance was assessed by comparing the disaggregated (L4) and non-disaggregated (L3) SM datasets against the *in situ* measurements in both the spatial and temporal domains. The *in situ* SM data was statistically analyzed beforehand in

Table 8

Temporal statistics as a function of the STD dataset for MB and Yanco areas from 01/06/2010 to 31/05/2011. Best statistics are outlined and in italics.

STD	Yanco					MB				
	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{samples}	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{samples}
<0.025	<i>0.18</i>	<i>0.04</i>	−0.30	<i>−0.06</i>	472	<i>0.16</i>	0.03	−0.81	−0.06	904
0.025–0.040	<i>0.04</i>	−0.06	<i>−0.14</i>	−0.11	813	<i>0.11</i>	0.01	<i>0.03</i>	<i>−0.10</i>	1459
0.040–0.055	0.03	−0.04	−0.41	−0.18	192	0.13	<i>0.06</i>	−0.12	−0.03	475

Table 9

Temporal statistics as a function of the COUNT dataset for MB and Yanco areas from 01/06/2010 to 31/05/2011. Best statistics are outlined and in italics.

COUNT	Yanco					MB				
	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{samples}	G_{EFFI}	G_{ACCU}	G_{ROBU}	G_{ubRMSD}	N_{samples}
1–8	0.08	−0.06	−0.21	−0.15	965	0.14	0.02	0.08	−0.08	1910
9–16	0.17	−0.02	−0.18	−0.12	386	0.19	0.02	0.04	−0.09	737
17–24	<i>0.22</i>	<i>0.19</i>	<i>0.35</i>	<i>0.01</i>	126	<i>0.21</i>	<i>0.15</i>	<i>0.44</i>	<i>−0.03</i>	191

order to predict the suitability of the C4DIS processor for each area. We also evaluated the output COUNT and STD datasets as potential sources of information for quality assessment.

The evaluation of the disaggregated SM dataset in Murrumbidgee and Yanco brought results in coherence with previous versions of DISPATCH (Malbêteau et al., 2016; Merlin et al., 2012), and presented improvements on the spatial correlation in the range 0.09–0.17. Similar enhancements were present in the temporal domain. Additionally, C4DIS SM maps succeeded to reveal spatial heterogeneities (rivers, irrigation areas, floods).

Little Washita and Walnut Gulch showed very low spatial metric values for both non-disaggregated and disaggregated SM fields, though disaggregation slightly improved the statistics. For the Little Washita, the scatter plots revealed that the performances were better in the dry section of the SM range ($<0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$) and during summers, meaning that the improvement in spatial representation was possible under moisture-driven evaporation periods. Visual assessment of C4DIS SM maps showed that the disaggregated product was capable of revealing the presence of water bodies in the surrounding areas namely lakes.

For the Walnut Gulch network, the poor spatial correspondence with *in situ* was easily explained by the preliminary statistical analysis that we conducted on *in situ* SM data: this revealed very low spatial variability (mean spatial σ was equal to $0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$), which is one of the essential conditions for a good performance of the algorithm. The evaluation of this network brought to view that the algorithm needs to be improved to adapt to all types of soil. Although Walnut Gulch watershed also has a moisture-controlled evaporative profile (semi-arid to arid climate) like the Australian areas, the soil is mainly sandy with high infiltration rates, which obstructs the detection of surface SM variations by the algorithm.

When evaluating the temporal behavior of the (non-disaggregated and C4DIS) satellite SM series, we found an improvement of the slope of the regression line between C4DIS and the *in situ* data. The correlation was slightly hampered, especially in LW and WG, and the standard deviation of the differences also increased. This was likely to be caused by the increase in uncertainty associated with the use of multi-satellite data.

With the aim of making the C4DIS products useful in a global perspective, we evaluated how the other two output datasets, COUNT and STD, could help in the future definition of a quality flag. We showed that for a homogeneous area like Yanco, spatial and temporal metrics were better as STD decreased. Consistently, large COUNT values helped to decrease the random uncertainties and they improved temporal statistics. In this area, heterogeneity is mainly driven by precipitation and irrigation, and STD was directly linked to such events. On the contrary, COUNT and STD could not give sufficient information for quality control in more heterogeneous areas (like the entire Murrumbidgee), so we concluded that output C4DIS datasets must be combined with ancillary information like precipitation or other heterogeneity-related data sources to implement a good quality flag field.

In conclusion, the C4DIS processor performs well in regions with SM spatial variability mainly produced by external forcing agents (precipitation or irrigation). Additionally, the degree of variability must be enough so the application of a disaggregation technique is advisable. These two characteristics are mainly conditioned by the climate (semi-arid), soil properties (with moderate drainage), and land properties (low topography, quasi-homogeneous land cover). The proper performance of the processor can be predicted by looking at the *in situ* SM variability and assessing qualitatively the enounced characteristics. The C4DIS SM products can be evaluated by applying ordinary spatial and temporal statistics, visual inspection of maps as well as using the STD and COUNT datasets on homogeneous areas. In the future, including meteorological forcing (solar radiation, air temperature, wind speed and air humidity at 2 m; Stefan et al., 2015), precipitation (Djamai et al., submitted for publication), soil texture (Merlin et al., submitted for publication) and solar exposure (Malbêteau et al., submitted for

publication) as ancillary data will help improve DISPATCH and elaborate a quality control dataset that will enlarge the applicability areas of the processor.

Acknowledgements

Initial setup and maintenance of the Murrumbidgee monitoring network used in this study was funded by the Australian Research Council (DP0343778, DP0557543) and by the CRC for Catchment Hydrology.

The MODIS products were retrieved from the online server <http://e4ftl01.cr.usgs.gov/>, courtesy of the NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC), USGS/Earth Resources Observation and Science (EROS) Center, Sioux Falls, South Dakota.

The SMOS products were obtained from the Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS), operated for the “Centre National d’Etudes Spatiales” (CNES, France) by IFREMER (Brest, France).

This study was supported by the CNES “Terre, Océan, Surfaces Continentales, Atmosphère” program and by the French “Agence Nationale de la Recherche” MIXMOD-E project (ANR-13-JS06-0003-01).

References

- Al Bitar, A., Leroux, D. J., Kerr, Y. H., Merlin, O., Richaume, P., Sahoo, A., & Wood, E. F. (2012). Evaluation of SMOS soil moisture products Over Continental U.S. using the SCAN/SNOTEL network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1572–1586.
- Albergel, C., Brocca, L., Wagner, W., de Rosnay, P., & Calvet, J. C. (2013). Selection of performance metrics for global soil moisture products: The case of ascot soil moisture product. *Remote sensing of energy fluxes and soil moisture content* (pp. 431–448).
- Albergel, C., de Rosnay, P., Gruhier, C., Muñoz-Sabater, J., Hasenauer, S., Isaksen, L., ... Wagner, W. (2012). Evaluation of remotely sensed and modelled soil moisture products using global ground-based *in situ* observations. *Remote Sensing of Environment*, 118, 215–226. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.017>.
- Allen, P. B., & Naney, J. W. (1991). *Hydrology of the Little Washita River Watershed, Oklahoma: Data and analyses*. United States Department of Agriculture, Agricultural Research Service (ARS-90).
- Al-Yaari, A., Wigneron, J.-P., Ducharne, A., Kerr, Y. H., de Rosnay, P., de Jeu, R., ... Mialon, A. (2014). Global-scale evaluation of two satellite-based passive microwave soil moisture datasets (SMOS and AMSR-E) with respect to Land Data Assimilation System estimates. *Remote Sensing of Environment*, 149, 181–195. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.006>.
- Bindlish, R. (2015). Global soil moisture from the Aquarius/SAC-D satellite: description and initial assessment. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(5), 923–927. <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2014.2364151>.
- Budyko, M. I. (1956). Heat balance of the Earth's surface. *Leningrad*.
- Carlson, T. N. (2007). An overview of the “Triangle method” for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery. *Sensors*, 7(8), 1612–1629. <http://dx.doi.org/10.3390/s7081612>.
- Carlson, T. N., Gillies, R. R., & Perry, E. M. (1994). A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Reviews*. <http://dx.doi.org/10.1080/02757259409532220>.
- Chauhan, N. S., Miller, S., & Ardanuy, P. (2003). Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing*, 24(22), 4599–4622. <http://dx.doi.org/10.1080/0143116031000156837>.
- Chen, F., Crow, W. T., Starks, P. J., & Moriasi, D. N. (2011). Improving hydrologic predictions of a catchment model via assimilation of surface soil moisture. *Advances in Water Resources*, 34(4), 526–536. <http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2011.01.011>.
- Cosh, M. H., Jackson, T. J., Bindlish, R., & Prueger, J. H. (2004). Watershed scale temporal and spatial stability of soil moisture and its role in validating satellite estimates. *Remote Sensing of Environment*, 92, 427–435. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.016>.
- Cosh, M. H., Jackson, T. J., Moran, S., & Bindlish, R. (2008). Temporal persistence and stability of surface soil moisture in a semi-arid watershed. *Remote Sensing of Environment*, 112(2), 304–313. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.001>.
- Cosh, M. H., Jackson, T. J., Starks, P. J., & Heathman, G. (2006). Temporal stability of surface soil moisture in the Little Washita River watershed and its applications in satellite soil moisture product validation. *Journal of Hydrology*, 323(1–4), 168–177. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.08.020>.
- Daly, E., & Porporato, A. (2005). A review of soil moisture dynamics: From rainfall infiltration to ecosystem response. *Environmental Engineering Science*. <http://dx.doi.org/10.1089/ees.2005.22.9>.
- Das, N. N., Entekhabi, D., & Njoku, E. G. (2011). An algorithm for merging SMAP radiometer and radar data for high-resolution soil-moisture retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(5), 1504–1512. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2010.2089526>.
- Das, N. N., Entekhabi, D., Njoku, E. G., Shi, J. J., Johnson, J. T., & Colliander, A. (2014). Tests of the SMAP combined radar and radiometer algorithm using airborne field campaign observations and simulated data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(4), 2018–2028. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2013.2257605>.

- Delwart, S., Bouzinac, C., Wursteisen, P., Berger, M., Drinkwater, M., Martín-Neira, M., & Kerr, Y. H. (2008). SMOS validation and the COSMOS campaigns. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(6), 695–703. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2007.914811>.
- Dirmeyer, P. A. (2000). Using a global soil wetness dataset to improve seasonal climate simulation. *Journal of Climate*, 13, 2900–2922.
- Djamai, N., Magagi, R., Goita, K., Merlin, O., Kerr, Y. H., & Roy, A. (2015). Downscaling satellite-based soil moisture for cloudy days using the DISPATCH algorithm and CLASS land surface scheme. (submitted for publication) *Remote Sensing of Environment*.
- Douville, H. (2004). Relevance of soil moisture for seasonal atmospheric predictions: Is it an initial value problem? *Climate Dynamics*, 22(4), 429–446. <http://dx.doi.org/10.1007/s00382-003-0386-5>.
- Draper, C., Reichle, R. H., De Lannoy, G. J. M., & Liu, Q. (2012). Assimilation of passive and active microwave soil moisture retrievals. *Geophysical Research Letters*, 39(4). <http://dx.doi.org/10.1029/2011GL050655>.
- Drusch, M. (2007). Initializing numerical weather prediction models with satellite-derived surface soil moisture: Data assimilation experiments with ECMWF's integrated forecast system and the TMI soil moisture data set. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 112(3). <http://dx.doi.org/10.1029/2006JD007478>.
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., ... Van Zyl, J. (2010a). The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 704–716. <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043918>.
- Entekhabi, D., Reichle, R. H., Koster, R. D., & Crow, W. T. (2010b). Performance metrics for soil moisture retrievals and application requirements. *Journal of Hydrometeorology*, 11, 832–840. <http://dx.doi.org/10.1175/2010JHM1223.1>.
- Fang, B., Lakshmi, V., Bindlish, R., Jackson, T. J., Cosh, M. H., & Basara, J. (2013). Passive microwave soil moisture downscaling using vegetation index and skin surface temperature. *Vadose Zone Journal*, 12(3). <http://dx.doi.org/10.2136/vzj2013.05.0089>.
- Guérif, M., & Duke, C. (2000). Adjustment procedures of a crop model to the site specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. *Agriculture, Ecosystems & Environment*. [http://dx.doi.org/10.1016/S0167-8809\(00\)00168-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0167-8809(00)00168-7).
- Jackson, T. J., Bindlish, R., Cosh, M. H., Zhao, T., Starks, P. J., Bosch, D. D., ... Leroux, D. J. (2012). Validation of soil moisture and Ocean Salinity (SMOS) soil moisture over watershed networks in the U.S. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1530–1543. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2011.2168533>.
- Jackson, T. J., Cosh, M. H., Bindlish, R., Starks, P. J., Bosch, D. D., Seyfried, M., ... Du, J. (2010). Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(12), 4256–4272. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2010.2051035>.
- Jiang, L., & Islam, S. (2003). An intercomparison of regional latent heat flux estimation using remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160210154821>.
- Kerr, Y. H., & Njoku, E. G. (1990). Semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(3), 384–393. <http://dx.doi.org/10.1109/36.54364>.
- Kerr, Y. H., Berthon, L., Mialon, A., Cabot, F., Al Bitar, A., Richaume, P., ... Jacqueline, E. (2014). *CATDS LEVEL 3 – data product description – soil moisture and brightness temperature*.
- Kerr, Y. H., Jacqueline, E., Al Bitar, A., Cabot, F., Mialon, A., & Richaume, P. (2013). *CATDS SMOS L3 soil moisture retrieval processor. Algorithm Theoretical Baseline Document (ATBD)*.
- Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Richaume, P., Wigneron, J.-P., Ferrazzoli, P., Mahmoodi, A., ... Delwart, S. (2012). The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1384–1403.
- Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., ... Mecklenburg, S. (2010). The SMOS mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 666–687. <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043032>.
- Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Martinuzzi, J. M., Font, J., & Berger, M. (2001). Soil moisture retrieval from space: the soil moisture and ocean salinity (SMOS) mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8), 1729–1735. <http://dx.doi.org/10.1109/36.942551>.
- Kim, J., & Hogue, T. S. (2012). Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(2), 446–460. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2011.2161318>.
- Laio, F., Porporato, A., Ridolfi, L., & Rodríguez-Fernández, N. J. (2002). On the seasonal dynamics of mean soil moisture. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*. <http://dx.doi.org/10.1029/2001JD001252>.
- Leroux, D. J., Kerr, Y. H., Al Bitar, A., Bindlish, R., Jackson, T. J., Berthelot, B., & Portet, G. (2013). Comparison between SMOS, VUA, ASCAT, and ECMWF soil moisture products over four watersheds in U.S. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(3), 1–10.
- Lievens, H., Tomer, S. K., Al Bitar, A., De Lannoy, G. J. M., Drusch, M., Dumedah, G., ... Pauwels, V. R. N. (2015). SMOS soil moisture assimilation for improved hydrologic simulation in the Murray Darling Basin, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 168, 146–162. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.06.025>.
- Malbêteau, Y., Merlin, O., Gascoïn, S., Gastellu, J. P., Olivera, L., Mattar, C., & Khabba, S. (2016n). Correcting land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas: A case study using ASTER data over the imlil valley, Morocco. (submitted for publication) *Remote Sensing of Environment*.
- Malbêteau, Y., Merlin, O., Molero, B., Rüdiger, C., & Bacon, S. (2016). DISPATCH as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements: Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45(Part B), 221–234. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.10.002>.
- Manabe, S. (1969). Climate and the ocean circulation. I. The atmospheric circulation and the hydrology of the Earth's surface. *Monthly Weather Review*, 97(11), 739–774.
- Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J. P., & Kerr, Y. H. (2009). A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(10), 2275–2284. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.06.012>.
- Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J. P., & Kerr, Y. H. (2010a). An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data. *Remote Sensing of Environment*, 114(10), 2305–2316. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.007>.
- Merlin, O., Chehbouni, A., Boulet, G., & Kerr, Y. H. (2006). Assimilation of disaggregated microwave soil moisture into a hydrologic model using coarse-scale meteorological data. *Journal of Hydrometeorology*. <http://dx.doi.org/10.1175/JHM552.1>.
- Merlin, O., Duchemin, B., Hagolle, O., Jacob, F., Coudert, B., Chehbouni, G., ... Kerr, Y. H. (2010b). Disaggregation of MODIS surface temperature over an agricultural area using a time series of formosat-2 images. *Remote Sensing of Environment*, 114(11), 2500–2512. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.025>.
- Merlin, O., Escorihuela, M. -J., Mayoral, M. A., Hagolle, O., Al Bitar, A., & Kerr, Y. H. (2013). Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: An evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment*, 130(2013), 25–38.
- Merlin, O., Malbêteau, Y., Notfi, Y., Bacon, S., Er-raki, S., Khabba, S., & Jarlan, L. (2015). Performance metrics for soil moisture downscaling methods: Application to DISPATCH data in central Morocco. *Remote Sensing*, 7(4), 3783–3807. <http://dx.doi.org/10.3390/rs70403783>.
- Merlin, O., Rüdiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J. P., & Kerr, Y. H. (2012). Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1556–1571. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2011.2175000>.
- Merlin, O., Rüdiger, C., Richaume, P., Al Bitar, A., Mialon, A., Walker, J. P., & Kerr, Y. H. (2010c). Disaggregation as a top-down approach for evaluating 40 km resolution SMOS data using point-scale measurements: Application to AACES-1. *Remote sensing for agriculture, ecosystems, and hydrology Xii* (pp. 7824, 78240i). <http://dx.doi.org/10.1117/12.865751> (1r666).
- Merlin, O., Stefan, V. G., Amazirh, A., Chanzy, A., Ceschia, E., Tallec, T., ... Khabba, S. (2016). Modeling soil evaporation efficiency in a range of soil and atmospheric conditions: A downward approach based on multi-site data. (submitted for publication) *Water Resources Research*.
- Merlin, O., Walker, J. P., Chehbouni, A., & Kerr, Y. H. (2008). Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3935–3946. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.012>.
- Mladenova, I., Lakshmi, V., Jackson, T. J., Walker, J. P., Merlin, O., & de Jeu, R. A. M. (2011). Validation of AMSR-E soil moisture using L-band airborne radiometer data from National Airborne Field Experiment 2006. *Remote Sensing of Environment*, 115(8), 2096–2103. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.04.011>.
- Mood, A. M., Graybill, F. A., & Boes, D. C. (1974). Introduction to the theory of statistics. *McGrawHill series in probability and statistics*. Vol. 3. (Retrieved from <http://www.librarything.com/work/1154157/book/32217714>).
- Moran, M. S., Clarke, T. R., Inoue, Y., & Vidal, A. (1994). Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90020-5](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(94)90020-5).
- Narayan, U., Lakshmi, V., & Jackson, T. J. (2006). High-resolution change estimation of soil moisture using L-band radiometer and radar observations made during the SMEX02 experiments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(6), 1545–1554. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2006.871199>.
- Njoku, E. G., & Entekhabi, D. (1996). Passive microwave remote sensing of soil moisture. *Journal of Hydrology*. [http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694\(95\)02970-2](http://dx.doi.org/10.1016/0022-1694(95)02970-2).
- Noilhan, J., & Planton, S. (1989). A simple parameterization of land surface processes for meteorological models. *Monthly Weather Review*, 117(3), 536–549.
- Oliva, R., Daganzo-Eusebio, E., Kerr, Y. H., Mecklenburg, S., Nieto, S., Richaume, P., & Gruhier, C. (2012). SMOS radio frequency interference scenario: Status and actions taken to improve the RFI environment in the 1400–1427-MHz passive band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5 PART 1), 1427–1439. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2012.2182775>.
- Panciera, R., Walker, J. P., Jackson, T. J., Gray, D. a., Tanase, M. a., Ryu, D., ... Hacker, J. M. (2014). The soil moisture active passive experiments (SMAPEX): Toward soil moisture retrieval from the SMAP mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1), 490–507. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2013.2241774>.
- Peischl, S., Walker, J. P., Rüdiger, C., Ye, N., Kerr, Y. H., Kim, E., ... Allahmoradi, M. (2012). The AACES field experiments: SMOS calibration and validation across the Murrumbidgee River catchment. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(6), 1697–1708. <http://dx.doi.org/10.5194/hess-16-1697-2012>.
- Piles, M., Camps, A., Vall-Llossera, M., Corbella, I., Panciera, R., Rüdiger, C., ... Walker, J. P. (2011). Downscaling SMOS-derived soil moisture using MODIS visible/infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9), 3156–3166. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2011.2120615>.
- Rodgers, J. L., & Nicewander, W. A. (1988). Thirteen ways to look at the correlation coefficient. *The American Statistician*, 42(1), 59–66.
- Salkind, N. J. (2010). Standard error of the estimate. In *SAGE (Ed.), Encyclopedia of research design*. Vol. 3. (pp. 1426–1430) (London).
- Schmugge, T. J. (1998). Applications of passive microwave observations of surface soil moisture. *Journal of Hydrology*, 212–213(1–4), 188–197. [http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00209-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00209-1).
- Smith, A. B., Walker, J. P., Western, A. W., Young, R. I., Ellett, K. M., Pipunic, R. C., ... Richter, H. (2012). The Murrumbidgee soil moisture monitoring network data set. *Water Resources Research*, 48(7), W07701. <http://dx.doi.org/10.1029/2012WR011976>.
- Solano, R., Didan, K., Jacobson, A., & Huete, A. (2010). *MODIS Vegetation Index User's Guide. MOD13 Series, Vol. v2.0.*

- Stefan, V. G., Merlin, O., Er-Raki, S., Escorihuela, M. -J., & Khabba, S. (2015). Consistency between in situ, model-derived and image-based soil temperature endmembers: towards a robust data-based model for multi-resolution monitoring of crop evapotranspiration. *Remote Sensing*, 7(8), 10444–10479.
- Walker, J. P., & Houser, P. R. (2004). Requirements of a global near-surface soil moisture satellite mission: accuracy, repeat time, and spatial resolution. *Advances in Water Resources*, 27(8), 785–801. <http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2004.05.006>.
- Wan, Z. (1999). *MODIS Land-Surface Temperature Algorithm Theoretical Basis Document (LST ATBD)*.
- Wan, Z. (2006). *MODIS Land Surface Temperature Products Users' Guide - Collection 5*. South Dakota: Sioux Falls (Retrieved from http://www.icess.ucsb.edu/modis/LstUsrGuide/MODIS_LST_products_Users_guide_C5.pdf).
- Wanders, N., Bierkens, M., de Jong, S. M., de Roo, A., & Karssenber, D. (2014). The benefits of using remotely sensed soil moisture in parameter identification of large-scale hydrological models. *Water Resources Research*, 50(8), 6874–6891. <http://dx.doi.org/10.1002/2013WR014639>.
- Wigneron, J. -P., Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Saleh, K., Escorihuela, M. -J., Richaume, P., ... Schwank, M. (2007). L-band microwave emission of the biosphere (L-MEB) model: Description and calibration against experimental data sets over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, 107, 639–655. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2006.10.014>.
- Zhan, X., Houser, P. R., Walker, J. P., & Crow, W. T. (2006). A method for retrieving high-resolution surface soil moisture from hydros L-band radiometer and radar observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(6), 1534–1544. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2005.863319>.

Annexe B

Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods

Citation :

1. Merlin O., *Y. Malbéteau*, Y. Notfi, S. Bacon, S. Er-Raki, S. Khabba, L. Jarlan, (2015) Performance metrics for soil moisture downscaling methods : Application to DisPATCH data in central Morocco, Remote Sensing, 7(4), 3783-3807 ; [doi:10.3390/rs70403783](https://doi.org/10.3390/rs70403783)

Article

Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods: Application to DISPATCH Data in Central Morocco

Olivier Merlin ^{1,2,*}, Yoann Malbêteau ², Youness Notfi ³, Stefan Bacon ², Salah Er-Raki ³, Saïd Khabba ¹ and Lionel Jarlan ^{1,2}

¹ Faculté des Sciences Semlalia Marrakech (FSSM), Avenue Prince Moulay Abdellah, BP 2390, Marrakech 40000, Morocco; E-Mail: khabba@uca.ma

² Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère (CESBIO), 18 Avenue, Edouard Belin, bpi 2801, Toulouse 31401, France; E-Mails: yoann.malbeteau@cesbio.cnes.fr (Y.M.); stefan.bacon@cesbio.cnes.fr (S.B.); lionel.jarlan@cesbio.cnes.fr (L.J.)

³ Faculté des Sciences et Techniques (FST), Avenue Abdelkarim Khettabi, BP 549, Marrakech 40000, Morocco; E-Mails: notfi.youness@gmail.com (Y.N.); s.erraki@uca.ma (S.E.-R.)

* Author to whom correspondence should be addressed; E-Mail: olivier.merlin@cesbio.cnes.fr; Tel.: +212-524-431-626.

Academic Editors: Nicolas Baghdadi and Prasad S. Thenkabaill

Received: 30 September 2014 / Accepted: 17 March 2015 / Published: 30 March 2015

Abstract: Data disaggregation (or downscaling) is becoming a recognized modeling framework to improve the spatial resolution of available surface soil moisture satellite products. However, depending on the quality of the scale change modeling and on the uncertainty in its input data, disaggregation may improve or degrade soil moisture information at high resolution. Hence, defining a relevant metric for evaluating such methodologies is crucial before disaggregated data can be eventually used in fine-scale studies. In this paper, a new metric, named G_{DOWN} , is proposed to assess the potential gain provided by disaggregation relative to the non-disaggregation case. The performance metric is tested during a four-year period by comparing 1-km resolution disaggregation based on physical and theoretical scale change (DISPATCH) data with the soil moisture measurements collected by six stations in central Morocco. DISPATCH data are obtained every 2–3 days from 40-km resolution SMOS (Soil Moisture Ocean Salinity) and 1-km resolution optical MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data. The correlation coefficient between G_{DOWN} and the disaggregation gain in time series correlation, mean bias and bias in the slope of the linear fit ranges from 0.5 to 0.8. The new metric is found to be a good

indicator of the overall performance of DISPATCH. Especially, the sign of G_{DOWN} (positive in the case of effective disaggregation and negative in the opposite case) is independent of the uncertainties in SMOS data and of the representativeness of localized *in situ* measurements at the downscaling (1 km) resolution. In contrast, the traditional root mean square difference between disaggregation output and *in situ* measurements is poorly correlated (correlation coefficient of about 0.0) with the disaggregation gain in terms of both time series correlation and bias in the slope of the linear fit. The G_{DOWN} approach is generic and thus could help test a range of downscaling methods dedicated to soil moisture and to other geophysical variables.

Keywords: downscaling; validation; metric; soil moisture; disaggregation based on physical and theoretical scale change (DISPATCH) data

1. Introduction

Since the advent of spaceborne microwave sensors in the late 1970s, various large-scale surface soil moisture products have been derived from C- and/or X-band data collected by the Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SMMR) [1], followed by the Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) [2], Advanced Microwave Instrument (AMI) [3], Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR) [4] and Advanced Scatterometer (ASCAT) [5], among others. More recently, the first space mission dedicated to observing surface soil moisture globally was launched in November, 2009 [6]. Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) opens the path for L-band radiometers, with an improved sensitivity to soil moisture as compared with previous radiometers operating at higher frequencies, together with a decreased sensitivity to perturbing factors, such as vegetation optical depth and soil roughness. The forthcoming Soil Moisture Active Passive (SMAP) [7] mission is scheduled for launch in early 2015. It will ensure the continuity of L-band microwave data for global soil moisture monitoring.

The accuracy in surface soil moisture products available from space keeps improving. Nevertheless, the current spatial resolution of microwave radiometers and scatterometers is still lower than 40 km, which is very coarse for most hydrological and agricultural applications. In this context, a number of downscaling strategies of the surface soil moisture derived from microwave data have been imagined. They vary with respect to input ancillary data (e.g., optical data [8], radar data [9], topography and soil depth [10]), the nature (physical, semi-empirical, empirical) of scale change modeling and the underlying physical assumptions (*i.e.*, how soil moisture is linked to available fine-scale modeled or observational information). It is worth noting that the principle of SMAP is based on the disaggregation of L-band brightness temperatures using higher resolution radar backscatter data [11].

A major effort has been and is still being undertaken to evaluate the uncertainty in various soil moisture products [12]. Yet, to date, little work has focused on the strategy to assess soil moisture downscaling methods. Table 1 lists some recently published disaggregation methods [11,13–26]. For each method, Table 1 reports the performance metrics that were used to assess the error statistics in

downscaled data, whether such results were compared with those obtained at high resolution in the non-disaggregation case and the nature (spatial, temporal and/or spatio-temporal) of the comparison between disaggregated and reference (often *in situ*) measurements. One observes that most authors use the root mean square difference (RMSD) and correlation coefficient (R) between disaggregated soil moisture and reference measurements. The use of the mean bias (B) and the slope of the linear regression (S) between disaggregated soil moisture and reference measurements is less general. More strikingly, a 40% of the recent publications do not include a comparison of the error statistics obtained at high resolution with and without disaggregation, so that the gain provided at the fine scale by applying the disaggregation is difficult to assess quantitatively.

Table 1. Metrics used to assess the error statistics of several recent disaggregation methods: root mean square difference (RMSD), correlation coefficient (R), mean bias (B) and slope of the linear regression (S) between high-resolution disaggregated and fine-scale true soil moisture estimates. The column LR (for low resolution) is checked if error statistics are evaluated against those obtained in the non-disaggregation case: by comparing at high resolution the low-resolution observation with fine-scale true estimates. It is also mentioned whether validation is done in space (on the satellite overpass time), in time (per station) and/or using a mixed spatio-temporal dataset (with several stations on several satellite overpass times).

Reference	RMSD	R	B	S	LR	Space	Time	Space&Time
Choi and Hur [13]	x	x	x	x	x		x	
Das <i>et al.</i> , [11]	x				x			x
Fang <i>et al.</i> , [14]	x			x	x	x		x
Ines <i>et al.</i> , [15]	x	x					x	
Kim and Hogue [16]	x	x		x	x	x		x
Merlin <i>et al.</i> , [27]	x	x	x	x	x	x		x
Merlin <i>et al.</i> , [18]	x	x	x	x	x	x		x
Parinussa <i>et al.</i> , [19]	x	x					x	
Piles <i>et al.</i> , [20]	x	x	x	x				x
Sánchez-Ruiz <i>et al.</i> , [21]	x	x	x				x	
Shin and Mohanty [22]		x	x				x	
Song <i>et al.</i> , [23]	x	x					x	
Srivastava <i>et al.</i> , [24]	x	x	x		x		x	
Srivastava <i>et al.</i> , [25]	x	x	x		x		x	
Zhao and Li [26]	x	x		x	x	x	x	

Evaluating specifically a soil moisture downscaling method is complex because of: (i) the impact (at multiple scales) of uncertainties in (multi-resolution) input data: and (ii) the possible non-representativeness of reference (*in situ*) measurements at the validation scale. The issue of validating downscaling methods is further compounded by the scarcity of spatialized ground data. Given that spatial disaggregation is primarily a spatial (not temporal) processing of data, the validation exercise should ideally be done at the time of satellite overpass by comparing disaggregated data with simultaneous distributed ground data. Due to the lack of spatial soil moisture data, disaggregation methods are

most often evaluated against time series collected by localized permanent or semi-permanent automatic monitoring stations (see Table 1).

An interesting parallel is made with another adjacent research: the disaggregation of kilometric land surface temperature at hectometric resolution. One major discrepancy between surface soil moisture downscaling and land surface temperature downscaling is that the land surface temperature is currently observed at high-resolution by ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) and Landsat at approximately the same time as low-resolution MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) temperature. Therefore, temperature downscaling methods can be evaluated in space using high-resolution ASTER/Landsat images [27–32]. Such a spatial validation is in general not feasible with soil moisture downscaling methods, except when using data collected over focused areas during short-term intensive field and/or airborne campaigns [33,34].

Facing the current lack of a consistent strategy to evaluate soil moisture downscaling methods using *in situ* time series, the objective of this paper is to propose and to assess various performance metrics in a case study. The approach is tested using a disaggregated soil moisture dataset and *in situ* measurement time series collected during the 2010–2013 period at six locations in the Haouz plain, central Morocco [35–38]. The downscaled dataset is obtained from the disaggregation of 40-km resolution SMOS soil moisture at 1-km resolution using MODIS data and DISPATCH (disaggregation based on physical and theoretical scale change; [17,18]) methodology. The evaluation of DISPATCH at 1-km resolution in central Morocco is especially challenging due to: (i) potentially strong topographic effects on MODIS temperature; and (ii) the presence of crop irrigation at a scale (typically 3–4 ha) much smaller than the target downscaling resolution. These conditions are however particularly suitable for our analysis, since DISPATCH is expected to cover a large range of performances with possible significant biases in the output data relative to *in situ* measurements. Note that the objective of the paper is not to demonstrate the applicability of DISPATCH in mountainous areas as this would require a robust approach to normalize MODIS land surface temperature for the combined effects of elevation and orientation, e.g., [39–41].

This paper is organized as follows. In Section 2, we provide a description of the study area, ground monitoring sites and DISPATCH data. Section 3 defines the metrics used to assess the performance of DISPATCH in various surface and atmospheric conditions. Section 4 presents the results obtained by conventional and new validation strategies and discusses the weaknesses and strengths of the tested performance metrics.

2. Site and Data Description

Our analysis is based on the comparison between a disaggregation dataset obtained from SMOS Level 3 product and the *in situ* soil moisture measurements collected in the Haouz plain (region of Marrakech, Central Morocco) during the 2010–2013 period.

2.1. Study Area

The study region is the Tensift basin located in central Morocco (see Figure 1). The ~20,000 km² basin originates in the High-Atlas Mountains, and the Haouz River flows west towards the Atlantic Ocean

through a semi-arid plain. Annual rainfall ranges from around 150 mm in the driest part of the plain to about 1,000 mm in the mountains, while annual evaporative demand in the plain is about 1,600 mm, according to the reference evapotranspiration calculated for well-watered grass [42]. The precipitation events mainly occur from November to April.

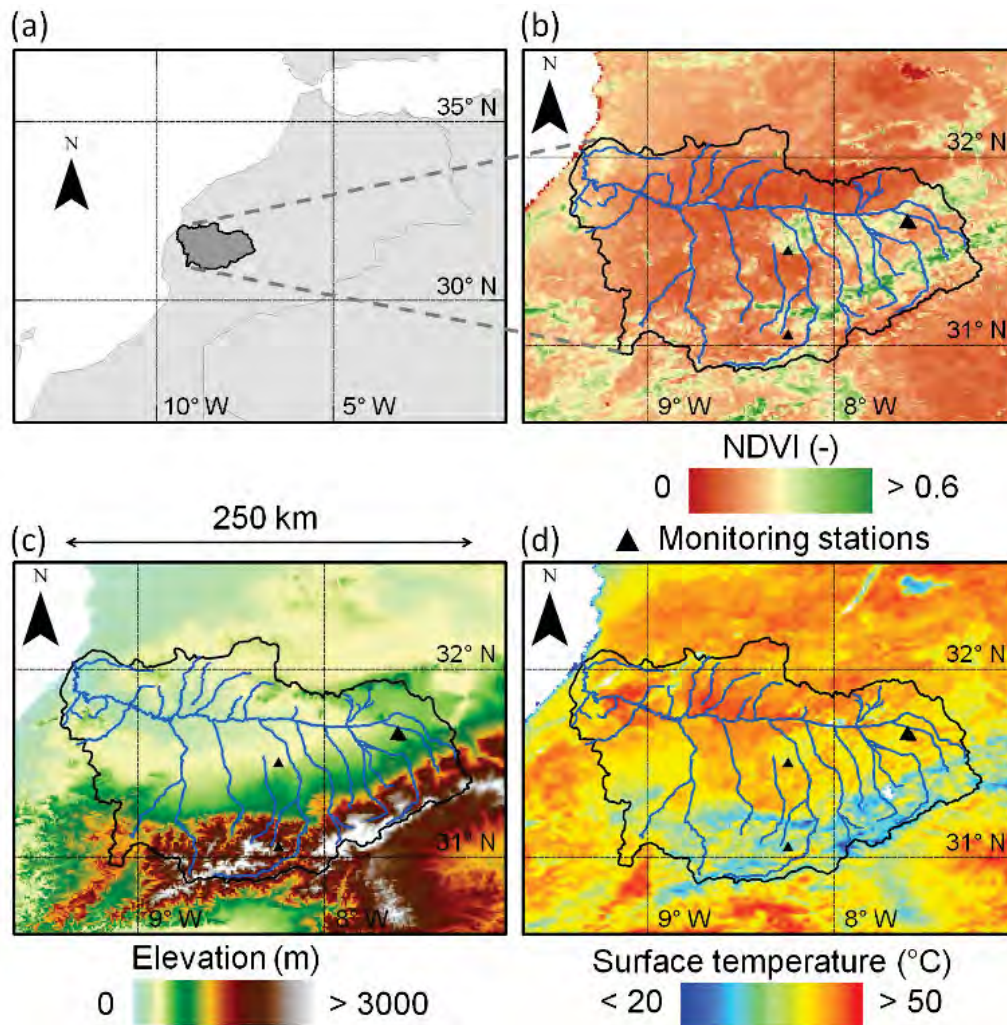


Figure 1. (a) Overview map of the Tensift basin in Morocco and (b) images over the Tensift basin of MODIS NDVI, (c) elevation and (d) MODIS land surface temperature on 5 October 2013.

Within the Haouz plain, about 85% of available water is used for agriculture. Major irrigated vegetation types include olive, orange, apricot, beet and wheat. Wheat is generally sown between mid November and mid January, depending on climatic conditions and the start of the rainfall season, and the harvest occurs about 5–6 months after, in May or June. Ground water is used in priority for orchards, but can also be used for cereal in the case of a high shortage of dam water. Annual crops are periodically irrigated by flooding the entire field. The typical field size is about 3–4 ha. The number of irrigation rounds (0–6) and the global amount of water per round (generally more than 60 mm in equivalent-water depth) depend on the dam water levels [35].

The High-Atlas culminates up to 4,000 m above sea level at the Toubkal summit, only 60 km away from Marrakech city. The basin is hence characterized by a significant topographic and vegetation variation and a highly variable climate, making it an ideal test bed to evaluate soil moisture downscaling methods in heterogeneous, but challenging conditions.

2.2. In Situ Measurements

In the framework of the SudMedresearch program [37] and of Télédétection et Ressources en Eau en Méditerranée semi-Aride (TREMA) Joint International Laboratory, several flux and meteorological stations were deployed over the dominant vegetation types (olive, orange, apricot, beet and wheat) and under different irrigation methods (drip and flooding) with the objective to understand the processes that affect the water and energy balances of semi-arid areas at the basin scale. Monitoring stations were set up for several years at orchards sites and for the whole crop cycle (sowing, vegetative growth, full canopy and senescence) at annual crop (mostly wheat and beet) sites [37,38]. Since the SMOS launch in November 2009, six stations have operated with two in orchard fields and four in annual crop fields. The location and crop type of the six monitoring stations used in this paper are listed in Table 2. At each site, time domain reflectometry (TDR) probes (Model CS615; Campbell Scientific, Inc.) were installed in a soil pit near the flux tower to measure soil water content at different soil depths. Only the TDR measurements collected at a 5-cm depth with a time step of 30 min are used.

Table 2. Soil moisture monitoring stations.

Site	Longitude	Latitude	Cropping	Irrigation	Clay	Sand
Agafay	−8.2452	31.5049	orange	drop	0.18	0.50
Aït Imour	−8.2449	31.0575	apricot	drop	0.18	0.50
Beet' 12	−7.6201	31.6495	sugar beet	drop	0.36	0.20
Wheat' 12	−7.6057	31.6738	wheat	gravity fed	0.36	0.20
Wheat' 13 North	−7.5845	31.6457	wheat	gravity fed	0.36	0.20
Wheat' 13 South	−7.5839	31.6449	wheat	gravity fed	0.36	0.20

As gravimetric measurements from soil samples were not available for all studied sites, another calibration approach of TDR measurements was preferred. To transform TDR observations into volumetric soil moisture, the raw measurements were linearly re-scaled by setting the minimum and maximum value to the residual soil moisture and the soil moisture at saturation, respectively. The underlying assumption that both extreme values have been reached is justified by the relatively long monitoring duration (at least one whole agricultural season). For each site, the residual soil moisture and the soil moisture at saturation were estimated from the clay and sand fractions using the pedo-transfer functions in [43] and [44], respectively.

Figure 2 plots the time series of the calibrated near-surface soil moisture for each site separately. The impact of different irrigation practices and timing on soil moisture temporal dynamics is clearly visible, even for the Wheat' 13North and Wheat' 13 South fields located only 100 m apart from each other.

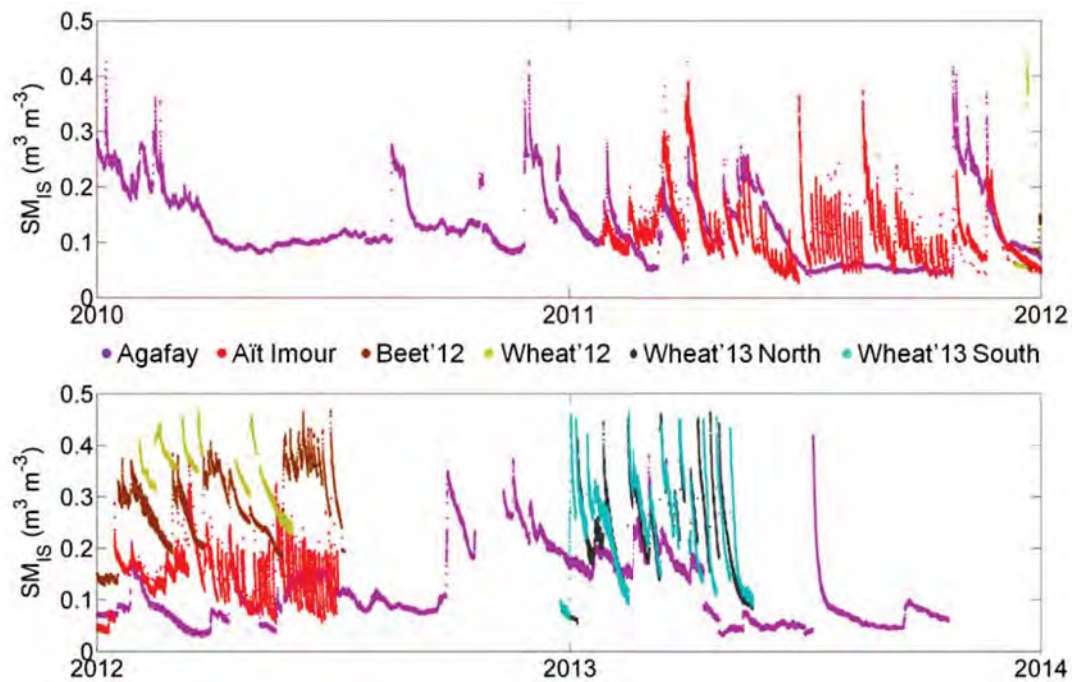


Figure 2. *In situ* soil moisture time series.

2.3. Disaggregation Based on Physical and Theoretical Scale Change Data

2.3.1. Downscaling Method

The current version of the DISPATCH methodology has been fully described in [17] and [18]. In this section, we briefly present the downscaling relationship, which represents the core and theoretical basis of the algorithm:

$$SM_{HR} = SM_{LR} + \dot{S}M(SEE_{LR}) \times (SEE_{HR} - SEE_{LR}) \quad (1)$$

with SM_{HR} being the high-resolution (HR) disaggregated soil moisture, SM_{LR} the low resolution (LR) observation, SEE_{HR} the soil evaporation efficiency (defined as the ratio of actual to potential soil evaporation) estimated at high resolution, SEE_{LR} its integrated value at low resolution and $\dot{S}M(SEE_{LR})$ the partial derivative of SM relative to SEE estimated at low resolution. This derivative is computed as the inverse of the derivative of a SEE(SM) model. In [18], the SEE(SM) model is simply:

$$SEE = \frac{SM}{SM_P} \quad (2)$$

with SM_P being an empirical or semi-empirical parameter depending on soil properties and atmospheric conditions. Hence, the derivative in the downscaling relationship is:

$$\dot{S}M = SM_P \quad (3)$$

The main complexity and probably the main source of uncertainty in DISPATCH is the estimation of SEE_{HR} from red, near-infrared and land surface temperature input data. Readers are referred to [17] and [18] for a detailed description of the approach, especially the partitioning approach of land surface

temperature into soil and vegetation temperatures and the modeling of SEE as a function of soil temperature. Note that in the last version of DISPATCH [18], the land surface temperature is “corrected” for elevation effects by assuming a constant lapse rate of 6 °C per km.

2.3.2. Input Data

In this study, the input data of DISPATCH are comprised of 0.25° gridded SMOS Level 3 soil moisture, 1-km resolution MODIS NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and land surface temperature and 1-km resolution DEM (digital elevation model) data.

The SMOS Level 3 one-day soil moisture global map (P11p or MIR_CLF31A/D) product is used. It is composed of two data files, one for the ascending (A) orbit at 6 a.m. equator crossing time and the other for the descending (D) orbit at 6 p.m. equator crossing time. These products are presented in NetCDF format on the EASE (equal area scalable Earth) grid with a ~25-km cylindrical projection. Details on the processing algorithms can be found in the Algorithm Theoretical Baseline Document [45] and in the Level 3 data product description [46].

MODIS products Terra/MOD11A1 (daily land surface temperature at 10:30 a.m. Equator crossing time), Aqua/MYD11A1 (daily land surface temperature at 1:30 p.m. Equator crossing time) and Terra/MOD13A2 (16-day vegetation indices at 10:30 a.m. Equator crossing time) are used. All three MODIS products are presented in HDF format on a sinusoidal projection with a 1-km resolution. Figure 1 presents the 1-km resolution images over the study area of Terra NDVI and Aqua land surface temperature on 5 October 2013.

To correct land surface temperature for elevation effects, the GTOPO30 DEM is used. It has a 30-arc second (approximately 1 km) resolution and is split into 33 tiles stored in the USGS DEM file format. Figure 1 presents the 1-km resolution elevation image over the study area.

The DISPATCH Input Interface (DII) is a processor dedicated to downloading and pre-processing DISPATCH input data. DII downloads the SMOS Level 3 product from the CATDS (Centre Aval de Traitement des Données SMOS) and MODIS data through the USGS LP DAAC (Land Processes Distributed Active Archive Center). Pre-processing consists of: (i) reprojecting the exogenous datasets on a common grid with consistent spatial resolutions; (ii) extracting multi-source data over a given user-defined spatial extent; and (iii) generating an input ensemble for each SMOS overpass time by including the MODIS data acquired on the day before, the same day and the day after the SMOS overpass date [47].

2.3.3. Disaggregation Based on Physical and Theoretical Scale Change Products

In this paper, two different 1-km resolution DISPATCH products are used. One product, named sm1k3d, is obtained by setting SM_P to SM_{LR}/SEE_{LR} in Equation (3) by assuming a linear relationship (see Equation (2)) between SEE and SM [48]. Another product, named sm50k3, is obtained by setting $SM_P = 0$ in Equation (3) so that 1-km disaggregated soil moisture is simply set to low-resolution observation. sm50k3 represents our “zero-hypothesis”, that is the non-disaggregation scenario.

Both products, sm1k3d and sm50k3, are derived from the average of the DISPATCH output ensemble for each SMOS overpass time. An output ensemble is obtained by applying DISPATCH to an input

ensemble composed of no more than 24 elements per (A and D) SMOS overpass associated with the combination of four SMOS re-sampling grids (by taking advantage of the Level 3 SMOS data oversampling), three MODIS overpass dates (by taking into account the MODIS data collected within plus or minus one day around the SMOS overpass) and two daily MODIS observations (aboard Terra and Aqua). The number of elements used to compute this average is called DISPATCH count and is stored in the output product. The DISPATCH count is often smaller than 24 due to gaps in MODIS data associated with cloud cover and/or to limited overlap with SMOS swath width. A description of DISPATCH products is available in [47]. Figure 3 presents an example of the 1-km resolution image over the study area of sm50k3, sm1k3d and the DISPATCH count on 6 October 2013 for the SMOS D overpass. Note that the disaggregation image presents a slight boxy artifact at low (SMOS) resolution. Such an artifact is typical of downscaling methods like DISPATCH that apply a conservation law at low resolution (meaning that the average of disaggregated SM at SMOS resolution is set to SMOS observation). In our case, several factors could possibly explain this effect, such as some uncorrected topographic effects and a significant nonlinear behavior of SEE as a function of SM (and an associated misestimate of SM_P at low resolution).

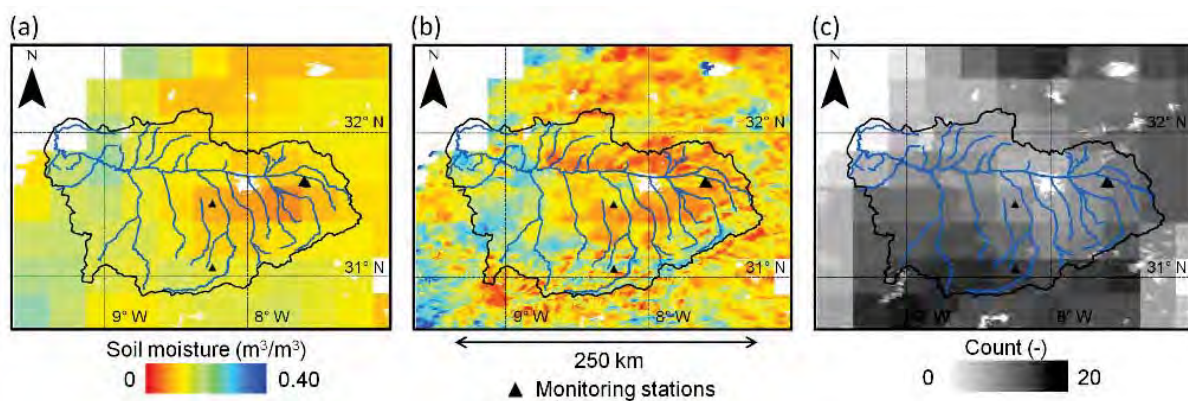


Figure 3. Images over the Tensift basin of: (a) Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) soil moisture (SM_{LR}); (b) 1-km resolution disaggregation based on physical and theoretical scale change (DISPATCH) soil moisture (SM_{HR}); and (c) DISPATCH input data count on 6 October 2013.

Since sm50k3 contains basically the same information as the low-resolution observation, sm50k3 will be referred to as SM_{LR} in the following. Consistently, sm1k3d will be referred to as SM_{HR} .

3. Performance Metrics

3.1. Conventional Metrics

The traditional root mean square difference between satellite and *in situ* soil moisture is defined as:

$$RMSD_{XR} = \sqrt{E[(SM_{XR} - SM_{IS})^2]} \quad (4)$$

with $E[.]$ being the expectation operator, SM_{XR} the satellite soil moisture retrieved at XR resolution (HR or LR) and SM_{IS} the localized *in situ* measurement. This metric is used extensively to assess soil moisture

products and many other remotely-sensed geophysical variables. RMSD is generally recognized as a good performance metric, as it integrates the three main components characterizing data quality, which are: time series correlation, mean bias and bias in the variance. Nevertheless, the sensitivity of RMSD to any bias in either the mean or the amplitude of fluctuations in the retrieval may prevent its use to assess the potential of a given soil moisture dataset for a specific geophysical application [12]. Hence, another traditional metric is also used. The time series correlation between satellite and *in situ* soil moisture is defined as:

$$R_{XR} = \frac{E[(SM_{XR} - E[SM_{XR}])(SM_{IS} - E[SM_{IS}])]}{\sigma_{XR}\sigma_{IS}} \quad (5)$$

with σ_{XR} being the standard deviation of satellite soil moisture and σ_{IS} the standard deviation of *in situ* soil moisture. R is related to RMSD, but provides complementary information, as it is fully independent of any bias in the mean or in the variance.

To better characterize the quality of disaggregated data, two other performance metrics may be used in addition to RMSD and R: the mean difference (or mean bias) between satellite and *in situ* soil moisture:

$$B_{XR} = E[SM_{XR}] - E[SM_{IS}] \quad (6)$$

and the slope of the linear regression between satellite and *in situ* soil moisture:

$$S_{XR} = R_{XR} \times \frac{\sigma_{XR}}{\sigma_{IS}} \quad (7)$$

The mean bias defined in Equation (6) is independent of R, as mentioned above, and is also independent of any bias in the variance. The slope of the linear regression defined in Equation (7) is independent of B, but depends on R. However, S and R provide complementary information, since for a given $|R_{HR}|$ value, $|S_{HR}|$ can range from zero to $+\infty$ by varying σ_{HR} . Note that this reasoning is valid only when the time series correlation is significant. For R close to zero, S is necessarily bounded by the physical bounds of soil moisture, which ranges from about zero to the soil moisture at saturation.

3.2. On the Downscaling Performance

A downscaling method as a measurement system can be accurate, but not precise, precise, but not accurate, neither, or both. Eliminating a systematic error at LR (*i.e.*, the mean bias) improves accuracy at HR, but does not change precision at HR. The precision of a downscaling algorithm is the degree to which repeated application under unchanged conditions shows the same downscaled value. In this paper, the terms “accuracy” and “precision” thus refer to B and R, respectively. However, one aspect is still missing to describe downscaling performance: a downscaling method can be precise ($R_{HR} \sim 1$) and accurate ($B_{HR} \sim 0$), but with varying efficiencies (downscaled values cover different ranges). In this paper, the term “efficiency” refers to S. Note that the σ could be used instead of S. The main problem is that σ is not an indicator of the efficiency of disaggregation. One can imagine a random noise having the same σ_{HR} as σ_{IS} , but with $S_{HR} \sim 0$. The use of S_{HR} is hence a better choice than σ_{HR} .

A systematic effect when increasing the observation scale is the decrease of spatio-temporal variance in the observed variable. As a result, from the point of view of the spatio-temporal variability in soil moisture and its impact on the validation strategy of satellite retrievals, the S between LR observation and a localized (*in situ*) measurement should be in any case lower than one. The main purpose of disaggregation methods is then to improve the spatial representativeness of remotely-sensed soil moisture

at higher resolution. If the downscaling approach is efficient, then the S between satellite retrievals and *in situ* soil moisture should increase and be closer to one in the disaggregation case, relative to the non-disaggregation case. Among the four metrics RMSD, R, B and S, the S is probably the most appropriate metric to evaluate a downscaling methodology. Nevertheless, R, B and S are complementary, and thus, R and B potentially provide useful information in addition to S.

3.3. New Metrics Dedicated to Downscaling Methods

The performance metric proposed in this paper to assess soil moisture downscaling methods is termed G_{DOWN} and is defined as:

$$G_{\text{DOWN}} = (G_{\text{EFFI}} + G_{\text{PREC}} + G_{\text{ACCU}})/3 \quad (8)$$

The first term is the disaggregation (efficiency) gain on the bias in the slope of the linear fit relative to the non-disaggregation case:

$$G_{\text{EFFI}} = \frac{|1 - S_{\text{LR}}| - |1 - S_{\text{HR}}|}{|1 - S_{\text{LR}}| + |1 - S_{\text{HR}}|} \quad (9)$$

with S_{HR} and S_{LR} being the slope of the linear regression between soil moisture retrievals and *in situ* measurements computed in Equation (7) with R_{HR} and σ_{HR} and with R_{LR} and σ_{LR} , respectively. G_{EFFI} can be interpreted as characterizing the efficiency of the disaggregation method. It is positive for S_{HR} closer to +1 than S_{LR} , negative in the opposite case, equal to +1 for $S_{\text{HR}} = 1$ and tends to -1 for $|1 - S_{\text{HR}}| \gg |1 - S_{\text{LR}}|$.

The second term in Equation (8) is the disaggregation (precision) gain on time series correlation relative to the non-disaggregation case:

$$G_{\text{PREC}} = \frac{|1 - R_{\text{LR}}| - |1 - R_{\text{HR}}|}{|1 - R_{\text{LR}}| + |1 - R_{\text{HR}}|} \quad (10)$$

with R_{HR} and R_{LR} being the time series correlation computed with SM_{HR} and SM_{LR} in Equation (5), respectively. G_{PREC} can be interpreted as characterizing the precision of the disaggregation method to be evaluated. It is positive for $R_{\text{HR}} > R_{\text{LR}}$, negative in the opposite case, equal to +1 for $R_{\text{HR}} = 1$ and tends to -1 for $|R_{\text{HR}}| \ll |R_{\text{LR}}|$.

The third term is the disaggregation (accuracy) gain on the mean bias relative to the non-disaggregation case:

$$G_{\text{ACCU}} = \frac{|B_{\text{LR}}| - |B_{\text{HR}}|}{|B_{\text{LR}}| + |B_{\text{HR}}|} \quad (11)$$

with B_{HR} and B_{LR} being the mean bias computed with SM_{HR} and SM_{LR} in Equation (6), respectively. G_{ACCU} can be interpreted as characterizing the accuracy of the disaggregation method. It is positive for $|B_{\text{HR}}| < |B_{\text{LR}}|$, negative in the opposite case, equal to +1 for $B_{\text{HR}} = 0$ and tends to -1 for $|B_{\text{HR}}| \gg |B_{\text{LR}}|$.

Note that Equation (8) could include weighting coefficients to weigh the three partial gains (G_{EFFI} , G_{PREC} and G_{ACCU}) differently. However, no *a priori* information is available to give priority to one particular partial gain. As a first guess, G_{DOWN} is thus defined as the simple arithmetic average of all three partial gains.

Even though all three components (covariance, mean bias and bias in variance) are contained in the RMSD, the advantage of G_{DOWN} over the RMSD is two-fold: (1) G_{DOWN} is computed relatively to

the non-disaggregation case, so it is better suited to relative comparisons; and (2) the relative nature of G_{DOWN} makes it *a priori* much less sensitive than the RMSD to any bias in the mean or in the variance (the sensitivity of G_{DOWN} to a given bias in mean or variance also depends on the respective weight of each partial gain). Moreover, the normalization of S_{HR} , R_{HR} and B_{HR} (by S_{LR} , R_{LR} and B_{LR}) is a way to significantly reduce the impact on the performance metric of: (1) uncertainties in LR data; and (2) the lack of representativeness of localized *in situ* measurements at the downscaling resolution. The absolute value of G_{DOWN} characterizes both the downscaling performance and the (normalized) difference between the representativeness of *in situ* measurements at HR and LR. However, the positive (or negative) sign of G_{DOWN} can be considered, statistically speaking, as independent of the representativeness of *in situ* measurements at both HR and LR.

As a benchmark to evaluate the approach, the last performance metric is also tested:

$$G_{\text{RMSD}} = \frac{\text{RMSD}_{\text{LR}} - \text{RMSD}_{\text{HR}}}{\text{RMSD}_{\text{LR}} + \text{RMSD}_{\text{HR}}} \quad (12)$$

with RMSD_{HR} and RMSD_{LR} being the RMSD computed with SM_{HR} and SM_{LR} in Equation (4), respectively. It is positive for $\text{RMSD}_{\text{HR}} < \text{RMSD}_{\text{LR}}$, negative in the opposite case, equal to +1 for $\text{RMSD}_{\text{HR}} = 0$ and tends to -1 for $\text{RMSD}_{\text{HR}} \gg \text{RMSD}_{\text{LR}}$.

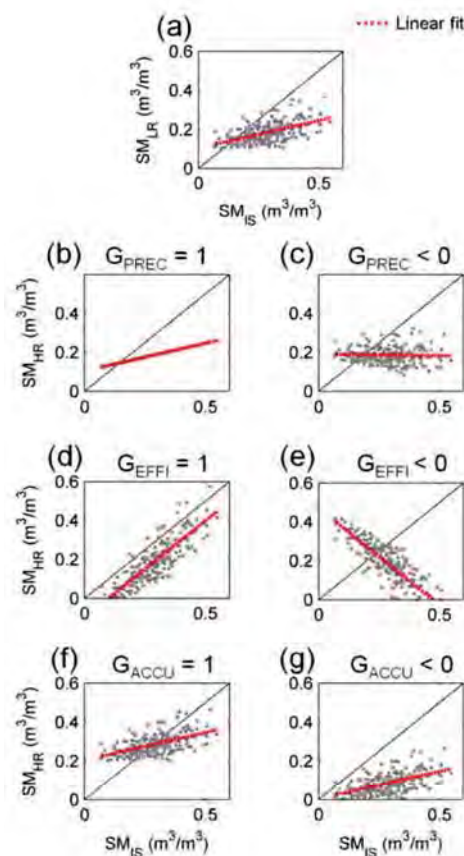


Figure 4. (a) LR vs. *in situ* soil moisture (synthetic data). (b–g) High resolution (HR) disaggregated vs. *in situ* soil moisture for six different disaggregation scenarios (synthetic data).

For illustration purposes, Figure 4 presents seven graphs: one graph (a) plotting (synthetic) LR observation *vs.* (synthetic) localized true soil moisture, and six other graphs (b–g) plotting (synthetic) HR disaggregated *vs.* (synthetic) localized true soil moisture for six disaggregation scenarios. In Case b, disaggregation improves R, and the S and B are unchanged. In Case c, disaggregation degrades both R and S, and B is unchanged. In Case d, disaggregation improves both S and R, and B is unchanged. In Case e, disaggregation degrades the S, while $|R|$ and B remain the same as in Case d. In Case f, disaggregation improves B, while both S and R remain unchanged. In Case g, disaggregation degrades B, while both S and R remain unchanged. The above examples illustrate the capacity of the three performance metrics G_{PREC} , G_{EFFI} and G_{ACCU} to characterize the error structure of downscaled data and to specifically extract information about the positive (or negative) gain provided at HR by disaggregation.

4. Results and Discussion

In this section, the three performance metrics $RMSD_{HR}$, G_{RMSD} and G_{DOWN} are assessed from an ensemble of DISPATCH and *in situ* soil moisture datasets. Such an ensemble is generated by comparing DISPATCH soil moisture with the *in situ* measurements collected by each of the six stations separately, for the two SMOS overpass times separately, for two different DISPATCH count thresholds and for five different time periods (spring, summer, autumn, winter and the whole time series). In total, the ensemble is theoretically composed of $6 \times 2 \times 2 \times 5 = 120$ elements. In practice, a lower number is achieved due to gaps in ground measurements, especially for the stations dedicated to intensive field experiments in 2012 and 2013.

Figure 5 compares the scatterplots of LR soil moisture (SM_{LR}) *vs.* *in situ* measurements (SM_{IS}) and HR disaggregated soil moisture (SM_{HR}) *vs.* *in situ* measurements for each site separately. For orchard sites (Agafay and Aït Imour), disaggregation appears to reduce the mean bias in satellite retrievals, but also to increase the scatter/uncertainty with respect to *in situ* measurements. For annual crop sites (Beet'12, Wheat'12, Wheat'13 North and Wheat'13 South), a strong negative bias is visible in both non-disaggregated and disaggregated data, indicating that the soil moisture variability occurs at a scale significantly higher than the DISPATCH 1-km resolution. It is to be reminded that the typical size of crops in the area is 3–4 ha, that is 20–30-times smaller than the downscaling resolution of DISPATCH in this application. Nevertheless, DISPATCH data seem to be slightly less biased than non-disaggregated data. When increasing the DISPATCH count threshold from three to 10 (see the results in Figure 6), a similar interpretation can be given for all (orchard and annual crop) sites, with a more noticeable improvement of disaggregation in terms of both mean bias and slope of the linear regression between satellite retrievals and *in situ* measurements.

Table 3 reports the error statistics for each site (whole time series), for each SMOS orbit and for each DISPATCH count threshold (three and 10) separately. The count of samples included in the computation of performance metrics is also indicated as an assessment of statistical significance. It can be observed that disaggregation systematically reduces a negative bias in SMOS observations with respect to localized *in situ* measurements. Since all ground data were collected over irrigated areas surrounded by dry lands, a negative bias in coarse-scale SMOS data was expected. The reduction of the mean bias at 1-km resolution indicates that DISPATCH is able to somehow better represent (but not to

fully solve) the sub-pixel variability in soil moisture. Consistent with a decrease of the mean bias, G_{ACCU} is positive in all cases. Regarding the time series correlation and the bias in the slope of the linear fit, mixed results are obtained: disaggregation alternatively improves or degrades data quality. Consistently, the disaggregation gain in precision (G_{PREC}) and efficiency (G_{EFFI}) is positive in 52% and 65% of the cases, respectively.

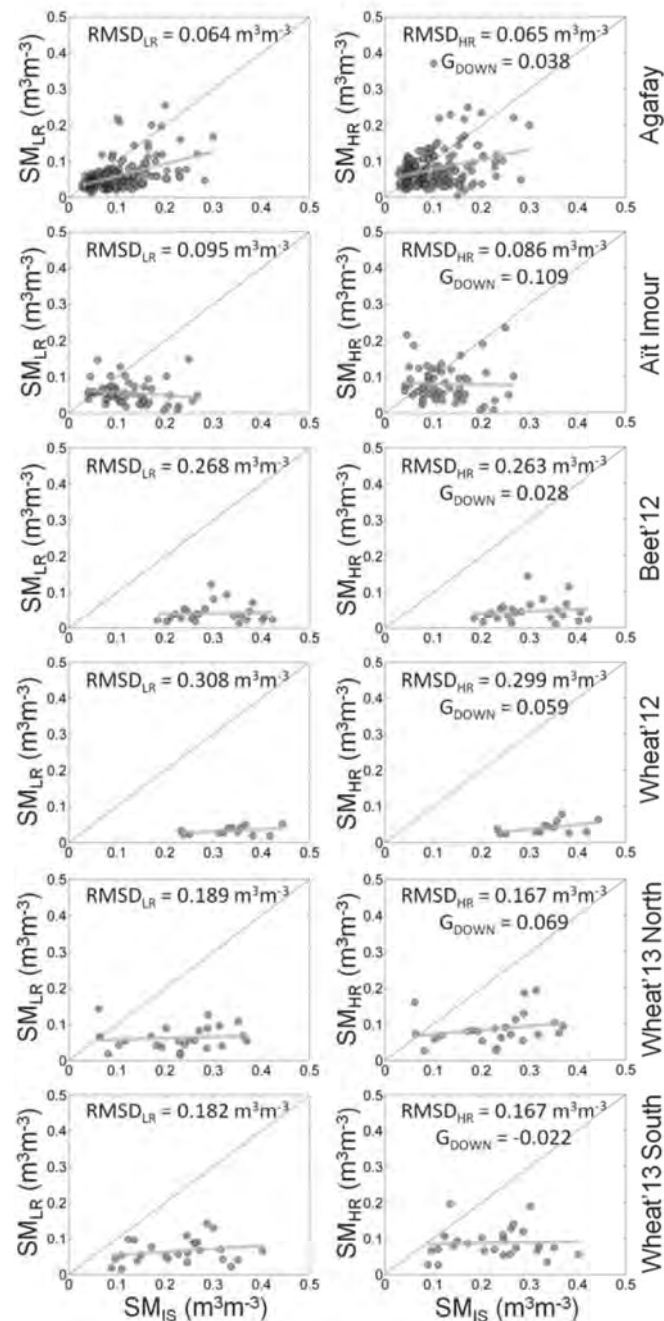


Figure 5. LR (left) and HR disaggregated (right) soil moisture vs. *in situ* measurements for each site separately (whole time series) and for a DISPATCH count threshold set to three (SMOS ascending (A) overpass).

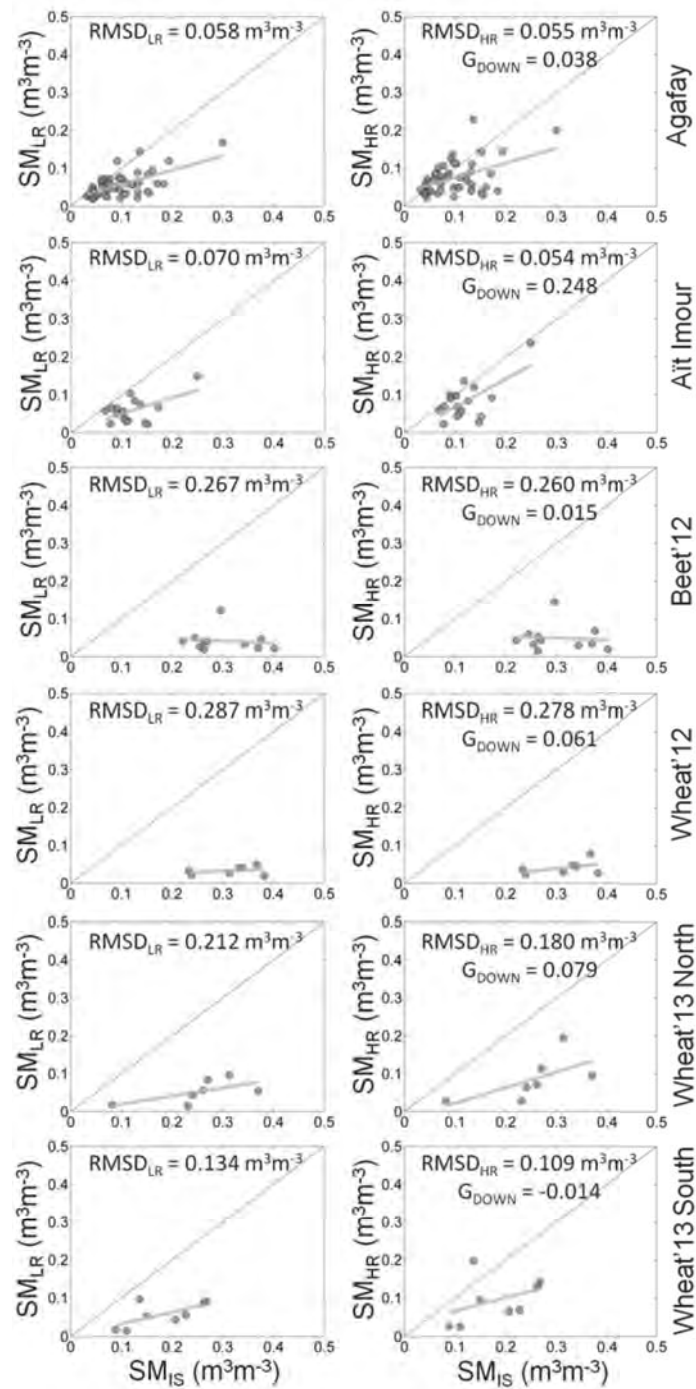


Figure 6. Same as in Figure 5, but for a DISPATCH count threshold set to 10.

Table 3. Statistical results presented for each site, each SMOS orbit (A for ascending and D for descending) and two DISPATCH count thresholds (3 and 10), separately.

Site	DISPATCH Threshold	Orbit	Sample Counts	R _{HR}	S _{HR}	B _{HR} m ³ m ⁻³	RMSD _{HR} m ³ m ⁻³	R _{LR}	S _{LR} m ³ m ⁻³	B _{LR} m ³ m ⁻³	RMSD _{LR} m ³ m ⁻³	G _{PREC}	G _{EFFI}	G _{ACCU}	G _{DOWN}	G _{GRMSD}
Agafay	3	A	185	0.299	0.273	0.022	0.065	0.471	0.337	-0.041	0.064	-0.139	-0.046	0.300	0.038	-0.006
Agafay	3	D	127	0.032	0.029	-0.010	0.072	0.240	0.136	-0.035	0.065	-0.120	-0.059	0.547	0.123	-0.047
Agafay	10	A	49	0.461	0.385	-0.024	0.055	0.616	0.375	-0.042	0.058	-0.168	0.008	0.275	0.038	0.029
Agafay	10	D	32	0.140	0.096	-0.022	0.068	0.316	0.127	-0.045	0.071	-0.114	-0.018	0.349	0.072	0.019
Aït Imour	3	A	60	-0.033	-0.028	-0.040	0.086	-0.159	-0.084	-0.065	0.095	0.058	0.027	0.244	0.109	0.051
Aït Imour	3	D	37	0.080	0.077	-0.016	0.075	-0.011	-0.006	-0.055	0.083	0.047	0.043	0.547	0.213	0.049
Aït Imour	10	A	17	0.646	0.742	-0.037	0.054	0.559	0.414	-0.061	0.070	0.109	0.389	0.245	0.248	0.136
Aït Imour	10	D	9	-0.267	-0.370	-0.042	0.093	-0.123	-0.071	-0.086	0.101	-0.060	-0.123	0.347	0.055	0.042
Beet'12	3	A	24	0.134	0.059	-0.253	0.263	0.043	0.016	-0.258	0.268	0.050	0.022	0.011	0.028	0.010
Beet'12	3	D	21	-0.211	-0.083	-0.245	0.262	-0.168	-0.081	-0.246	0.263	-0.018	-0.001	0.001	-0.006	0.003
Beet'12	10	A	11	-0.085	-0.049	-0.251	0.260	-0.137	-0.064	0.258	0.267	0.024	0.007	0.015	0.015	0.013
Beet'12	10	D	3	-0.220	-0.079	-0.240	0.241	0.276	0.104	-0.246	0.247	-0.255	-0.093	0.013	-0.112	0.012
Wheat'12	3	A	13	0.481	0.126	-0.293	0.299	0.332	0.058	-0.302	0.308	0.125	0.037	0.015	0.059	0.015
Wheat'12	3	D	8	0.819	0.431	-0.314	0.315	0.883	0.326	-0.325	0.327	-0.212	0.085	0.018	-0.036	0.018
Wheat'12	10	A	7	0.436	0.137	-0.274	0.278	0.281	0.054	-0.282	0.287	0.121	0.046	0.014	0.061	0.015
Wheat'12	10	D	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Wheat'13 North	3	A	24	0.239	0.115	-0.141	0.167	0.099	0.036	-0.165	0.189	0.084	0.043	0.080	0.069	0.063
Wheat'13 North	3	D	14	0.016	0.006	-0.168	0.195	-0.027	-0.007	-0.194	0.217	0.021	0.007	0.071	0.033	0.052
Wheat'13 North	10	A	7	0.632	0.413	-0.168	0.180	0.630	0.214	-0.200	0.212	0.003	0.144	0.089	0.079	0.083
Wheat'13 North	10	D	4	0.624	0.828	-0.187	0.190	0.303	0.292	-0.213	0.215	0.299	0.609	0.063	0.324	0.063
Wheat'13 South	3	A	26	0.045	0.022	-0.139	0.167	0.229	0.086	-0.161	0.182	-0.107	-0.034	0.075	-0.022	0.042
Wheat'13 South	3	D	16	0.164	0.074	-0.144	0.166	0.011	0.004	-0.165	0.185	0.083	0.036	0.067	0.062	0.054
Wheat'13 South	10	A	8	0.400	0.345	-0.087	0.109	0.642	0.293	-0.124	0.134	-0.253	0.038	0.173	-0.014	0.100
Wheat'13 South	10	D	4	-0.058	-0.048	-0.127	0.141	0.403	0.253	-0.150	0.156	-0.278	-0.168	0.082	-0.121	0.051

One key advantage of G_{DOWN} over the other performance metrics is to provide an estimate of the overall improvement in soil moisture data with a single value. Within our data ensemble, G_{DOWN} is positive in 74% of the cases, indicating that DISPATCH generally improves the representation of soil moisture at 1-km resolution. From the point of view of the G_{RMSD} metric (defined in Equation (12)), disaggregation improves the root mean square difference between satellite retrievals and *in situ* soil moisture in 91% of the cases, which is significantly larger than the positive disaggregation cases predicted by G_{DOWN} . This apparent discrepancy is explained by the strong dependency of the RMSD metric to B, thus hiding the potential impact of R and S on disaggregation data quality. Note that a mean bias can be typically attributed to uncertainties in LR observations and to a lack of spatial representativeness of (localized) *in situ* measurements at the validation scale (1-km resolution in our case). Hence, the use of other metrics than B and RMSD is especially needed when attempting to evaluate a downscaling method with a relative independency of errors in LR observations and of the spatial representativeness of reference validation data. As a summary, G_{DOWN} provides a single quality assessment of disaggregated data while being based on three relevant and complementary performance metrics, which are S, R and B.

As a step further in the assessment of performance metrics, RMSD_{HR} , G_{RMSD} and G_{DOWN} are plotted against G_{PREC} , G_{EFFI} and G_{ACCU} in Figures 7–9, respectively. RMSD_{HR} is a poor indicator of the disaggregation gain in terms of both precision (time series correlation) and efficiency (bias in the slope of the linear fit). However, it is more correlated with the disaggregation gain on the mean bias, due to its strong dependency on B. G_{RMSD} is in general positively correlated with all three performance metrics G_{PREC} , G_{EFFI} and G_{ACCU} . Nevertheless, it seems to be relatively sensitive to the number of samples within the dataset. When decreasing the minimum sample count (from 10 to three), above which error statistics are computed, the correlation between G_{RMSD} and disaggregation gains varies significantly and even changes sign in Figure 8 for the G_{EFFI} case. In contrast, G_{DOWN} appears to be well correlated with all three disaggregation gains in terms of time series correlation, bias in the slope of the linear fit and mean bias. Moreover, G_{DOWN} displays a remarkable stability with respect to the minimum number of data samples: the regression lines for both datasets (corresponding to a minimum sample count of three and 10) are almost superimposed in all cases.

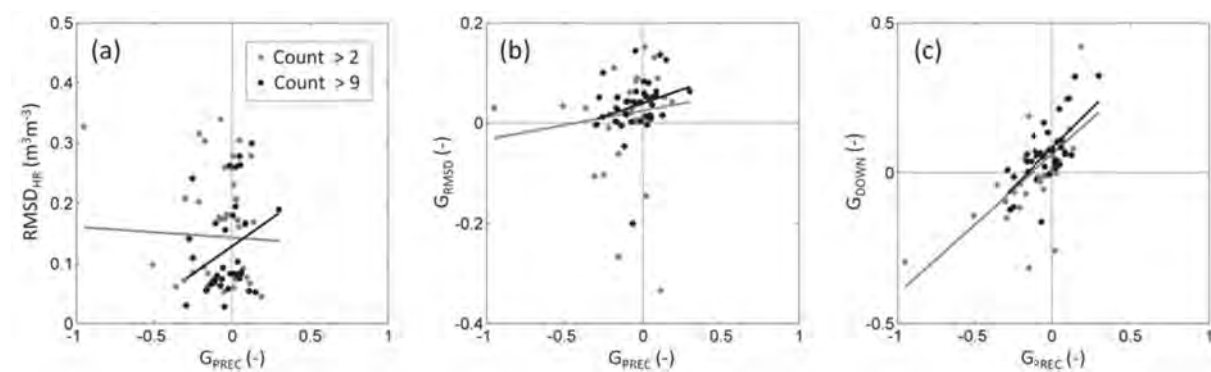


Figure 7. Performance metrics (a–c) vs. the disaggregation gain on time series correlation (G_{PREC}) for datasets with a minimum sample count of three and 10 separately.

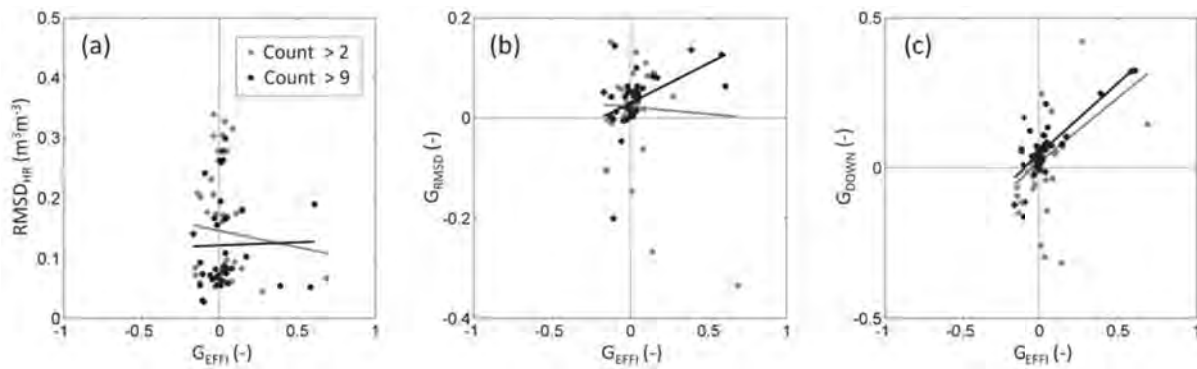


Figure 8. Performance metrics (a–c) vs. the disaggregation gain on the bias in the slope of the linear fit (G_{EFFI}) for datasets with a minimum sample count of three and 10 separately.

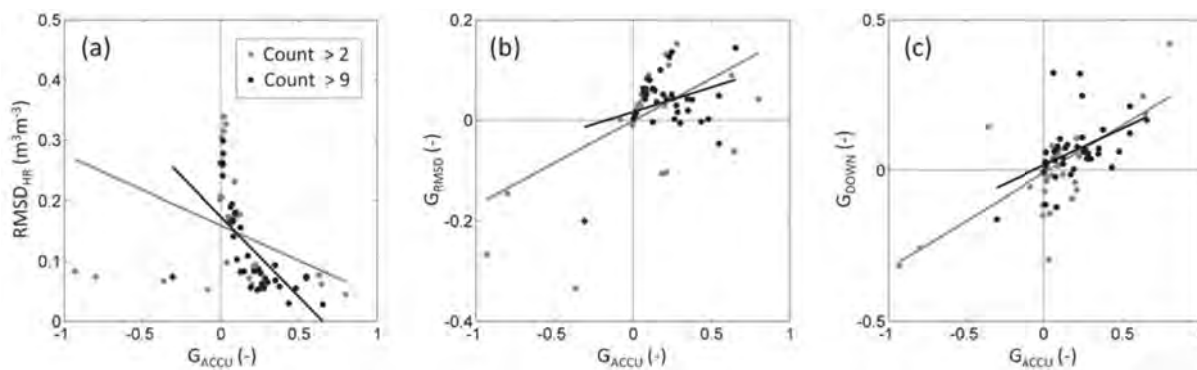


Figure 9. Performance metrics (a–c) vs. the disaggregation gain on the bias in the mean (G_{ACCU}) for datasets with a minimum sample count of three and 10 separately.

Table 4. Correlation coefficient of performance metrics with the disaggregation gain in terms of time series correlation (G_{PREC}), bias in the slope of the linear fit (G_{EFFI}) and bias in the mean (G_{ACCU}) for datasets with a minimum sample count of 3 and 10, separately.

Metric	Sample Count	Correlation Coefficient (-)		
		RMSD _{HR}	G _{RMSD}	G _{DOWN}
G_{PREC}	≥ 3	-0.036	0.127	0.655
G_{EFFI}	≥ 3	-0.096	-0.055	0.534
G_{ACCU}	≥ 3	-0.349	0.552	0.667
All: mean (std)	≥ 3	-0.160 (0.166)	0.208 (0.312)	0.619 (0.074)
G_{PREC}	≥ 10	0.298	0.245	0.659
G_{EFFI}	≥ 10	0.021	0.464	0.779
G_{ACCU}	≥ 10	-0.641	0.327	0.462
All: mean (std)	≥ 10	-0.107 (0.482)	0.345 (0.110)	0.633 (0.160)

Table 4 summarizes the results for the three performance metrics: the traditional root mean square difference between disaggregated and *in situ* soil moisture (RMSD_{HR}), the disaggregation gain in RMSD relative to the non-disaggregation case (G_{RMSD}) and the proposed metric that combines the disaggregation gain in S, R and B relative to the non-disaggregation case (G_{DOWN}). The correlation coefficient between

performance metric and the disaggregation gain on time series correlation, mean bias and bias in the slope of the linear fit ranges from -0.6 to 0.3 , from -0.1 to 0.6 and from 0.5 to 0.8 , for RMSD_{HR} , G_{RMSD} and G_{DOWN} , respectively. The results thus indicate that G_{DOWN} is a relevant, relatively complete and robust performance metric to evaluate soil moisture downscaling methods using *in situ* measurement time series.

5. Summary and Conclusions

A number of disaggregation methods have been recently developed to improve the spatial resolution of available surface soil moisture products with supposedly satisfying uncertainty. Such downscaled soil moisture datasets are generally evaluated against time series of *in situ* measurements. However, a consistent and robust validation strategy of disaggregation methodologies is currently lacking. To help fill the gap, a new performance metric named G_{DOWN} is proposed to quantitatively assess with a single value the overall gain achieved at high resolution. Especially, the sign of G_{DOWN} (positive in the case of effective disaggregation and negative in the opposite case) is independent of the uncertainties in the low-resolution observation and of the representativeness of localized *in situ* measurements at the target downscaling resolution. The proposed G_{DOWN} has four advantages over the conventional metrics (RMSD, B, σ , R and S): (1) the new performance metric provides an assessment of error statistics relative to the non-disaggregation case (unlike any of the traditional metrics); (2) it takes into account the three main aspects for describing data error structure, which are: R, B and σ (like the RMSD); (3) the sign of G_{DOWN} (positive in the case of effective disaggregation, and negative in the opposite case) remains reliable in the presence of any bias in mean or variance (unlike the RMSD); and (4) the ability to define weights (arbitrarily set to one herein) allows for tuning the sensitivity of G_{DOWN} to each of the three partial gains.

The approach is tested using 1-km resolution DISPATCH soil moisture data and *in situ* measurement time series collected during the 2010–2013 period at six locations in the Haouz plain, central Morocco. A statistically meaningful dataset ensemble is built by comparing DISPATCH and *in situ* data for each station separately, for both SMOS overpass times, for two different DISPATCH count thresholds and for five different time periods (spring, summer, autumn, winter and the whole time series). The traditional root mean square difference between disaggregated and *in situ* soil moisture (RMSD_{HR}), the disaggregation gain in RMSD relative to the non-disaggregation case (G_{RMSD}) and G_{DOWN} are compared with the disaggregation gain at high resolution in terms of precision (time series correlation), efficiency (bias in the slope of the linear fit) and accuracy (mean bias). The correlation coefficient between performance metric and disaggregation gain ranges from -0.6 to 0.3 , from -0.1 to 0.6 and from 0.5 to 0.8 , for RMSD_{HR} , G_{RMSD} and G_{DOWN} , respectively. The results indicate that the traditional RMSD_{HR} is a poor indicator of the overall performance of disaggregation. In contrast, G_{DOWN} is a relevant, relatively complete and robust performance metric to evaluate soil moisture downscaling methods using *in situ* measurement time series.

G_{DOWN} evaluates the downscaling performance by a single value containing information about the relative gain in S, R and B, which may be considered as an asset. Nevertheless, the importance of these three aspects (gain in S, R and B) may be dependent on the application. Some users might need

a very precise (*i.e.*, low noise) measurement, whereas others might require, for instance, low mean bias. Therefore, it might be advantageous to keep the different partial gains separated. Note that one assumption of the presented validation strategy is that no bias correction (in either the mean or the variance) is applied to observed or disaggregated soil moisture datasets. If a bias correction is applied before hand [12,49], G_{DOWN} should be expressed as the disaggregation gain in precision (R) only, by discarding the S and B terms, which would be underdetermined in this case. However, a caveat must be issued regarding bias correction. The bias correction of satellite-derived soil moisture products is generally based on soil moisture climatologies, which do not take into account all fine-scale variabilities (crop irrigation for instance) and/or localized *in situ* measurements, which are not representative at the observation resolution. In such conditions, part of the bias (in both the mean and the variance) between low-resolution observations and reference (climatological or *in situ*) soil moisture data is systematically attributed to the sub-pixel spatial heterogeneity. Any bias removal technique applied at low resolution therefore artificially compensates for spatial heterogeneity effects, whereas disaggregation precisely aims to represent the real sub-pixel spatial variability.

The G_{DOWN} approach has potential for evaluating the downscaling methods dedicated to satellite-derived soil moisture, such as SMOS and SMAP products, and to other geophysical variables available from remote sensing, such as land surface temperature and precipitation. It can also be meaningful for evaluating the downscaled land surface model output [50–53]. Such a quantitative assessment is an essential pre-requisite before downscaled data can be efficiently used in fine-scale application studies. Note that the use of soil moisture data in hydrology generally requires observations deeper than the surface soil layer (the top few cm) sensed by microwave radiometers. Therefore, solving the mismatch in the vertical representation would imply the (temporal) assimilation of superficial data into land surface models, e.g., [49,54], and its combination with (spatial) downscaling [55,56].

Acknowledgments

This study was supported by TREMA (Téledétection et Ressources en Eau en Méditerranée semi-Aride) international laboratory, IRD (Institut de Recherche pour le Développement), CNRS (Centre National de la Recherche Scientifique), MISTRALS (Mediterranean Integrated Studies at Regional and Local Scales)/SICMEDMETASIMand ANR (Agence Nationale de la Recherche) MIXMOD-EANR-13-JS06-0003-01 funding.

Author Contributions

Olivier Merlin produced the DISPATCH dataset over the Haouz plain and proposed the performance metrics. Yoann Malbêteau helped on the pre- and post-processing of DISPATCH data. Youness Notfi undertook the calibration of ground measurements. Stefan Bacon developed the first version of DISPATCH Input Interface. Salah Er-Raki, Saïd Khabba and Lionel Jarlan supervised the collection and processing of *in situ* measurements and helped interpret the results.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

References

1. Owe, M.; de Jeu, R.; Walker, J. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2001**, *39*, 1643–1654.
2. Paloscia, S.; Macelloni, G.; Santi, E.; Koike, T. A multifrequency algorithm for the retrieval of soil moisture on a large scale using microwave data from SMMR and SSM/I satellites. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2001**, *39*, 1655–1661.
3. Wagner, W.; Lemoine, G.; Rott, H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote Sens. Environ.* **1999**, *70*, 191–207.
4. Njoku, E.; Jackson, T.; Lakshmi, V.; Chan, T.; Nghiem, S. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2003**, *41*, 215–229.
5. Naeimi, V.; Scipal, K.; Bartalis, Z.; Hasenauer, S.; Wagner, W. An improved soil moisture retrieval algorithm for ERS and METOP scatterometer observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2009**, *47*, 1999–2013.
6. Kerr, Y.H.; Waldteufel, P.; Wigneron, J.P.; Delwart, S.; Cabot, F.; Boutin, J.; Escorihuela, M.J.; Font, J.; Reul, N.; Gruhier, C.; *et al.* The SMOS mission: new tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proc. IEEE* **2010**, *98*, 666–687.
7. Entekhabi, D.; Njoku, E.G.; O'Neill, P.E.; Kellogg, K.H.; Crow, W.T.; Edelstein, W.N.; Entin, J.K.; Goodman, S.D.; Jackson, T.J.; Johnson, J.; *et al.* The Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission. *Proc. IEEE* **2010**, *98*, 704–716.
8. Chauhan, N.S.; Miller, S.; Ardanuy, P. Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: A microwave-optical/IR synergistic approach. *Int. J. Remote Sens.* **2003**, *24*, 4599–4622.
9. Bindlish, R.; Barros, A.P. Subpixel variability of remotely sensed soil moisture: An inter-comparison study of SAR and ESTAR. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2002**, *40*, 326–337.
10. Pellenq, J.; Kalma, J.; Boulet, G.; Saulnier, G.M.; Wooldridge, S.; Kerr, Y.; Chehbouni, A. A disaggregation scheme for soil moisture based on topography and soil depth. *J. Hydrol.* **2003**, *276*, 112–127.
11. Das, N.N.; Entekhabi, D.; Njoku, E.G.; Shi, J.J.C.; Johnson, J.T.; Colliander, A. Tests of the SMAP combined radar and radiometer algorithm using airborne field campaign observations and simulated data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2014**, *52*, 2018–2028.
12. Entekhabi, D.; Reichle, R.H.; Koster, R.D.; Crow, W.T. Performance metrics for soil moisture retrievals and application requirements. *J. Hydrometeor.* **2010**, *11*, 832–840.
13. Choi, M.; Hur, Y. A microwave-optical/infrared disaggregation for improving spatial representation of soil moisture using AMSR-E and MODIS products. *Remote Sens. Environ.* **2012**, *124*, 259–269.
14. Fang, B.; Lakshmi, V.; Bindlish, R.; Jackson, T.J.; Cosh, M.; Basara, J. Passive microwave soil moisture downscaling using vegetation index and skin surface temperature. *Vadose Zone J.* **2013**, *12*, doi:10.2136/vzj2013.05.0089.

15. Ines, A.V.M.; Mohanty, B.P.; Shin, Y. An unmixing algorithm for remotely sensed soil moisture. *Water Resour. Res.* **2013**, *49*, 408–425.
16. Kim, J.; Hogue, T.S. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2012**, *50*, 446–460.
17. Merlin, O.; Rüdiger, C.; Al Bitar, A.; Richaume, P.; Walker, J.; Kerr, Y. Disaggregation of SMOS soil moisture in southeastern Australia. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2012**, *50*, 1556–1571.
18. Merlin, O.; Escorihuela, M.J.; Mayoral, M.A.; Hagolle, O.; Al Bitar, A.; Kerr, Y. Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: an evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *130*, 25–38.
19. Parinussa, R.; Yilmaz, M.; Anderson, M.; Hain, C.; de Jeu, R. An intercomparison of remotely sensed soil moisture products at various spatial scales over the Iberian Peninsula. *Hydrol. Process* **2013**, *130*, doi:10.1002/hyp.9975.
20. Piles, M.; Camps, A.; Vall-llossera, M.; Corbella, I.; Panciera, R.; Rüdiger, C.; Kerr, Y.H.; Walker, J.P. Downscaling SMOS-derived soil moisture using MODIS visible/infrared data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2011**, *49*, 3156–3165.
21. Sánchez-Ruiz, S.; Piles, M.; N. Sánchez, J.M.; Vall-llossera, M.; Camps, A. Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *J. Hydrol.* **2014**, *516*, 273–283.
22. Shin, Y.; Mohanty, B.P. Development of a deterministic downscaling algorithm for remote sensing soil moisture footprint using soil and vegetation classifications. *Water Resour. Res.* **2013**, *49*, 6208–6228.
23. Song, C.; Jia, L.; Menenti, M. Retrieving high-resolution surface soil moisture by downscaling AMSR-E brightness temperature using MODIS LST and NDVI data. *IEEE J. Select Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2014**, *7*, 935–942.
24. Srivastava, P.K.; Han, D.; Rico-Ramirez, M.A.; Al-Shrafany, D.; Islam, T. Data fusion techniques for improving soil moisture deficit using SMOS satellite and WRF-NOAH land surface model. *Water Resour. Manag.* **2013**, *27*, 5069–5087.
25. Srivastava, P.K.; Han, D.; Ramirez, M.R.; Islam, T. Machine learning techniques for downscaling SMOS satellite soil moisture using MODIS land surface Temperature for Hydrological Application. *Water Resour. Manag.* **2013**, *27*, 3127–3144.
26. Zhao, W.; Li, A. A downscaling method for improving the spatial resolution of AMSR-E derived soil moisture product based on MSG-SEVIRI data. *Remote Sens.* **2013**, *5*, 6790–6811.
27. Merlin, O.; Jacob, F.; Wigneron, J.P.; Walker, J.; Chehbouni, G. Multi-dimensional disaggregation of land surface temperature using high-resolution red, near-infrared, shortwave-infrared and microwave-L bands. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2012**, *50*, 1864–1880.
28. Agam, N.; Kustas, W.P.; Anderson, M.C.; Li, F.; Neale, C.M.U. A vegetation index based technique for spatial sharpening of thermal imagery. *Remote Sens. Environ.* **2007**, *107*, 545–558.
29. Bindhu, V.; Narasimhan, B.; Sudheer, K. Development and verification of a non-linear disaggregation method (NL-DisTrad) to downscale MODIS land surface temperature to the spatial scale of Landsat thermal data to estimate evapotranspiration. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *135*, 118–129.

30. Mechri, R.; Ottlé, C.; Pannekoucke, O.; Kallel, A. Genetic particle filter application to land surface temperature downscaling. *J. Geophys. Res.: Atmos.* **2014**, *119*, 2131–2146, doi:10.1002/2013JD020354.
31. Merlin, O.; Duchemin, B.; Hagolle, O.; Jacob, F.; Coudert, B.; Chehbouni, G.; Dedieu, G.; Garatuza, J.; Kerr, Y. Disaggregation of MODIS surface temperature over an agricultural area using a time series of Formosat-2 Images. *Remote Sens. Environ.* **2010**, *114*, 2500–2512, doi:10.1016/j.rse.2010.05.025.
32. Zhan, W.; Chen, Y.; Zhou, J.; Wang, J.; Liu, W.; Voogt, J.; Zhu, X.; Quan, J.; Li, J. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: Literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *131*, 119–139, doi:10.1016/j.rse.2012.12.014.
33. Merlin, O.; Walker, J.P.; Kalma, J.D.; Kim, E.J.; Hacker, J.; Panciera, R.; Young, R.; Summerell, G.; Hornbuckle, J.; Hafeez, M.; Jackson, T.J. The NAFE'06 data set: towards soil moisture retrieval at intermediate resolution. *Adv. Water Resour.* **2008**, *31*, 1444–1455.
34. Peischl, S.; Walker, J.P.; Rüdiger, C.; Ye, N.; Kerr, Y.H.; Kim, E.; Bandara, R.; Allahmoradi, M. The AACES field experiments: SMOS calibration and validation across the Murrumbidgee River catchment. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2012**, *16*, 1697–1708.
35. Duchemin, B.; Hadria, R.; Er-Raki, S.; Boulet, G.; Maisongrande, P.; Chehbouni, A.; Escadafal, R.; Ezzahar, J.; Hoedjes, J.; Kharrou, M.; *et al.* 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. *Agr. Water Manag.* **2006**, *79*, 1–27.
36. Er-Raki, S.; Chehbouni, A.; Guemouria, N.; Duchemin, B.; Ezzahar, J.; Hadria, R. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agr. Water Manag.* **2007**, *87*, 41–54.
37. Chehbouni, A.; Escadafal, R.; Duchemin, B.; Boulet, G.; Simonneaux, V.; Dedieu, G.; Mougnot, B.; Khabba, S.; Kharrou, H.; Maisongrande, P.; *et al.* An integrated modelling and remote sensing approach for hydrological study in arid and semi-arid regions: the SUDMED Programme. *Int. J. Remote Sens.* **2008**, *29*, 5161–5181.
38. Khabba, S.; Jarlan, L.; Er-Raki, S.; Page, M.L.; Ezzahar, J.; Boulet, G.; Simonneaux, V.; Kharrou, M.H.; Hanich, L.; Chehbouni, G. The SudMed program and the Joint International Laboratory TREMA: A decade of water transfer study in the Soil-Plant-Atmosphere system over irrigated crops in semi-arid area. *Proced. Environ. Sci.* **2013**, *19*, 524–533.
39. Hassan, Q.K.; Bourque, C.P.A.; Meng, F.R.; Cox, R.M. A wetness index using terrain-corrected surface temperature and Normalized Difference Vegetation Index derived from standard MODIS products: an evaluation of its use in a humid forest-dominated region of eastern Canada. *Sensors* **2007**, *7*, 2028–2048.
40. Hais, M.; Kucerab, T. The influence of topography on the forest surface temperature retrieved from Landsat TM, ETM + and ASTER thermal channels. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2009**, *64*, 585–591.

41. Van doninck, J.; Peters, J.; de Baets, B.; de Clercq, E.M.; Ducheyne, E.; Verhoest, N.E.C. Influence of topographic normalization on the vegetation index-surface temperature relationship. *J. Appl. Remote Sens.* **2012**, *6*, doi:10.1117/1.JRS.6.063518.
42. Allen, R.G.; Pereira, L.S.; Raes, D.; Smith, M. *Crop Evapotranspiration—Guidelines for Computing Crop Water Requirements*; FAO Irrigation and Drainage Paper 56; FAO: Rome, Italy, 1998.
43. Brisson, N.; Perrier, A. A semiempirical model of bare soil evaporation for crop simulation models. *Water Resour. Res.* **1991**, *7*, 719–727.
44. Cosby, B.J.; Hornberger, G.M.; Clapp, R.B.; Ginn, T.R. A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resour. Res.* **1984**, *20*, doi:10.1029/WR020i006p00682.
45. Kerr, Y.; Jacqueline, E.; al Bitar, A.; Cabot, F.; Mialon, A.; Richaume, P.; Quesney, A.; Berthon, L. *CATDS SMOS L3 Soil Moisture Retrieval Processor: Algorithm Theoretical Baseline Document (ATBD)*; CESBIO: Toulouse, France, 2013.
46. Berthon, L.; Mialon, A.; Cabot, F.; al Bitar, A.; Richaume, P.; Kerr, Y.; Leroux, D.; Bircher, S.; Lawrence, H.; Quesney, A.; *et al.* *CATDS Level 3 Data Product Description—Soil Moisture and Brightness Temperature Part*; CESBIO: Toulouse, France, 2012.
47. Malbêteau, Y.; Merlin, O.; Molero, B.; Rüdiger, C.; Bacon, S. DISPATCH as a tool for improving validation strategies of coarse-scale remotely sensed soil moisture: Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. *Int. J. Appl. Earth Obs. GeoInf.* **2015**. submitted.
48. Budyko, M.I. *Heat Balance of the Earth's Surface*; Gidrometeoizdat: Leningrad, Russia, 1956; p. 255.
49. Reichle, R.H.; Koster, R.D.; Liu, P.; Mahanama, S.P.P.; Njoku, E.G.; Owe, M. 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.* **2007**, *112*, doi:10.1029/2006JD008033.
50. Long, D.; Scanlon, B.R.; Longuevergne, L.; Sun, A.Y.; Fernando, D.N.; Himanshu, S. GRACE satellite monitoring of large depletion in water storage in response to the 2011 drought in Texas. *Geophys. Res. Lett.* **2013**, *40*, 3395–3401.
51. Long, D.; Longuevergne, L.; Scanlon, B.R. Uncertainty in evapotranspiration from land surface modeling, remote sensing, and GRACE satellites. *Water Resour. Res.* **2014**, *50*, 1131–1151, doi:10.1002/2013WR014581.
52. Xia, Y.; Mitchell, K.; Ek, M.; Sheffield, J.; Cosgrove, B.; Wood, E.; Luo, L.; Alonge, C.; Wei, H.; Meng, J.; *et al.* Continental-scale water and energy flux analysis and validation for the North American Land Data Assimilation System project phase 2 (NLDAS-2): 1. Intercomparison and application of model products. *J. Geophys. Res.: Atmos.* **2012**, *117*, doi:10.1029/2011JD016048.
53. Xia, Y.; Mitchell, K.; Ek, M.; Cosgrove, B.; Sheffield, J.; Luo, L.; Alonge, C.; Wei, H.; Meng, J.; Livneh, B.; *et al.* Continental-scale water and energy flux analysis and validation for North American Land Data Assimilation System project phase 2 (NLDAS-2): 2. Validation of model-simulated streamflow. *J. Geophys. Res.: Atmos.* **2012**, *117*, doi:10.1029/2011JD016051.

54. Sabater, J.M.; Jarlan, L.; Calvet, J.C.; Bouyssel, F.; de Rosnay, P. From near-surface to root-zone soil moisture using different assimilation techniques. *J. Hydrometeor.* **2007**, *8*, 194–206. doi:10.1175/JHM571.1.
55. Merlin, O.; Chehbouni, G.; Boulet, G.; Kerr, Y. Assimilation of disaggregated microwave soil moisture into a hydrologic model using coarse-scale meteorological data. *J. Hydrometeor.* **2006**, *7*, 1308–1322.
56. Bandara, R.; Walker, J.P.; Rüdiger, C.; Merlin, O. Towards soil property retrieval from space: An application with disaggregated satellite observations. *J. Hydrol.* **2015**, doi:10.1016/j.jhydrol.2015.01.018.

© 2015 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).